

Análise da volatilidade no indicador diário de atividade económica

Dissertação de Mestrado

João Gonçalo Raposo Soares

Mestrado em

Ciências Económicas e Empresariais



Análise da volatilidade no indicador diário de atividade económica

Dissertação de Mestrado

João Gonçalo Raposo Soares

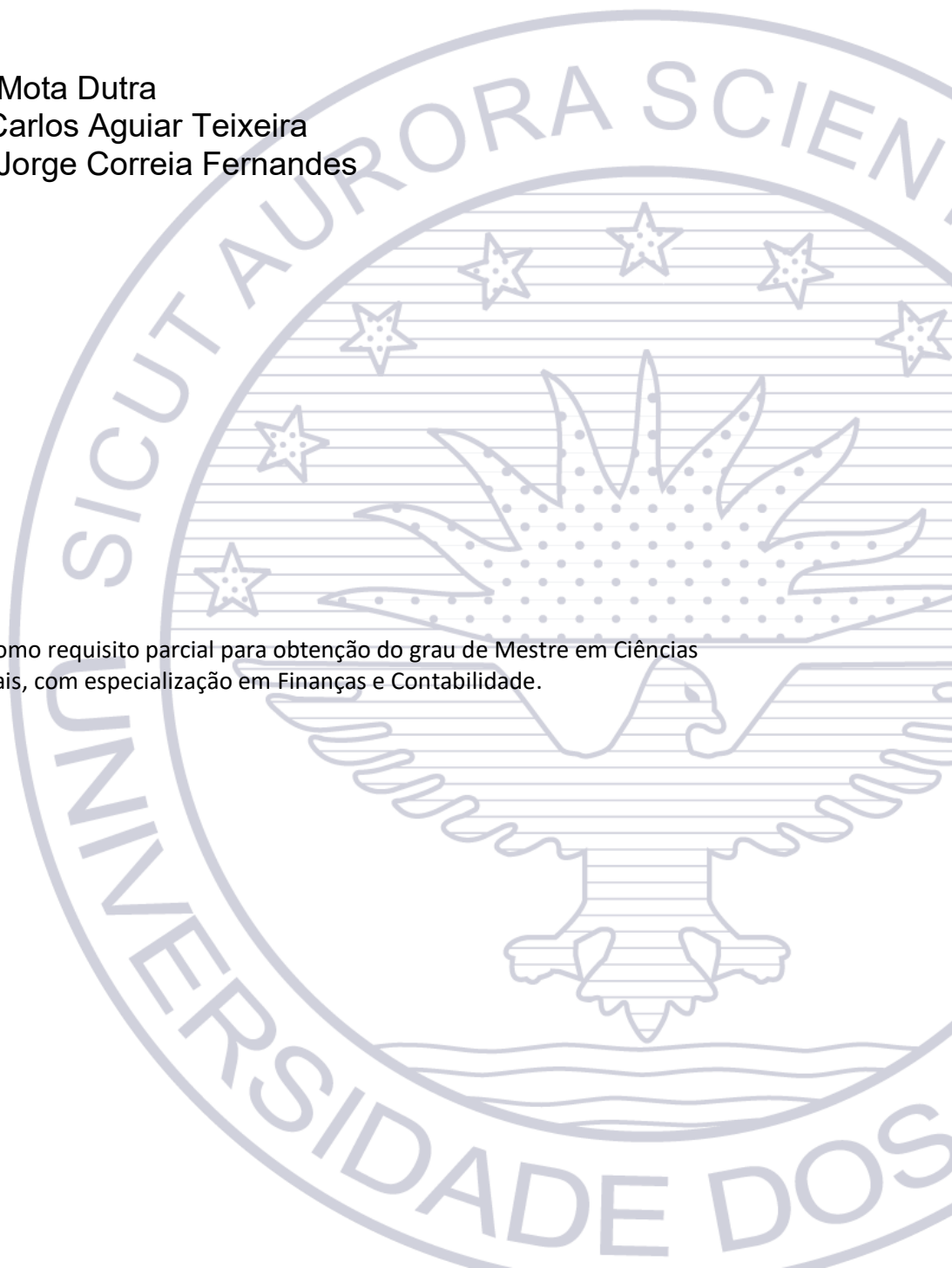
Orientadores

Prof. Doutor Tiago Mota Dutra

Prof. Doutor João Carlos Aguiar Teixeira

Prof. Doutor Mário Jorge Correia Fernandes

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciências Económicas e Empresariais, com especialização em Finanças e Contabilidade.



RESUMO

Essa dissertação analisa a volatilidade do Indicador Diário de Atividade Económica (IDAE) de Portugal, divulgado pelo Banco de Portugal, utilizando dados diários entre 2020 e 2024 e modelos GARCH (GARCH, GARCH-M e T-GARCH) com distribuições Normal, *t-Student* e *Generalized Error Distribution* – GED. O modelo T-GARCH com GED apresentou o melhor ajustamento, captando persistência e assimetria negativa significativa, indicando maior impacto dos choques positivos na volatilidade. Foi encontrada uma relação negativa estatisticamente significativa entre a volatilidade e o IDAE, embora não no modelo de melhor ajustamento para a amostra global. Análises de subperíodos (COVID-19 e conflitos geopolíticos) confirmaram a persistência da volatilidade e mostram que a assimetria depende do contexto temporal, dimensão da amostra e tipo de distribuição probabilística usada. O estudo destaca o valor dos dados de alta frequência para captar efeitos subestimados e sugere que futuros trabalhos ampliem o horizonte temporal, incluam ciclos económicos variados e testes distribuições alternativas para robustez.

Palavras-chave: volatilidade; efeitos de assimetria; atividade económica.

ABSTRACT

This dissertation examines the volatility of Portugal's Daily Economic Activity Indicator (IDAE) from 2020 to 2024 using GARCH models (GARCH, GARCH-M, and T-GARCH) with Normal, t-Student, and GED distributions. The T-GARCH with GED provided the best fit, capturing persistence and significant negative asymmetry, indicating a stronger impact of positive shocks on volatility. A statistically significant negative relationship between volatility and IDEA was found, though not in the best-fitting full-sample model. Sub-period analyses (COVID-19 and geopolitical conflicts) confirm volatility persistence and reveal that asymmetry depends on timing, sample size, and type of error distribution used. Sub-period analyses (COVID-19 and geopolitical conflicts) confirmed volatility persistence. The study highlights the value of high-frequency data for uncovering often underestimated effects and suggests future research extends time horizons, including various economic cycles, and test alternative distributions for robustness.

Keywords: volatility; asymmetry effects; economic activity.

ÍNDICE

RESUMO	i
ÍNDICE.....	iii
LISTA DE TABELAS	iv
LISTA DE FIGURAS	v
LISTA DE ABREVIATURAS.....	vi
CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO.....	1
CAPÍTULO II – REVISÃO DE LITERATURA	4
2.1 A relação entre a volatilidade e o crescimento do produto	4
2.1.1 Relação positiva	4
2.1.2 Relação negativa.....	5
2.1.3 Relação neutra	8
CAPÍTULO III – DADOS E ABORDAGEM METODOLÓGICA	10
3.1 Dados e estatísticas descritivas.....	10
3.2 Estacionariedade da série temporal	14
3.3 Modelos GARCH.....	16
CAPÍTULO IV – ANÁLISE DOS RESULTADOS	20
4.1 Resultados obtidos assumindo uma distribuição normal	20
4.2 Resultados obtidos assumindo uma distribuição <i>t-student</i>	23
4.3 Resultados obtidos assumindo uma distribuição GED.....	26
CAPÍTULO V – TESTES ADICIONAIS	33
5.1. Resultados obtidos assumindo uma distribuição normal para o período 2020 – 2021 (Covid-19)	33
5.2. Resultados obtidos assumindo uma distribuição normal para o período 2022 – 2024	37
CAPÍTULO VI - CONCLUSÃO	42
REFERÊNCIAS	45

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatísticas descritivas	14
Tabela 2 - Teste de Augmented Dickey-Fuller.....	16
Tabela 3 - Teste de Phillips-Perron	16
Tabela 4 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição normal.....	23
Tabela 5 - Estimação dos modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição t-student.....	25
Tabela 6 - Estimação dos modelos GARCH-M (σ) e T-GARCH para as distribuições normal e t-student.....	26
Tabela 7 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição GED.....	28
Tabela 8 - Estimação da log-verosimilhança e critérios de informação para os melhores modelos de cada distribuição probabilística.....	29
Tabela 9 - Estimação da log-verosimilhança e critérios de informação para todos os modelos de cada distribuição probabilística.....	31
Tabela 10 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição normal.....	35
Tabela 11 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição t-student.....	36
Tabela 12 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição GED.....	36
Tabela 13 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição normal.....	39
Tabela 14 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição t-student.....	39
Tabela 15 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição GED.....	40

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Representação gráfica da média móvel diária do indicador diário de atividade económica em Portugal de 2020 a 2024.....	13
---	----

LISTA DE ABREVIATURAS

ADF. *Augmented Dickey-Fuller*
AIC. Critério de Informação de *Akaike*
ARCH-M. *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in Mean*
BCE. Banco Central Europeu
BdP. Banco de Portugal
EUA. Estados Unidos da América
G3. Grupo dos Três
G7. Grupo dos Sete
GARCH. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*
GARCH-M. *GARCH-in-mean*
GED. *Generalized error distribution*
HQC. Critério de *Hannan-Quinn*
IDAE. Indicador Diário de Atividade Económica
OCDE. Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Económico
PIB. Produto Interno Bruto
PNB. Produto Nacional Bruto
PP. *Phillips-Perron*
SIC. Critério de Informação de *Bayesiana Schwarz*
T-GARCH. *Threshold GARCH*

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO

As flutuações económicas e o seu impacto no crescimento económico têm sido analisados, ao longo do tempo, como problemas distintos no âmbito da economia. Contudo, a literatura mais recente tem explorado a possibilidade de uma relação entre a volatilidade das flutuações económicas e o crescimento económico. Esta relação, segundo diferentes teorias macroeconómicas desenvolvidas nas últimas décadas, pode ser negativa, nula ou positiva, mas permanece uma questão equívoca, carecendo de evidências empíricas robustas.

Com o objetivo de contribuir para esta área de estudo, a presente dissertação investiga a relação entre a volatilidade das flutuações económicas e o crescimento económico, utilizando como *proxy* ao crescimento económico, um indicador económico de alta frequência criado recentemente em Portugal – o Indicador Diário de Atividade Económica (IDAE) –, no período compreendido entre janeiro de 2020 e novembro de 2024. Este indicador, disponibilizado pelo Banco de Portugal (BdP), permite uma análise de dados de alta frequência, visando colmatar a insuficiência de estudos empíricos que recorram a um indicador de tão elevada frequência como é o IDAE.

A relevância desta investigação é reforçada pelos impactos significativos de eventos globais recentes, como a pandemia da COVID-19, a guerra entre a Rússia e a Ucrânia, e o conflito armado entre Israel e o Hamas. Estes acontecimentos abalaram a economia global, destacando a importância de indicadores económicos de alta frequência, como o IDAE, que permitem uma análise mais célere e ajustada às dinâmicas económicas, em contraste com o Produto Interno Bruto (PIB), cuja recolha e divulgação apresentam desfasamentos temporais, e as suas dinâmicas são apresentadas com muito menor frequência.

Para aprofundar a compreensão desta relação, é utilizada uma abordagem metodológica baseada em modelos econométricos, com recurso a modelos da família GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*). Como principais objetivos de investigação, este trabalho terá a necessidade de descobrir o melhor modelo de previsão de volatilidade; qual a configuração de distribuição de probabilidade dos erros que produz o melhor modelo (i.e., distribuição normal; distribuição *t-Student*, ou *Generalized Error Distribution* (GED), e a existência de efeitos assimétricos, i.e., a

existência de uma correlação negativa entre choques positivos, ou negativos, na volatilidade futura, entre outros efeitos heterocedásticos.

No âmbito deste trabalho é desenvolvida uma análise abrangente para o período total de janeiro de 2020 a novembro de 2024, através de uma série de dados com uma periodicidade diária, calculados através de uma média móvel semanal. Adicionalmente, são analisados dois subperíodos distintos, correspondentes a eventos globais específicos: janeiro de 2020 a dezembro de 2021 (pandemia da COVID-19) e janeiro de 2022 a novembro de 2024 (guerra Rússia-Ucrânia e conflito Israel-Hamas). Esta divisão temporal em dois subperíodos distintos permite uma análise mais pormenorizada das dinâmicas económicas durante momentos de elevada incerteza. O primeiro subperíodo correspondente à pandemia da Covid-19 (janeiro de 2020 a dezembro de 2021) e reflete um contexto de disrupções económicas generalizadas, confinamentos generalizados e uma aplicação de políticas económicas sem precedentes. Por outro lado, o segundo subperíodo associado à guerra entre a Rússia e a Ucrânia e ao conflito Israel-Hamas (janeiro de 2022 a novembro de 2024), apesar de não ter tido o impacto da COVID-19 na economia global, caracteriza-se por um período de choques de natureza distinta, como a crise energética e os efeitos da incerteza geopolítica.

A previsão rigorosa da volatilidade económica reveste-se de importância fundamental para os bancos centrais no âmbito da definição e implementação das suas políticas monetárias. Modelos robustos de previsão de volatilidade permitem antecipar a instabilidade e os riscos inerentes a choques económicos, contribuindo para decisões informadas que visam assegurar a estabilidade financeira e a contenção da inflação. Assim, a capacidade de modelar e prever a volatilidade de forma eficaz constitui um elemento essencial para o apoio à formulação de políticas monetárias que promovam a resiliência e o equilíbrio da economia em contextos de incerteza.

Os resultados obtidos permitem concluir que, na análise da volatilidade do IDAE para o período de 2020 a 2024, o modelo T-GARCH com distribuição GED apresentou a melhor qualidade de ajustamento, com um coeficiente de assimetria negativo e estatisticamente significativo, indicando que choques positivos têm um impacto mais acentuado na volatilidade do que choques negativos de igual magnitude. Durante o período pandémico (2020-2021), devido às limitações da amostra, apenas foi possível

estimar o modelo T-GARCH, destacando-se a especificação com erros GED como a mais adequada para descrever a volatilidade do IDAE nesse intervalo. Para o subperíodo marcado pelos conflitos geopolíticos (2022-2024), foram estimados os modelos GARCH (1,1) e T-GARCH, tendo o GARCH (1,1) sido selecionado como o que melhor qualidade de ajustamento permitia à volatilidade do IDAE.

Com esta dissertação procura-se colmatar lacunas identificadas na literatura existente, nomeadamente no que diz respeito à escassez de evidências empíricas que explorem, de forma aprofundada, a relação entre a volatilidade e o crescimento económico com recurso a dados de alta frequência, para Portugal. Ao incorporar análises que têm vindo a ser desenvolvidas nas últimas décadas, esta investigação visa desafiar a tese amplamente difundida de que a volatilidade e o crescimento económico são fenómenos dissociados, contribuindo assim para um entendimento mais robusto e refinado desta dinâmica.

A dissertação dividir-se-á em seis capítulos. No primeiro capítulo será desenvolvida uma introdução ao tema a abordar, seguido de um capítulo onde será abordada uma revisão da literatura que fundamenta o trabalho. Numa terceira fase será feita uma introdução aos dados submetidos relativos ao IDAE, assim como uma abordagem metodológica dos modelos econométricos de previsão de volatilidade utilizados, seguida da análise de resultados aos testes efetuados, recorrendo a uma análise dos *outputs* obtidos através do *software EViews*. No Capítulo V, serão analisados os resultados obtidos para as duas subamostras supramencionadas. Por fim, serão apresentadas as conclusões gerais do trabalho.

CAPÍTULO II – REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo tem por objetivo analisar a literatura existente sobre a relação entre a volatilidade e o crescimento do produto. Nos subcapítulos seguintes será realizada uma revisão de literatura que reúne os contributos sobre esta temática nas últimas décadas, procurando identificar padrões e interações entre estes dois indicadores. Além disso, este capítulo explora a relevância da literatura existente para os objetivos e enquadramento do presente trabalho.

2.1 A relação entre a volatilidade e o crescimento do produto

O crescimento do produto e as flutuações dos ciclos económicos têm sido, ao longo dos anos, tratados como problemas separados na macroeconomia. Embora um conjunto de contribuições nos anos 80 tenha integrado as teorias dos ciclos económicos nos seus modelos, nenhuma consideração foi dada à possibilidade de a variabilidade dos ciclos económicos estar relacionada com a taxa de crescimento económica do produto. Esta aparente dicotomia na teoria macroeconómica entre o crescimento do produto e a variabilidade das flutuações económicas deu aso, nos últimos 30 anos, a um conjunto de teorias que relacionam estas variáveis, e que preveem 3 tipos diferentes de relação: positiva, negativa, e até nula (Fountas & Karanasos, 2006).

2.1.1 Relação positiva

Com o objetivo de testar a hipótese de Black (1987) sobre os ciclos económicos, de que a volatilidade tinha um efeito positivo no crescimento do produto, Caporale e McKiernan (1998) estimaram um modelo denominado por *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-in-mean* (ARCH-M) para analisar a relação entre o desvio padrão condicional do Produto Nacional Bruto (PNB) dos Estados Unidos da América (EUA) e as taxas de crescimento do produto entre 1871 e 1993. Este período inclui tanto fases de elevado crescimento económico do produto, quanto episódios de grande volatilidade, como a Crise Financeira de 2007 e a Grande Depressão. O desfecho deste estudo corroborou a hipótese de Black (1987), ao descobrirem que a volatilidade tinha um impacto significativo no aumento das taxas de crescimento do produto. Estas conclusões suportam ainda o trabalho teórico desenvolvido anteriormente por Mirman (1971), assim como os estudos empíricos de Kormendi e Meguire (1985) e Grier e Tullock (1989).

Mais tarde, Fountas e Karanasos (2006), com o objetivo de traçar uma relação entre o crescimento do produto e o crescimento da volatilidade recorrem a uma bateria de modelos GARCH e a indicadores que servem de *proxies* do produto, e utilizando uma

longa série de dados (1850-1999) para os países do G3 (i.e., Alemanha, EUA e Japão). Desta forma, a conclusão obtida apontou para que, em dois destes países, o crescimento da volatilidade estivesse diretamente associado a uma maior taxa de crescimento do produto.

Mais recentemente, Lee (2009), recorrendo igualmente a um conjunto dinâmico de modelos GARCH, analisou o logaritmo do índice de produção industrial dos países do G7 (Alemanha, Canadá, Estados Unidos da América, França, Itália, Japão e Reino Unido) para o período compreendido entre 1965 e 2007, onde obteve igualmente resultados que apontam para a não rejeição da hipótese de que maior crescimento da volatilidade está associado a um maior crescimento do produto.

Os estudos de Caporale e McKiernan (1998) comprovam empiricamente a hipótese de Black (1987), sugerindo uma relação positiva entre a volatilidade e o crescimento económico. Essa abordagem foi aprofundada por Fountas e Karanasos (2006), que ampliaram o contexto para incluir diferentes países (*cross-country*) e períodos (*cross-time*), reforçando a ideia de que, em certas economias desenvolvidas, como Alemanha e Japão, a volatilidade pode impulsionar o crescimento económico. Adicionalmente, Lee (2009) incorporou o índice de produção industrial, demonstrando a robustez desses resultados num grupo mais amplo de países, o G7, e em períodos mais recentes, sugerindo que a relação positiva pode ser persistente em diferentes contextos espaciais e temporais.

2.1.2 Relação negativa

Tal como existem resultados empíricos de estudos que suportam a tese de que a relação entre a volatilidade e o crescimento do produto é positiva, provas que contrapõem esta tese existem, e em algum número.

Bernanke (1983) argumenta o tópico da relação entre a volatilidade e o crescimento económico de um ponto de vista mais teórico, onde defende que esta relação será negativa como consequência do facto da volatilidade dificultar o investimento e que, com isto e devido à sua natureza, faça com que o crescimento do produto no longo prazo saia prejudicado.

Zarnowitz e Moore (1986), subdividindo uma série de dados do PNB dos EUA (1903-1981) em seis subperíodos, onde cada período tinha experienciado entre duas a quatro flutuações económicas, descobriram que a taxa de crescimento do PNB dos EUA tendia a ser menor nos períodos de maior volatilidade.

Para países da Europa e países industrializados, Martin e Rogers (1998) analisaram o impacto do fenómeno, *learning by doing*, na relação entre a taxa de crescimento de longo prazo e a ciclicidade económica e descobriram uma relação fortemente significativa e negativa entre o crescimento do produto e o seu desvio padrão. Contudo, não foi encontrada qualquer tipo de evidência de uma relação para um conjunto de países em desenvolvimento. Estes mesmos autores descobriram igualmente que países que apresentem uma maior volatilidade na taxa de desemprego tendem a apresentar menores taxas de crescimento do produto.

Ramey e Ramey (1995), numa análise empírica à relação entre a volatilidade e o crescimento económico, usando duas séries de dados, uma para um conjunto de 92 países (1960-1985) e outra para um conjunto de 24 países da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Económico (OCDE) (1950-1988), descobriram uma forte relação negativa entre a volatilidade macroeconómica e o crescimento do produto no longo prazo.

Fatás (2002), numa busca pelos efeitos dos ciclos económicos no crescimento económico, conseguiu obter evidências empíricas de efeitos dos ciclos económicos no crescimento para uma série de 98 países, onde prova a existência de uma correlação entre ambos, defendendo a tese de que países com maiores flutuações económicas apresentassem taxas de crescimento de longo prazo menores. Conseguiu ainda concluir que esta relação negativa não era igualmente observável para todos os países, pois o efeito dos ciclos económicos era muito maior para países pobres, ou países com menor grau de desenvolvimento financeiro.

Novamente para uma série de dados de taxa de crescimento trimestral do PNB dos EUA, referente ao período entre 1947 e 1998, Henry e Olekalns (2002) obtiveram prova empírica que aponta para uma assimetria no crescimento económico, i.e., que o crescimento económico é mais rápido e visível aquando de um período de recuperação de uma recessão. Estes utilizam a ideia defendida por Beaudry and Koop (1993) de que a “atual profundidade da recessão” gera um efeito assimétrico no crescimento do produto.

Kose et al. (2005) analisaram o efeito da globalização na relação entre a volatilidade macroeconómica e o crescimento do produto, para um conjunto de dados que incluía dados económicos de 4 décadas, 1960-2000, para 85 países, dos quais 21 pertenciam a um grupo de países industriais, e os restantes 64 a um grupo de países em desenvolvimento. O conjunto de dados dos países em desenvolvimento foram separados em dois grupos, um grupo de países onde a sua economia encontrava-se mais integrada

na economia mundial (23) e o outro num conjunto de países com um maior grau de integração na economia mundial (41). A principal conclusão deste estudo empírico foi de que a relação entre a volatilidade e o crescimento do produto é negativa, porém, enquanto a relação entre a volatilidade e o crescimento do produto comportou-se de forma idêntica até aos anos 90, com a maior integração das economias na economia mundial através do maior grau de abertura comercial e financeira, esta relação negativa tendeu a ser atenuada por esta globalização das economias.

Lin e Kim (2013) analisaram a relação entre a o crescimento da volatilidade e o do produto em 158 países, entre 1960 e 2010. Descobriram que a volatilidade influencia significativamente o crescimento económico e destacaram a importância das políticas de estabilização como resposta a flutuações de curto prazo, bem como o seu contributo para o crescimento de longo prazo. Os seus resultados empíricos apontam igualmente para um efeito negativo da volatilidade no crescimento económico. Os resultados mostram que economias mais estáveis tendem a crescer mais rapidamente e que as políticas de estabilização económica contribuem ativamente para o crescimento económico.

Mais recentemente, numa análise à performance do crescimento económico do Brasil, Arbache e Sarquis (2018) apontam para um caso claro do efeito negativo da volatilidade no crescimento do produto. Estes autores referem que, apesar da capacidade de crescer a elevadas taxas, o crescimento do produto deste país tem sido deficitário, como resultado da elevada volatilidade que se fez sentir nesta economia durante as últimas décadas, volatilidade esta que manifesta o seu efeito nas mais diferentes variáveis económicas e financeiras, como é o exemplo da produtividade dos fatores que tem crescido a taxas inferiores à verificada para países da OCDE.

Em contraste, a tese de uma relação negativa entre a volatilidade e o crescimento foi explorada teoricamente por Bernanke (1983), que destacou os desafios impostos pela incerteza do investimento de longo prazo. Este argumento teórico foi reforçado pelos achados empíricos de Zarnowitz e Moore (1986), que observaram menores taxas de crescimento em períodos de maior volatilidade nos EUA. Estudos posteriores, como os de Ramey e Ramey (1995) e Martin e Rogers (1998), expandiram esta análise a países europeus e em desenvolvimento, indicando que a relação negativa é particularmente acentuada em economias menos desenvolvidas ou com menor desenvolvimento financeiro. Por outro lado, Fatás (2002) identificou que as flutuações económicas têm

efeitos desiguais, afetando de forma mais acentuada países pobres, enquanto economias desenvolvidas apresentam maior resiliência.

2.1.3 Relação neutra

Na literatura macroeconómica também existe espaço para quem defenda a ausência de relação entre a volatilidade e o crescimento do produto.

Fang e Miller (2008) examinaram o efeito do período amplamente conhecido por *The Great Moderation* (1984-2007), período este que se caracterizou pela estabilidade macroeconómica dos EUA, na relação entre a volatilidade e o crescimento do produto. Para isto os autores recorreram a uma série de dados da taxa de variação homóloga trimestral do PNB dos EUA, para o período entre 1947 e 2006. Desta forma, e recorrendo especificações do modelo denominado de *Autoregressive Conditional Heterocedasticity* (ARCH), como foi o caso do GARCH, com o *GARCH-in-mean* (GARCH-M), e à especificação *ARCH-in-mean* (ARCH-M), os autores obtiveram como principal conclusão desta análise empírica de que não existe uma relação significativa entre a volatilidade e as taxas de crescimento do produto, tal como até algumas décadas atrás a macroeconomia tratava esta relação.

No mesmo ano, Araújo et al. (2008) estudaram a ciclicidade da economia brasileira e o seu impacto nas taxas de crescimento do produto *per capita* do Brasil, para um extenso período de cerca de um século e meio (1850-2000), com o mesmo objetivo, *i.e.*, de analisar a relação entre a volatilidade e crescimento do produto, mas agora para a economia brasileira. Utilizando uma série de dados do PNB do Brasil para o período supramencionado, perceberam que os comportamentos das oscilações cíclicas do Brasil assumiam características distintas das já averiguadas para outros países, e que com isto a volatilidade e o crescimento do produto podem não estar fortemente correlacionados, o que significa que as políticas adotadas pelo país com o objetivo de atenuar os ciclos económicos poderiam não contribuir para o crescimento do produto no longo prazo.

A possibilidade de uma relação nula é sugerida por Fang e Miller (2008), cujos resultados apoiam a tese que dominava a macroeconomia até ao início de estudos que provaram empiricamente a existência de uma relação, quer positiva ou negativa. Este ponto foi complementado por Araújo et al. (2008), que identificaram padrões únicos na economia brasileira, indicando que, em certos contextos, a volatilidade não apresenta um impacto significativo no crescimento económico, sugerindo a necessidade de considerações mais contextuais nas políticas macroeconómicas.

Embora a literatura revele uma diversidade de conclusões sobre a relação entre volatilidade e crescimento económico, poucos estudos abordam diretamente os efeitos assimétricos dessa relação em contextos específicos, como o impacto de períodos de recessão e expansão, em Portugal. Este aspeto oferece um espaço importante para contribuições adicionais, como o presente trabalho, que se propõe a integrar estas perspetivas num modelo que considera as dinâmicas contemporâneas da atividade económica e o seu impacto.

CAPÍTULO III – DADOS E ABORDAGEM METODOLÓGICA

Este capítulo tem como objetivo a apresentação dos dados sob análise, assim como a metodologia econométrica utilizada e seus pressupostos.

3.1 Dados e estatísticas descritivas

Com o propósito de ir ao encontro dos objetivos definidos para esta investigação, foi extraída do BdP uma série de dados correspondente à variação homóloga do Indicador Diário de Atividade Económica (IDAE) para Portugal. Esta série é apresentada numa frequência diária, que também pode ser traduzida sob forma de uma média móvel semanal, em forma de percentagem e abrange o período de janeiro de 2020 a novembro de 2024.

Porque a identificação do modelo de previsão de volatilidade mais adequado constitui uma mais-valia significativa para instituições como o Banco Central Europeu (BCE) e outros bancos centrais, na medida em que fornece a ferramenta analítica fundamental para a formulação e calibração da política monetária, compreender a dinâmica da volatilidade económica permite antecipar episódios de instabilidade e ajustar, de forma mais eficaz, os instrumentos de política, promovendo uma resposta mais célere e eficaz perante choques económicos. Até recentemente, disrupções na economia com impacto no consumo e a poupança dos agregados familiares não podiam ser mensuradas com base em dados de alta frequência. Normalmente, o efeito destas disrupções era analisado em períodos de maior desfasamento temporal, i.e., trimestralmente ou anualmente. No entanto, a pandemia de COVID-19, em março de 2020, evidenciou a necessidade de indicadores mais dinâmicos. Durante esse período, o confinamento obrigatório resultou numa crise de pânico de compra, levando ao aumento do *stock* de bens essenciais e a uma contração significativa das deslocações, tanto locais quanto internacionais.

Dado esta realidade, tornou-se crucial recorrer a dados de alta frequência que permitissem acompanhar a atividade económica quase em tempo real. Ao contrário do PIB, que é divulgado com um maior desfasamento em relação ao período de referência (Smith, 2016), o IDAE possibilita uma análise mais imediata das flutuações económicas. Desenvolvido por Lourenço e Rua (2021) como resposta a essa necessidade, o IDAE agrega diversas estatísticas diárias correlacionadas com a atividade económica em Portugal, incluindo: tráfego rodoviário de veículos comerciais pesados em autoestradas, consumo de eletricidade e gás natural, carga e correio desembarcados nos aeroportos

nacionais, e compras efetuadas com cartões em Portugal por residentes e não residentes (BdP, 2025).

Embora seja um indicador de alta frequência, Lourenço e Rua (2021) demonstraram que o IDAE reflete, de forma estatisticamente significativa, a evolução do PIB corrente. Isto porque o IDAE é normalizado para que a sua média trimestral tenha a mesma média e desvio-padrão da taxa de variação homóloga trimestral do PIB, permitindo assim uma previsão mais célere do estado da economia em comparação com indicadores de menor frequência. Desta forma, a queda do IDAE, *proxy* do crescimento económico do produto, representará uma fase de decréscimo económico do produto no muito curto prazo, assim como um crescimento do IDAE representará uma recuperação económica, tal como o PIB transmitiria.

Apesar de ser reportado periodicamente pelo BdP, é importante salientar que o IDAE não constitui uma previsão oficial do BdP ou do Eurosistema. Trata-se de um indicador criado por Lourenço e Rua (2021) e posteriormente adotado pelo BdP, sendo atualmente o único indicador diário divulgado por um Banco Central na Zona Euro.

A escolha deste indicador deve-se à sua relevância num mundo de rápidas mudanças, onde a tomada de decisões, tanto por governos, empresas e agregados familiares, depende cada vez mais do acesso a informação quase em tempo real. O avanço tecnológico tem sido essencial para viabilizar o desenvolvimento de indicadores de elevada frequência, permitindo uma parametrização mais ágil da economia. Historicamente, a falta desse tipo de dados limitava a capacidade de análise e resposta a eventos imprevistos.

A dimensão temporal da amostra utilizada neste estudo compreende um período de cerca de quatro anos, abrangendo dados desde 2020 até ao período do início deste estudo, 2020 a 2024. Esta delimitação não decorre de uma escolha metodológica arbitrária, mas sim da própria disponibilidade dos dados: o IDAE foi desenvolvido por, Lourenço e Rua (2021), e publicado pelo BdP como resposta à necessidade de indicadores de alta frequência que permitissem acompanhar, em tempo quase real, a evolução da atividade económica, particularmente num contexto de elevada incerteza como o gerado pela pandemia de COVID-19. Assim, a série temporal inicia-se em 2020, não sendo possível alargar o horizonte temporal em análise para anos anteriores por inexistência de dados históricos deste indicador. Este período abrange ainda um conjunto de acontecimentos de grande impacto global, responsáveis por um acentuado aumento da incerteza e volatilidade na economia mundial. A análise deste intervalo temporal,

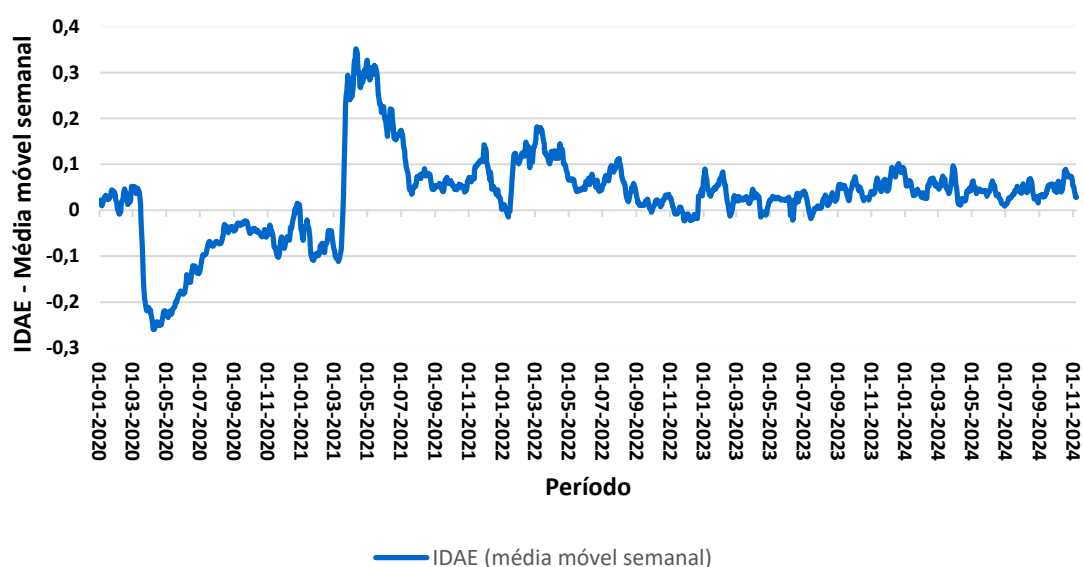
suportada por dados de alta frequência (i.e., IDAE), permite avaliar os efeitos de choques exógenos significativos e as suas repercussões na atividade económica. A pandemia da COVID-19 (2020-2021) originou uma contração económica abrupta, seguida por um processo de recuperação instável, de corrente também, enquanto a guerra na Ucrânia (2022) e a subsequente crise energética intensificaram as pressões inflacionistas e comprometeram as cadeias de abastecimento globais. Adicionalmente, o conflito entre o Hamas e Israel (2023) agravou a incerteza geopolítica, exercendo novas pressões sobre os mercados financeiros e energéticos, e numa das principais rotas mundiais de navios mercantes como foi o caso das retaliações ao longo do Mar Vermelho, que geraram repercussões à escala global. Neste contexto, a análise deste período reveste-se de particular importância para compreender os efeitos da incerteza na atividade económica e aferir de que forma estes acontecimentos influenciaram o crescimento económico do produto em Portugal. Considerando que os efeitos da incerteza não se manifestam de forma uniforme ao longo do tempo nem entre diferentes fases do ciclo económico, este período constitui um enquadramento empírico adequado para testar a existência de efeitos assimétricos, permitindo analisar que impactos os choques negativos e positivos produzem, e se são distintos, no desempenho económico dos países.

A Figura 1 apresenta a evolução do IDAE entre 2020 e 2024, com base na sua média móvel semanal. Durante este período, eventos como a pandemia da COVID-19, a guerra entre a Rússia e a Ucrânia e, mais recentemente, o conflito armado entre o Hamas e Israel introduziram maior incerteza na economia. As consequências na atividade económica em Portugal são evidentes na Figura 1, onde períodos de maior volatilidade coincidiram com decréscimos no IDAE, refletindo uma menor atividade económica. Observa-se ainda a assimetria na relação entre a volatilidade gerada por esses acontecimentos e as oscilações na economia portuguesa ao longo do período em análise.

A pandemia teve um impacto mais significativo, sobretudo nos períodos de confinamento, que levaram a quedas acentuadas no IDAE. Com a transição para uma situação pré-pandémica, verificou-se um aumento do indicador, refletindo a tentativa de recuperação da atividade económica. A Figura 1 revela que o impacto da guerra entre a Rússia e a Ucrânia na atividade económica portuguesa foi inferior ao da pandemia da COVID-19, refletindo uma menor disrupção direta sobre a economia. No entanto, a reação do IDAE ao início da guerra entre o Hamas e Israel foi ainda mais atenuada quando comparada com a resposta ao conflito na Ucrânia. Este padrão sugere que, à medida que

novos choques externos surgem, o impacto sobre a atividade económica portuguesa tendeu a ser menor, possivelmente devido a uma maior capacidade de adaptação da economia portuguesa ou à menor relevância económica direta desses conflitos para o país. Por fim, importa salientar que, por se tratar de um indicador de alta frequência e considerando a extensão do período analisado, parte da volatilidade observada pode ser explicada por fatores sazonais (e.g., feriados, Páscoa, Verão, Natal) e padrões semanais.

Figura 1 - Representação gráfica da média móvel diária do indicador diário de atividade económica em Portugal de 2020 a 2024



O desenvolvimento do IDAE para o período em análise parece justificar que inovações negativas (i.e., um decréscimo no crescimento da atividade económica de Portugal) introduzem maior incerteza na economia e, como consequência, um decréscimo no crescimento económico de Portugal.

Todo o tratamento de dados elaborado daqui em diante foi com recurso ao *software* estatístico *EViews 12 Student Version*, por forma a identificar: o modelo da família GARCH com melhor ajuste à volatilidade do IDAE; fenómenos de assimetria; e qual a melhor distribuição probabilística dos erros.

Tendo em conta que a série de dados do IDAE representa uma variação semanal, calculada com uma frequência diária, a Tabela 1 mostra que o valor mínimo deste indicador, correspondente à maior variação negativa (-0,259237), ocorreu entre a última semana de março de 2020 e a primeira semana de abril. Este período coincide com a declaração do Estado de Emergência, a pedido do Presidente da República, e com o

anúncio das primeiras fatalidades associadas à COVID-19. Considerando que os componentes com maior peso no cálculo do IDAE são o correio e carga desembarcados (27%) e o tráfego de veículos comerciais pesados (25%), e que o Estado de Emergência implicou fortes restrições à mobilidade, nomeadamente através da implementação de cercas sanitárias, é plausível que estes fatores estejam na origem da acentuada queda registada nesse intervalo temporal. A Tabela 1 apresenta igualmente um máximo, correspondente à maior variação positiva (0,351654) semanal para a série de dados em análise, que terá ocorrido entre a primeira e a segunda semana abril de 2021, como possível resultado do início do desconfinamento.

Tabela 1 - Estatísticas descritivas

DEI	
Média	0,029875
Mediana	0,036568
Máximo	0,351654
Mínimo	-0,259237
Desvio padrão	0,092725
<i>Skewness</i>	-0,062032
<i>Kurtosis</i>	5,391003
<i>Jarque-Bera</i>	422,9952
Valor-p	0,000000
Observações	1771

3.2 Estacionariedade da série temporal

Uma série temporal pode ser definida como uma sequência de observações realizadas ao longo do tempo, de forma cronológica e ordenada (Chatfield, 2004).

Segundo Diniz et al. (1998), considera-se que uma série temporal é estacionária quando apresenta oscilações em torno de um valor constante, com parâmetros estatísticos – nomeadamente, a média $E(Y_t) = \mu$, a variância $\text{Var}(Y_t) = \sigma^2$ e a covariância Y_t entre dois períodos – constantes ao longo do tempo. A covariância, em particular, depende apenas do intervalo temporal entre as observações e não do instante em que é medida (Gujarati, 2006).

A análise gráfica é forma inicial e intuitiva de avaliar a estacionariedade de uma série temporal, contudo, trata-se de um procedimento subjetivo que deve ser complementado por testes estatísticos formais. Estes testes estatísticos assentam na verificação da presença de uma raiz unitária, cuja existência implicaria a não-estacionariedade da série.

Neste trabalho, recorrem-se a dois dos testes mais utilizados para esse efeito: o teste de Augmentend *Dickey Fuller* (ADF) (Dickey & Fuller, 1979) e o teste de *Phillips-Perron* (PP) (Phillips & Perron, 1988). Ambos os testes têm como hipótese nula (H_0) a existência de uma raiz unitária (isto é, que a série não é estacionária) e como hipótese alternativa (H_1) a ausência de raiz unitária (ou seja, que a série é estacionária).

A decisão estatística segue o procedimento clássico de teste de hipóteses. Parte-se do pressuposto de que H_0 é verdadeira, até que haja evidência estatística suficiente para a rejeitar com um nível de significância pré-estabelecido (neste caso, 5%). Assim, rejeita-se H_0 se o valor-p for inferior a 0,05, ou, em alternativa, se a estatística do teste for inferior ao valor crítico correspondente.

A verificação da estacionariedade é um pré-requisito fundamental para a aplicação de diversos métodos estatísticos e econométricos de previsão. A ausência desta propriedade pode enviesar os resultados inferidos, comprometendo a precisão das previsões e a validade das interpretações obtidas.

As Tabelas 2 e 3 apresentam os resultados dos testes de raiz unitária ADF e PP, aplicados com o propósito de avaliar a estacionariedade da série temporal em análise. Em ambos os testes, os valores-p obtidos são inferiores a 0,05, o que, considerando um nível de significância de 5%, conduz à rejeição da hipótese nula (H_0) de existência de raiz unitária. Deste modo, existe evidência estatisticamente significativa para a aceitação da hipótese alternativa (H_1), segundo a qual a série é estacionária. Adicionalmente, com base na estatística de teste, verifica-se igualmente a rejeição da hipótese nula para o valor crítico de 1%, o que reforça a conclusão de que a série é estacionária para os níveis de significância de 5% e 10%.

Tabela 2 - Teste de *Augmented Dickey-Fuller*

<i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)				
		Estatística-t	Valor-p	Lags
Estatística de teste ADF		-3,193564	0,0206	15
Valores críticos de teste:	1%	-3,433873		
	5%	-2,862983		
	10%	-2,567585		

Tabela 3 - Teste de *Phillips-Perron*

<i>Phillips-Perron</i> (PP)				
		Estatística-t (ajustada)	Valor-p	Bandwidth
Estatística de teste PP		-2,911184	0,0442	16
Valores críticos de teste:	1%	-3,433842		
	5%	-2,862969		
	10%	-2,567578		

3.3 Modelos GARCH

No âmbito deste estudo, foram utilizados alguns modelos da família GARCH, como na sua forma mais básica, o GARCH (1,1), o GARCH-*in-Mean* (GARCH-M) e o *Threshold* GARCH (T-GARCH).

A volatilidade é uma característica não observável diretamente, mas pode ser inferida através de métodos estatísticos apropriados. Esta reflete a imprevisibilidade e o risco, sendo frequentemente associada à ocorrência de *clusters* de volatilidade, ou seja, períodos sucessivos de maior ou menor variância. Outros fenómenos comuns incluem a assimetria na resposta a choques (em que choques negativos e positivos não têm impactos equivalentes) e a persistência temporal da variância. A frequência com que os dados são recolhidos influencia a capacidade de deteção destas dinâmicas. Por exemplo, dados de

alta frequência, como os do IDAE, tendem a revelar mais detalhes sobre a volatilidade (Daly, 2008).

O desenvolvimento da modelação da volatilidade teve um marco importante com a introdução do modelo ARCH por Engle (1982), que permite modelar a variância condicional de uma série temporal. Este modelo assume que a variância dos erros depende das observações passadas, captando, assim, a heterocedasticidade frequentemente presente nas séries económicas. Posteriormente, Bollerslev (1986) generalizou este modelo ao propor o GARCH (Generalized ARCH), que introduz uma estrutura autorregressiva também na variância, permitindo que esta dependa tanto de choques passados como da própria variância passada.

Estes modelos tornaram-se particularmente relevantes na literatura económica e financeira devido à sua capacidade de capturar os principais comportamentos da volatilidade observada nos dados. Como referem Trifonov e Potanin (2024), os modelos ARCH e GARCH continuam entre os mais utilizados para a modelação da volatilidade de séries temporais, dada a sua versatilidade e robustez.

Um dos modelos mais utilizados na modelação da volatilidade é o GARCH (1,1), também conhecido como GARCH *standard*, devido à sua simplicidade e robustez. A notação GARCH (p, q) refere-se a um modelo com “p” termos autorregressivos e “q” termos de médias móveis na equação da variância condicional. As equações da média, e da variância do modelo GARCH (1,1) são dadas pelas equações (1) e (2):

$$y_t = \mu + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

Nesta formulação, y_t representa o valor observado da série no período t , enquanto μ indica o valor médio incondicional da série. O termo ε_t representa o termo do erro (ou inovação), neste período, e é assumido como variável aleatória com média zero e variância condicional σ_t^2 . A variância condicional, por sua vez, é modelada como uma função da variância de longo prazo α_0 , da magnitude do choque mais recente ε_{t-1}^2 (capturado por α_1) e da variância observada no período imediatamente anterior σ_{t-1}^2 (representada por β_1). Para garantir positividade da variância, impõem-se as restrições $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$, e $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ que garante a estacionariedade do processo.

Considerando a importância da volatilidade no comportamento de retornos financeiros, surge o modelo GARCH-M introduzido por Engle *et al.* (1987), que propuseram com que a variância condicional incorpore a equação da média. A motivação

para este modelo reside na hipótese de que os investidores exigem um prêmio de risco, e esse prêmio está associado à volatilidade dos retornos. Assim, o modelo GARCH-M é representado pelas seguintes equações (3) e (4):

$$y_t = \mu + \lambda \sigma_t^2 + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0,1) \quad (3)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 (y_{t-1} - \mu - \lambda \sigma_{t-1}^2)^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (4)$$

Aqui, a constante λ representa o prêmio de risco associado à volatilidade. Quando $\lambda > 0$, observa-se uma relação positiva entre o risco e o retorno esperado, conforme postulam as teorias clássicas de Markowitz (1952) e Sharpe (1964). Caso $\lambda = 0$, o modelo reduz-se ao GARCH *standard*, implicando que a volatilidade não afete diretamente o retorno esperado. Além disso, a equação da variância incorpora o impacto ajustado da inovação passada, refletindo a influência do prêmio de risco na dinâmica da volatilidade. Na equação 3, da variância condicional, é possível fazer incorporar em $\lambda \sigma_t^2$, o desvio padrão, $\lambda \sigma_t$, ou ainda o logaritmo da variância, $\log(\lambda \sigma_t^2)$.

A pesar do modelo GARCH-M captar a relação direta entre risco e retorno, ele assume que o efeito dos choques positivos e negativos na volatilidade é simétrico, pois a variância depende do quadrado das inovações, independentemente do seu sinal. Na prática, porém, verifica-se que choques negativos (más notícias) tendem a provocar aumentos de volatilidade mais intensos do que choques positivos (boas notícias) da mesma magnitude, fenómeno conhecido como efeito de alavancagem (Ahmed & Suliman (2011)). Para capturar essa assimetria, Glosten et al. (1993) propuseram o modelo T-GARCH, que adiciona um termo que diferencia o impacto dos choques negativos e positivos sobre a volatilidade condicional, sendo representado pela equação (5):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (5)$$

onde I_{t-1} é uma variável indicadora que apresenta valores de:

$$I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \text{se } \varepsilon_{t-1} < 0, \text{ más notícias} \\ 0, & \text{se } \varepsilon_{t-1} \geq 0, \text{ boas notícias} \end{cases}$$

O parâmetro γ é conhecido como o termo de assimetria ou alavancagem e mede o grau de assimetria: se $\gamma > 0$, choques negativos têm um impacto adicional, na volatilidade em relação a choques positivos de igual magnitude ($(\alpha_1 +$

$\gamma)\varepsilon_{t-1}^2 > (\alpha_1)\varepsilon_{t-1}^2$), refletindo a presença do efeito de alavancagem. Quando $\gamma = 0$, o modelo colapsa para o GARCH *standard* simétrico.

O objetivo empírico deste estudo é a possibilidade de detecção da existência de uma relação assimétrica ($\gamma > 0$) entre os choques e os seus impactos na volatilidade do IDAE.

A análise da volatilidade por meio dos modelos GARCH depende também da distribuição assumida para o termo de erro ε_t . Embora a distribuição normal seja comumente usada, é frequente a ocorrência de caudas pesada nos dados financeiros, isto é, eventos extremos têm maior probabilidade do que a normal prevê. Para capturar esta característica, são utilizadas distribuições alternativas como a distribuição *t* de Student e a Generalized Error Distribution (GED), proposta por Nelson (1991), que permite maior flexibilidade na modelação das caudas.

Por fim, no âmbito deste estudo, será efetuada a seleção do modelo GARCH que melhor se adequa à série temporal em análise – o IDAE – através da comparação dos critérios tradicionais de seleção, nomeadamente o Critério de Informação de Akaike (AIC), o Critério de Informação de Bayesiana Schwarz (SIC), o Critério de Hannan-Quinn (HQC) e o logaritmo da verosimilhança, visando identificar o modelo mais parcimonioso e com maior capacidade explicativa da volatilidade observada.

Em síntese, este capítulo apresentou os dados sob análise, com especial destaque para o IDAE, e procedeu à caracterização estatística da série de dados. Posteriormente, testou-se a estacionariedade através dos testes de ADF e PP, confirmando-se a adequação da série de dados à modelação da volatilidade através dos modelos GARCH. Neste contexto, introduziu-se a metodologia econométrica a ser adotada, centrada nos modelos da família GRACH, que serão estimados e analisados no capítulo seguinte.

CAPÍTULO IV – ANÁLISE DOS RESULTADOS

O presente capítulo apresenta a análise dos resultados obtidos a partir da estimação dos modelos da família GARCH, aplicados à amostra completa, compreendida entre janeiro de 2020 e novembro de 2024. O principal objetivo consiste em avaliar o desempenho relativo das diferentes especificações econométricas de volatilidade condicional, com base em critérios estatísticos amplamente utilizados: o valor da log-verossimilhança (LL), AIC, SIC e HQC. A estimação foi realizada no *software EViews 12 Student Version* e os resultados são apresentados em formato tabular. Este capítulo encontra-se organizado em subcapítulos, cada um dedicado à análise dos modelos sob uma suposição distinta para a distribuição dos erros – nomeadamente, a distribuição normal, a distribuição *t* de *Student* e a GED – permitindo, assim, uma comparação sistemática e criteriosa do impacto da escolha da distribuição dos resíduos na qualidade do ajustamento dos modelos estimados.

4.1 Resultados obtidos assumindo uma distribuição normal

Este subcapítulo permitirá a comparação entre as estimações dos modelos da família GARCH, com recurso à série de dados do IDAE para Portugal, no período compreendido entre janeiro de 2020 e novembro de 2024, sob a suposição de que os erros seguem uma distribuição do tipo normal. Para a seleção do modelo mais adequado, recorreu-se a critérios de informação, nomeadamente o AIC, o SIC e o HQC. Estes critérios penalizam a complexidade do modelo, sendo, por conseguinte, instrumentos úteis para alcançar um equilíbrio entre a qualidade de ajustamento e parcimónia. Importa salientar que, independentemente de os valores assumirem sinal positivo ou negativo, o modelo preferido será sempre aquele que apresentar o menor valor do critério, desde que os modelos estejam estimados com os mesmos dados e a mesma variável dependente. Assim, o valor absoluto dos critérios de informação não deve ser interpretado isoladamente. A comparação entre modelos é que determina a escolha, sendo a regra geral a de selecionar o modelo com o menor valor de AIC, SIC ou HQC.

Para além dos critérios de informação, foi igualmente considerado o valor da log-verossimilhança (*log-likelihood*) dos modelos estimados, que representa o grau de ajustamento do modelo aos dados observados – sendo que valores mais elevados indicam um melhor ajustamento. Caso surjam divergências entre o modelo com maior log-verossimilhança e aquele com os menores critérios de informação, será atribuída maior

relevância a estes últimos, dado que penalizam a complexidade excessiva e promovem a seleção de modelos mais parcimoniosos, em conformidade com a literatura econométrica.

A Tabela 4 apresenta os parâmetros estimados para cada um dos modelos da família GARCH considerados nesta análise. A estrutura da tabela foi organizada de forma a facilitar a comparação entre modelos, incluindo, para além dos coeficientes estimados, os respetivos valores dos critérios de informação – AIC, SIC e HQC – e da log-verosimilhança. Os coeficientes assinalados com asteriscos indicam os níveis de significância estatística, correspondendo a três asteriscos (***) para significância ao nível de 1%, dois asteriscos (**) ao nível de 5% e um asterisco (*) ao nível de 10%, com base no teste da hipótese nula de que o coeficiente é igual a zero. Esta disposição permite uma leitura integrada dos resultados, facilitando a identificação do modelo mais adequado com base no desempenho relativo de cada especificação. Para avaliar a significância estatística dos coeficientes estimados, os respetivos valores- p são comparados com o nível de significância adotado, fixado em 5%. Assim, um parâmetro é considerado estatisticamente significativo quando o seu valor- p for inferior a 0,05, o que indica evidência suficiente para rejeitar a hipótese nula de que o coeficiente é igual a zero.

Da Tabela 4, a primeira conclusão que se pode retirar é que, de facto, o modelo GARCH-*in-Mean* que recorre ao desvio padrão apresenta o melhor desempenho de ajustamento à volatilidade do IDAE em Portugal. As evidências estatísticas apontam para um modelo cujos critérios de informação apresentam os menores valores entre os modelos analisados, a par de registar o maior valor da log-verosimilhança. Apesar de se ter considerado a especificação do modelo GARCH-M com a variância condicional, a estimação revelou-se instável, não produzindo resultados válidos. Optou-se, assim, pela forma alternativa com o desvio padrão condicional, que apresentou convergência adequada e permitiu extrair resultados economicamente interpretáveis.

Relativamente aos parâmetros estimados para o modelo GARCH-*in-Mean* com o desvio padrão, o coeficiente λ estimado é negativo (-0,130677) e estatisticamente significativo a um nível de significância de 5%, o que indica que períodos de maior volatilidade estão associados a desempenhos económicos menos favoráveis.

No que respeita à equação da variância, o impacto do choque mais recente, traduzido pelo coeficiente α_1 , é positivo (0,967876) e estatisticamente significativo, o que indica que choques passados contribuem significativamente para a volatilidade futura. Por sua vez o coeficiente β_1 , que mede o efeito da variância condicional do período anterior sobre

a variância atual, apresenta sinal positivo (0,038190), o que sugere a presença de persistência na volatilidade. O valor- p associado (0,0293) confirma a significância estatística deste parâmetro ao nível de 5%, permitindo rejeitar a hipótese nula de que o seu valor é igual a zero. Assim, existem evidências estatísticas que sustentam a existência de uma relação positiva entre a variância passada e a atual, o que é consistente com a dinâmica de memória dos processos GARCH, e reforça a ideia de que choques passados continuam a influenciar a volatilidade no período seguinte.

Em contraste com o modelo anteriormente analisado, o T-GARCH revelou ser o que apresenta o pior desempenho no ajustamento à volatilidade do IDAE. Esta conclusão é sustentada quer pelos critérios de informação, que registam os maiores valores entre os modelos considerado, quer pelo valor da log-verosimilhança, que, a par do modelo GARCH (1,1), apresenta o menor valor entre os modelos em comparação.

No que respeita ao parâmetro γ , que no modelo T-GARCH capta o efeito de assimetria, o valor estimado é positivo (0,001362), o que, em princípio, indicaria que choques negativos de igual magnitude teriam um impacto superior sobre a volatilidade face aos choques positivos. Contudo, o coeficiente não é estatisticamente significativo ao nível de 5%, pelo que não se pode rejeitar a hipótese nula de que o seu valor é igual a zero.

Esta ausência de significância estatística corrobora a ideia de que a volatilidade do IDAE, no período em análise que reage de forma simétrica às notícias, pelo menos sob a suposição de que os erros seguem uma distribuição normal. Esta interpretação é ainda suportada pela análise gráfica, que sugere que o impacto da notícia negativa – nomeadamente o início da propagação do vírus da COVID-19 em Portugal – provocou menor volatilidade do que a notícia positiva relacionada com o levantamento gradual das restrições a partir do final do primeiro trimestre de 2021. Tal observação reforça a adequação de modelos simétricos da volatilidade do IDAE neste contexto.

Tabela 4 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição normal

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	4,203400***	4,388103***	-	4,201272***	4,203376***
λ_1	-	-0,130677***	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-0,121362***	-
α_0	0,231941***	0,229729***	-	0,242327***	0,231962***
α_1	0,979569***	0,967876***	-	0,958671***	0,978772***
β_1	0,025592	0,038190**	-	0,040539**	0,025597
γ	-	-	-	-	0,001362
LL	-4620,307	-4608,736	-	-4612,759	-4620,307
AIC	5,222256	5,210318	-	5,214861	5,223385
SIC	5,234631	5,225787	-	5,230330	5,238854
HQC	5,226828	5,216033	-	5,220576	5,229100

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

4.2 Resultados obtidos assumindo uma distribuição *t-Student*

A par da inferência retirada da Tabela 4, a Tabela 5 evidencia que o modelo com melhor qualidade de ajustamento à volatilidade do IDAE em Portugal continua a ser o GARCH-M com o desvio padrão condicional. Esta conclusão é suportada pelos critérios de informação (AIC, SIC e HQC), que assumem os menores valores entre os modelos em análise, bem como pelo valor mais elevado da log-verosimilhança. Tal como na especificação anterior, com os erros normalmente distribuídos, a tentativa de estimação do modelo GARCH-M com a variância condicional revelou-se instável, não produzindo resultados válidos. Assim, recorreu-se novamente à formulação alternativa com o desvio padrão condicional, que assegurou convergência do processo de estimação e permitiu obter resultados estatística e economicamente interpretáveis.

Relativamente aos parâmetros do modelo com melhor ajustamento, o coeficiente λ é negativo (-0,130678) e estatisticamente significativo ao nível de 5%, o que reforça a evidência de que períodos de maior volatilidade estão associados a desempenhos económicos menos favoráveis. Na equação da variância, o coeficiente α_1 , que representa o impacto dos choques mais recentes, é positivo (0,967933) e estatisticamente

significativo, confirmando que choques passados contribuem significativamente para a volatilidade futura. O coeficiente β_1 , que mede o efeito da variância condicional do período anterior sobre a variância atual, é também positivo (0,038175) e estatisticamente significativo ao nível de 5% (valor-p = 0,0323), o que sustenta a presença de persistência na volatilidade – uma característica típica dos processos GARCH. Estes resultados, à semelhança do que foi observado sob a suposição de normalidade dos erros, mostram-se consistentes com a dinâmica de memória da volatilidade do IDAE, independentemente da distribuição assumida dos erros.

Por outro lado, e em linha com o verificado anteriormente, o modelo T-GARCH volta a destacar-se como o de pior ajustamento à volatilidade do IDAE, mesmo sob a suposição de que os erros seguem uma distribuição do tipo *t-Student*. Esta conclusão decorre tanto dos critérios de informação, que apresentam os maiores valores, como do menor valor da log-verosimilhança entre os modelos comparados. O parâmetro γ , responsável por captar o efeito de assimetria neste modelo, assume um valor positivo (0,001377), o que, em princípio, indicaria que choques negativos têm maior impacto na volatilidade do que choques positivos de igual magnitude. No entanto, este coeficiente não é estatisticamente significativo ao nível de 5%, pelo que não se pode rejeitar a hipótese nula de que o seu valor é igual a zero.

Esta ausência de significância estatística reforça a evidência de que, mesmo assumindo diferentes distribuições de probabilidade para os erros, não se verifica assimetria significativa na volatilidade do IDAE no período em análise. Esta conclusão é ainda corroborada pela análise gráfica, que sugere que o impacto da notícia negativa – nomeadamente o início da propagação da COVID-19 em Portugal – foi menos expressivo em termos de volatilidade do que a notícia positiva relacionada com o levantamento gradual das restrições, a partir do final do primeiro trimestre de 2021. Tal observação reforça a adequação de modelos simétricos para captar a dinâmica da volatilidade do IDAE neste contexto.

Tabela 5 - Estimação dos modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição *t-Student*

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	4,203420***	4,388127***	-	4,201282***	4,203409***
λ_1	-	-0,130678***	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-0,121357***	-
α_0	0,231930***	0,229728***	-	0,242318***	0,231945***
α_1	0,979630***	0,967933***	-	0,958734***	0,978862***
β_1	0,025586	0,038175**	-	0,040533**	0,025588
γ	-	-	-	-	0,001377
LL	-4620,325	-4608,752	-	-4612,779	-4620,336
AIC	5,223405	5,211465	-	5,216012	5,224547
SIC	5,238875	5,230028	-	5,234575	5,243110
HQC	5,229120	5,218323	-	5,222870	5,231405

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

Com o objetivo de avaliar o impacto da escolha da distribuição dos erros na qualidade de ajustamento dos modelos, a Tabela 6 apresenta os valores da log-verosimilhança e dos critérios de informação (AIC, SIC e HQC) para o melhor e o pior modelo sob as distribuições normal e *t-Student*. Esta comparação visa isolar o efeito da alteração da suposição probabilística, mantendo constantes as restantes especificações dos modelos. A análise dos valores evidencia que, tanto para o modelo com melhor desempenho – o GARCH-M com desvio padrão – como para o modelo com pior desempenho – o T-GARCH –, a mudança de uma distribuição normal para uma *t-Student* resultou numa deterioração da qualidade de ajustamento. Tal deterioração é evidenciada pela redução da log-verosimilhança e pelo aumento dos três critérios de informação, o que reforça a sensibilidade dos modelos GARCH às suposições feitas sobre a distribuição dos erros.

Tabela 6 - Estimação dos modelos GARCH-M (σ) e T-GARCH para as distribuições normal e *t-Student*

Distribuição dos Erros	Modelo	LL	AIC	SIC	HQC
Normal	GARCH-M (σ)	-4608,736	5,210318	5,225787	5,216033
<i>t-Student</i>	GARCH-M (σ)	-4608,752	5,211465	5,230028	5,218323
Normal	T-GARCH	-4620,307	5,223385	5,238854	5,229100
<i>t-Student</i>	T-GARCH	-4620,336	5,224547	5,243110	5,231405

Nota: (σ) representa o desvio padrão.

4.3 Resultados obtidos assumindo uma distribuição GED

À semelhança das abordagens anteriores, a Tabela 7 apresenta os resultados da estimação dos modelos da família GARCH sob a suposição de que os erros seguem uma distribuição do tipo GED. De acordo com os critérios de informação – AIC, SIC e HQC – e com o valor da log-verossimilhança, o modelo com melhor ajustamento à volatilidade do IDAE em Portugal é agora o T-GARCH. Este resultado contrasta com o observado nas distribuições normal e *t-Student*, nas quais o modelo T-GARCH apresentou o pior desempenho.

No que respeita aos parâmetros estimados, destaca-se o coeficiente de assimetria (γ), cujo valor negativo (-0,099182) e estatisticamente significativo a um nível de significância de 5% sugere que, sob esta especificação, choques positivos têm um impacto mais acentuado na volatilidade do que choques negativos de igual magnitude. Esta evidência aponta para a presença de efeitos assimétricos na dinâmica da volatilidade do IDAE, contrariando o padrão típico da literatura, onde geralmente se observa um maior impacto de choques negativos.

Este resultado pode ser ilustrado recorrendo à equação (6) da variância condicional do modelo T-GARCH:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (6)$$

onde $I_{t-1} = 1$ se $\varepsilon_{t-1} < 0$ e $I_{t-1} = 0$ caso contrário. Com os valores estimados $\alpha_0 = 0,430484$, $\alpha_1 = 0,702616$, $\beta_1 = 0,069869$ e $\gamma = -0,099182$, é possível demonstrar que um choque de magnitude, por exemplo $\varepsilon_{t-1} = \pm 1$, produz uma variância condicional de:

- Choque positivo ($\varepsilon_{t-1} = 1$):

$$\begin{cases} \sigma_t^2 = 0,430484 + 0,702616 \cdot 1^2 + 0,069869 \cdot \sigma_{t-1}^2 \\ = 1,331 + 0,069869 \cdot \sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

- Choque negativo ($\varepsilon_{t-1} = -1$):

$$\begin{cases} \sigma_t^2 = 0,430484 + 0,069869 \cdot \sigma_{t-1}^2 + (0,702616 + (-0,099182)) \cdot (-1)^2 \\ = 1,0341 + 0,069869 \cdot \sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

Ou seja, assumindo choques de igual magnitude e variância anterior constante, os choques positivos resultam numa variância condicional mais elevada, evidenciando a assimetria negativa captada pelo parâmetro γ , e confirmando que boas notícias geram mais volatilidade do que más notícias neste contexto específico.

No que respeita à equação da variância, os coeficientes associados ao impacto dos choques mais recentes ($\alpha_1 = 0,702616$) e à persistência da variância passada ($\beta_1 = 0,069869$) são ambos positivos e estatisticamente significativos, o que reforça a presença de memória na volatilidade.

Em contraste com as especificações anteriores, o modelo GARCH-M com desvio padrão revela, nesta distribuição, desempenho inferior em termos de ajustamento, o que sublinha a importância de considerar diferentes distribuições de erro na modelação da volatilidade, já que os resultados obtidos podem ser sensíveis à suposição probabilística adotada. Em linha com a abordagem seguida nos subcapítulos anteriores, importa ainda assinalar que, no contexto desta distribuição, o modelo com pior qualidade de ajustamento é o GARCH-M com a variância condicional em logaritmo, cujos critérios de informação são os mais elevados e cuja log-verosimilhança é a mais baixa entre os modelos analisados. Esta constatação reforça a utilidade de explorar diferentes especificações e distribuições da volatilidade, de forma a captar adequadamente as características subjacentes aos dados em análise.

Este resultado, que aponta para a existência de assimetria negativa na resposta da volatilidade a choques, encontra respaldo empírico na evidência previamente discutida com base na análise gráfica da série do IDAE. Neste gráfico, observou-se que o impacto

da notícia negativa – nomeadamente, o início da propagação do vírus da COVID-19 em Portugal, no primeiro trimestre de 2020 – foi menos expressivo do que o impacto gerado pela notícia positiva do levantamento progressivo das restrições, que teve lugar no final do primeiro trimestre de 2021. Esta constatação reforça a conclusão de que, no período em análise, os choques positivos estiveram associados a um aumento mais acentuado da volatilidade do IDAE. Tal padrão é captado de forma mais adequada pela especificação T-GARCH sob a distribuição GED, cuja estrutura permite acomodar esse tipo de comportamento assimétrico. A convergência entre a análise estatística e a leitura qualitativa dos acontecimentos económicos mais relevantes corrobora a adequação desta especificação à dinâmica particular dos dados analisados.

Tabela 7 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição GED

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	3,812648***	3,887285***	-	4,435549***	3,845126***
λ_1	-	-0,034392	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-0,218748***	-
α_0	0,428808***	0,425217***	-	0,292288***	0,430484***
α_1	0,649771***	0,648968***	-	0,475576***	0,702616***
β_1	0,068630***	0,072388***	-	0,325722***	0,069869***
γ	-	-	-	-	-0,099182**
LL	-4369,835	-4369,471	-	-4371,277	-4365,999
AIC	4,940525	4,941243	-	4,943283	4,937323
SIC	4,955994	4,959807	-	4,961846	4,955886
HQC	4,946240	4,948101	-	4,950141	4,944181

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

Com o objetivo de identificar, entre os melhores modelos de cada especificação probabilística, aquele que apresenta a melhor qualidade de ajustamento à volatilidade do IDAE em Portugal no período em análise, a Tabela 8 resume os valores da log-verosimilhança e dos critérios de informação correspondentes. A leitura dos resultados permite constatar, de forma inequívoca, a superioridade do modelo T-GARCH sob a suposição da distribuição GED, que se destaca por apresentar a maior valor da log-verosimilhança e os menores valores dos critérios de informação – AIC, SIC e HQC –

entre os modelos considerados. Em segundo lugar surge o modelo GARCH-M com desvio padrão sob a distribuição normal, seguido pelo mesmo modelo com a suposição de distribuição *t-Student*. Esta ordenação foi estabelecida com base na comparação descendente dos valores da log-verossimilhança e ascendente dos critérios de informação, reforçando a relevância da escolha da distribuição dos erros no desempenho global do modelo de volatilidade. Os resultados evidenciam, assim, que a adequação empírica dos modelos GARCH pode ser sensível à distribuição assumida para os resíduos, sendo a GED, neste caso, a que melhor capta a estrutura da volatilidade do IDAE.

Este resultado reforça a importância de considerar distribuições com caudas mais pesadas, como a GED, na modelação da volatilidade de séries económicas, uma vez que estas distribuições permitem capturar de forma mais eficaz os comportamentos extremos observados nos dados. Adicionalmente, a significância estatística do coeficiente de assimetria, com sinal negativo, sugere a presença de efeitos assimétricos relevantes, nos quais choques positivos exercem um impacto superior sobre a volatilidade em comparação com choques negativos de igual magnitude. Esta evidência contraria o padrão tradicionalmente reportado na literatura –onde os choques negativos tendem a aumentar mais a volatilidade –, e poderá refletir características específicas do IDAE e do contexto económico subjacente ao período em análise.

Tabela 8 - Estimação da log-verossimilhança e critérios de informação para os melhores modelos de cada distribuição probabilística.

Distribuição dos Erros	Modelo	LL	AIC	SIC	HQC
Normal	GARCH-M (σ)	-4608,736	5,210318	5,225787	5,216033
<i>t-Student</i>	GARCH-M (σ)	-4608,752	5,211465	5,230028	5,218323
GED	T-GARCH	-4365,999	4,937323	4,955886	4,944181

Nota: (σ) representa o desvio padrão.

A tabela 9 apresenta, de forma sintetizada, os valores da log-verossimilhança e dos critérios de informação (AIC, SIC e HQC) para todos os modelos estimados – GARCH (1,1), GARCH-M com desvio padrão, GARCH-M com logaritmo da variância e T-GARCH – sob as três distribuições probabilísticas consideradas: normal, *t-Student* e GED. Ainda que esta tabela, pela sua extensão, não permita comparações diretas

evidentes, assume um papel relevante como quadro de referência global, reunindo os principais indicadores de desempenho dos modelos analisados e servindo de apoio às conclusões previamente discutidas.

Tabela 9 - Estimação da log-verossimilhança e critérios de informação para todos os modelos de cada distribuição probabilística.

Distribuição dos erros	Modelo	LL	AIC	SIC	HQC
Normal	G (1,1)	-4620,307	5,222256	5,234631	5,226828
	G-M (σ)	-4608,736	5,210318	5,225787	5,216033
	G-M log (σ^2)	-4612,759	5,214861	5,230330	5,220576
	T-G	-4620,307	5,223385	5,238854	5,229100
<i>t-Student</i>	G (1,1)	-4620,325	5,223405	5,238875	5,229120
	G-M (σ)	-4608,752	5,211465	5,230028	5,218323
	G-M log (σ^2)	-4612,779	5,216012	5,234575	5,222870
	T-G	-4620,336	5,224547	5,243110	5,231405
GED	G (1,1)	-4369,835	4,940525	4,955994	4,946240
	G-M (σ)	-4369,471	4,941243	4,959807	4,948101
	G-M log (σ^2)	-4371,277	4,943283	4,961846	4,950141
	T-G	-4365,999	4,937323	4,955886	4,944181

Nota: (σ) representa o desvio padrão, e (σ^2) a variância.

Este capítulo procurou avaliar a adequação de diferentes especificações da família GARCH na modelação da volatilidade do IDAE, sob três distribuições probabilísticas distintas: normal, *t-Student* e GED. A comparação com base na log-verossimilhança e nos critérios de informação (AIC, SIC e HQC) permitiu concluir que o modelo T-GARCH com os erros a seguir uma distribuição do tipo GED foi o que melhor captou a dinâmica da série, sendo o único a apresentar um coeficiente de assimetria estatisticamente significativo. Este coeficiente, de sinal negativo, sugere que, neste contexto, choques positivos tiveram um impacto mais acentuado na volatilidade do que choques negativos de igual magnitude – uma evidência que contraria o padrão mais comum na literatura.

Independentemente da distribuição assumida, observou-se a presença de memória de volatilidade, refletida na significância dos coeficientes associados à variância condicional passada e aos choques mais recentes, o que confirma a persistência dos efeitos da volatilidade ao longo do tempo.

No que respeita à equação da média, analisada apenas nas especificações GARCH-M, destaca-se que nas distribuições normal, *t-Student* e GED, o coeficiente λ apresentou

sinal negativo e foi estatisticamente significativo nas distribuições do tipo normal e *t-Student*, indicando que maior volatilidade está associada a desempenhos económicos menos favoráveis. No entanto, o modelo T-GARCH com distribuição GED – o mais bem classificado – não inclui esse termo na equação da média, pelo que não permite avaliar diretamente a presença de um efeito GARCH-M. Este facto reforça a sensibilidade das conclusões à especificação do modelo, sugerindo que a relação entre volatilidade e desempenho económico pode depender tanto da distribuição assumida como da estrutura funcional considerada.

Conclui-se assim que o modelo T-GARCH com distribuição GED mostra-se o mais adequado para captar as principais características da volatilidade do IDAE, ao incorporar de forma significativa tanto a persistência como a assimetria dos choques. Já a evidência de um efeito GARCH-M na média revela-se limitada a determinadas especificações, não surgindo no modelo com maior qualidade de ajustamento, o que coloca em causa a robustez dessa relação.

CAPÍTULO V – TESTES ADICIONAIS

Na sequência da análise desenvolvida com recurso à amostra completa (2020-2024), este capítulo tem como objetivo avaliar a robustez e a estabilidade das conclusões anteriormente obtidas, através da divisão da amostra em dois subperíodos distintos, marcados por acontecimentos exógenos com elevado potencial disruptivo. O primeiro subperíodo, correspondente aos anos de 2020 e 2021, foi fortemente influenciado pela pandemia de COVID-19, que provocou uma contração acentuada da atividade económica, bem como um aumento significativo da incerteza. O segundo subperíodo, que compreende os anos de 2022 a 2024, engloba o início e desenvolvimento de dois conflitos geopolíticos de grande escala – a guerra entre a Rússia e a Ucrânia e o confronto armado entre Israel e o Hamas – com possíveis repercussões no comportamento da economia e na volatilidade dos indicadores de atividade económica.

A análise proposta visa, assim, verificar em que medida as propriedades da volatilidade identificadas na amostra total se mantêm ao longo do tempo, quando sujeitos a choques de natureza distinta. Para tal, são estimadas novamente as especificações da família GARCH para cada subperíodo, com o intuito de analisar a persistência da volatilidade, a presença de efeitos assimétricos e, no caso dos modelos GARCH-M, a eventual relação entre risco e retorno. Além disso, pretende-se avaliar a sensibilidade dos resultados à escolha da distribuição assumida para os erros (normal, *t-Student* e GED). Esta abordagem permite aprofundar a compreensão do impacto de ventos extremos na dinâmica da volatilidade económica diária em Portugal, representada pelo IDAE, contribuindo para uma leitura mais granular dos fenómenos identificados anteriormente.

5.1. Resultados obtidos assumindo uma distribuição normal para o período 2020 – 2021 (Covid-19)

As tabelas 10, 11 e 12 apresentam os parâmetros estimados para o subperíodo correspondente à pandemia de COVID-19 (2020-2021), considerando, respetivamente, as distribuições normal, *t-Student* e GED. Importa destacar que, neste intervalo temporal, apenas foi possível estimar o modelo T-GARCH para cada uma das distribuições, uma vez que as restantes especificações da família GARCH – nomeadamente os modelos GARCH, GARCH-M e outras variantes – não apresentaram convergência no processo de estimação pelo *EViews*. Este tipo de limitação é comum em subamostras com menor dimensão, sobretudo quando a série analisada apresenta elevada volatilidade ou quando

os modelos requerem estimação de múltiplos parâmetros sujeitos a restrições. Problemas associados à forma da função de verosimilhança, à violação de condições como a positividade da variância condicional ou à instabilidade dos algoritmos de otimização podem inviabilizar a obtenção de soluções viáveis.

Assim, os resultados apresentados nas Tabelas 10, 11 e 12 refletem exclusivamente o modelo T-GARCH sob diferentes distribuições de erro, ficando assim impossibilitada a comparação entre diferentes modelos dentro de cada distribuição. No que respeita ao coeficiente de assimetria (γ), observa-se que este assume valor positivo em todas as distribuições: 0,036390 na normal (Tabela 10), 0,036387 na *t-Student* (Tabela 11) e 0,077491 na GED (Tabela 12). Tal indicaria, em teoria, a presença de assimetria na volatilidade, onde choques negativos teriam um impacto mais acentuado do que choques positivos de igual magnitude. No entanto, os respetivos valores - 0,9119, 0,9129 e 0,0503 – são elevados, não permitindo rejeitar a hipótese nula de ausência de assimetria a um nível de significância de 5%. Apesar das diferenças numéricas entre distribuições, a conclusão é comum aos três casos: não se observa evidência estatisticamente significativa de assimetria da volatilidade neste subperíodo, sugerindo uma dinâmica essencialmente simétrica durante o contexto pandémico.

Apesar de, neste subperíodo, apenas ter sido possível estimar o modelo T-GARCH sob a três distribuições assumidas para os erros, a comparação entre essas especificações continua a ser informativa. Tal como na amostra global, o modelo T-GARCH com erros GED revela-se o mais adequado para descrever a volatilidade do IDAE durante o período pandémico de 2020-2021, apresentando os menores valores dos critérios de informação (AIC, SIC e HQC) e o maior valor da log-verosimilhança entre os três modelos considerados. No entanto, importa sublinhar a diferença relevante: ao contrário da amostra global (2020-2024), onde o coeficiente de assimetria (γ) era negativo e estatisticamente significativo, indicando que choques positivos tinham maior impacto na volatilidade, neste subperíodo o coeficiente estimado é positivo e estatisticamente não significativo, sugerindo ausência de evidência robusta de assimetria durante a fase pandémica. Esta alteração pode, em grande parte, ser explicada pela redução da dimensão da amostra, uma vez que a divisão da série temporal em subperíodos reduz o número de observações disponíveis, afetando negativamente a precisão dos estimadores e dificultando a obtenção de significância estatística, mesmo quando os sinais dos coeficientes permanecem coerentes com outras amostras. Assim, embora a estrutura do

modelo mais adequado se mantenha, a fragilidade estatística dos coeficientes estimados neste intervalo deve ser interpretada com cautela, refletindo os limites associados à análise de subamostras mais curtas.

Tabela 10 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição normal

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	-	-	-	-	-4,205955***
λ_1	-	-	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-	-
α_0	-	-	-	-	0,148387***
α_1	-	-	-	-	0,886340***
β_1	-	-	-	-	0,132001***
γ	-	-	-	-	0,036390
LL	-	-	-	-	-2425,136
AIC	-	-	-	-	6,657908
SIC	-	-	-	-	6,689367
HQC	-	-	-	-	6,670045

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

Tabela 11 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição *t-Student*

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	-	-	-	-	-4,205966***
λ_1	-	-	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-	-
α_0	-	-	-	-	0,148379***
α_1	-	-	-	-	0,886405***
β_1	-	-	-	-	0,131989***
γ	-	-	-	-	0,036387
LL	-	-	-	-	-2425,145
AIC	-	-	-	-	6,660672
SIC	-	-	-	-	6,698423
HQC	-	-	-	-	6,675236

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

Tabela 12 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição GED

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	-	-	-	-	-4,104951
λ_1	-	-	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-	-
α_0	-	-	-	-	0,492972***
α_1	-	-	-	-	0,519978***
β_1	-	-	-	-	0,202035***
γ	-	-	-	-	0,077491*
LL	-	-	-	-	-2284,822
AIC	-	-	-	-	6,276226
SIC	-	-	-	-	6,313977
HQC	-	-	-	-	6,290790

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

5.2. Resultados obtidos assumindo uma distribuição normal para o período 2022 – 2024

As tabelas 13, 14 e 15 apresentam os parâmetros estimados para o subperíodo correspondente aos conflitos entre a Rússia e a Ucrânia e entre Israel e o grupo rebelde Hamas, considerando, respetivamente, as distribuições normal, *t-Student* e GED. Importa destacar que, neste intervalo temporal, apenas foi possível estimar os modelos GARCH (1,1) e T-GARCH para cada uma das distribuições, uma vez que as restantes especificações da família GARCH – nomeadamente os modelos GARCH-M e outras variantes – não apresentaram convergência no processo de estimação pelo *EViews*. Este tipo de limitação é comum em subamostras com menor dimensão, sobretudo quando a série analisada apresenta elevada volatilidade ou quando os modelos requerem estimação de múltiplos parâmetros sujeitos a restrições. Problemas associados à forma da função de verosimilhança, à violação de condições como a positividade da variância condicional ou à instabilidade dos algoritmos de otimização podem inviabilizar a obtenção de soluções viáveis.

As Tabelas 13, 14 e 15 apresentam os parâmetros estimados para o subperíodo de 2022 a 2024, correspondente ao contexto marcado pelos conflitos internacionais – nomeadamente a guerra entre a Rússia e a Ucrânia, bem como a escalada de hostilidades entre Israel e o Hamas. Para este intervalo temporal, foi possível estimar duas especificações da família GARCH para cada uma das distribuições assumidas (normal, *t-Student* e GED): o modelo GARCH (1,1) e o modelo T-GARCH. A maior extensão da subamostra, em comparação com o período pandémico de 2020-2021, pode ter contribuído para a viabilidade destas estimações, ao proporcionar maior robustez estatística e reduzir problemas de convergência associados à estimação em amostras pequenas.

A comparação entre os modelos disponíveis foi realizada com base nos critérios de informação (AIC, SIC e HQC) e na log-verosimilhança. Verificou-se que, embora o modelo GARCH (1,1) tenha apresentado, de forma consistente, os menores valores do critério de informação nas três distribuições analisadas, nem sempre coincidiu com o modelo que maximiza a log-verosimilhança – como foi o caso das distribuições normal e *t-Student*. Esta divergência resulta do facto de os critérios de informação penalizarem a complexidade dos modelos (número de parâmetros), privilegiando especificações parcimoniosas com bom ajuste, enquanto a log-verosimilhança avalia exclusivamente

aderência dos modelos aos dados observados. Assim, o modelo GARCH (1,1) destacou-se como a melhor opção segundo um equilíbrio entre qualidade de ajuste e simplicidade, sendo, por isso, adotado como o modelo de referência para este subperíodo.

Quanto aos parâmetros estimados para este último modelo, vale destacar que o parâmetro α_1 , que captura o efeito da magnitude do choque mais recente assume um valor positivo (0,661552) e é estatisticamente significativo para um nível de significância de 5%, o que indica que a volatilidade do IDAE é fortemente influenciada por choques recentes, indicando uma reação significativa da variância condicional às inovações do período anterior, traduzindo a sensibilidade da série a novas informações económicas. Já o parâmetro β_1 , que mede a magnitude do impacto da variância observada no período imediatamente anterior no período atual foi negativo (-0,065909) e estatisticamente significativo a um nível de significância de 5%, o que é suficiente para rejeitarmos a hipótese nula de que o valor do parâmetro é igual a zero. Contudo no modelo GARCH (1,1), para que se garanta a positividade da variância, deverá ser garantida a condição de que $\beta_1 \geq 0$. Contudo foi o modelo GARCH (1,1), que entre todas as possibilidades de distribuição probabilística dos erros melhor qualidade de ajustamento à volatilidade do IDAE mostrou.

Tabela 13 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição normal

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	4,062971***	-	-	-	4,063487***
λ_1	-	-	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-	-
α_0	0,272534***	-	-	-	0,272610***
α_1	1,008711***	-	-	-	1,020079***
β_1	-0,034648	-	-	-	-0,034652
γ	-	-	-	-	-0,023025
LL	-2189,833	-	-	-	-2189,808
AIC	4,214857	-	-	-	4,216730
SIC	4,233869	-	-	-	4,240496
HQC	4,222069	-	-	-	4,225745

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

Tabela 14 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição *t-Student*

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	4,063058	-	-	-	4,063548***
λ_1	-	-	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-	-
α_0	0,272507***	-	-	-	0,272593***
α_1	1,008810***	-	-	-	1,020153***
β_1	-0,034646	-	-	-	-0,034653
γ	-	-	-	-	-0,023013
LL	-2189,850	-	-	-	-2189,822
AIC	4,216811	-	-	-	4,218677
SIC	4,240577	-	-	-	4,247196
HQC	4,225826	-	-	-	4,229495

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

Tabela 15 - Estimação dos Modelos GARCH, assumindo que os erros seguem uma distribuição GED

	G (1,1)	G-M (desv. p.)	G-M (var.)	G-M log(var.)	T-G
μ	3,632595***	-	-	-	4,456761***
λ_1	-	-	-	-	-
λ_2	-	-	-	-	-
λ_3	-	-	-	-	-
α_0	0,554728***	-	-	-	0,390777***
α_1	0,661552***	-	-	-	0,480940***
β_1	-0,065909***	-	-	-	0,261277***
γ	-	-	-	-	-0,041959
LL	-2035,210	-	-	-	-2043,328
AIC	3,919711	-	-	-	3,937230
SIC	3,943477	-	-	-	3,965748
HQC	3,928726	-	-	-	3,948048

Nota: Os asteriscos indicam níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, correspondendo a: *** ao nível de 1%, ** ao nível de 5% e * ao nível de 10%.

A análise das subamostras relativas ao período da pandemia de COVID-19 (2020-2021) e ao dos conflitos geopolíticos (2022-2024) permitiu avaliar a robustez e a estabilidade dos resultados obtidos na amostra global (2020-2024). Apesar das limitações decorrentes da redução do número de observações e da consequente dificuldade na convergência de algumas especificações da família GARCH, as principais características da volatilidade do IDAE mantiveram-se relativamente consistentes.

No subperíodo da pandemia, observou-se uma volatilidade elevada, mas sem evidência estatisticamente significativa de assimetria da volatilidade, contrariando a conclusão da amostra global, onde o coeficiente de assimetria foi negativo e estatisticamente significativo. Esta diferença poderá ser explicada pela menor dimensão da amostra e pela natureza excecional dos choques económicos verificados durante a pandemia, que afetam a precisão dos estimadores.

Já no subperíodo dos conflitos geopolíticos, foi possível estimar os modelos GARCH (1,1) e T-GARCH, destacando-se a persistência da volatilidade e a significância dos choques recentes. Contudo, a estimativa de um parâmetro β_1 negativo, embora estatisticamente significativo, contraria a condição teórica de positividade da variância

condicional, pelo que a interpretação deste resultado deve ser feita com precaução. O modelo GARCH (1,1) revelou-se a especificação com melhor qualidade de ajustamento à volatilidade do IDAE segundo os critérios de informação.

Comparativamente com a amostra global, verifica-se que a estrutura da volatilidade do IDAE mantém-se caracterizada por forte persistência e por uma reação significativa aos choques recentes. A assimetria da volatilidade, porém, revelou-se ser sensível ao contexto temporal e à dimensão da amostra, evidenciando robustez apenas na amostra global.

Em suma, a segmentação temporal da amostra permitiu aprofundar a compreensão da dinâmica da volatilidade do IDAE, demonstrando que eventos exógenos de elevada magnitude podem alterar determinadas propriedades da volatilidade, sem, contudo, afetar a sua persistência estrutural. Estes resultados sublinham a importância da análise temporal e da consideração dos choques específicos ao estudar a volatilidade económica, nomeadamente em contexto caracterizados por elevada incerteza e menor disponibilidade de dados.

CAPÍTULO VI - CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como principais objetivos a identificação do modelo mais adequado para a previsão da volatilidade do IDAE para Portugal, a determinação da distribuição probabilística dos erros que melhor ajusta os dados, e a análise da existência de efeitos assimétricos e de alavancagem na volatilidade futura.

A comparação entre os diferentes modelos da família GARCH, realizada com base na log-verosimilhança e nos critérios de informação (AIC, SIC e HQC), indicou que o modelo T-GARCH com distribuição GED foi o que melhor captou a dinâmica da série. Este modelo foi o único a apresentar um coeficiente de assimetria estatisticamente significativo, com sinal negativo, sugerindo que choques positivos exerceram um impacto mais acentuado na volatilidade do que choques negativos de igual magnitude – um resultado que contraria o padrão mais comum na literatura. Foi ainda confirmada a persistência da volatilidade, evidenciada pela significância dos coeficientes associados à variância condicional passada e aos choques recentes. Por outro lado, o efeito GARCH-M, que relaciona diretamente a volatilidade com a equação da média, revelou-se estatisticamente significativo em modelos com distribuições normal e *t-Student*, com um coeficiente λ negativo, indicando que maior volatilidade está associada a desempenhos económicos menos favoráveis. Contudo, este efeito não foi identificado no modelo T-GARCH com distribuição GED, que apresenta o melhor ajuste, sugerindo uma sensibilidade da relação entre volatilidade e desempenho económico à especificação do modelo e à distribuição dos erros.

A análise da relação entre a volatilidade e o IDAE, com base no modelo T-GARCH com distribuição GED, mostra que a persistência e a assimetria dos choques são elementos fundamentais para compreender a volatilidade do indicador. Em contrapartida, a evidência de um efeito GARCH-M não se mostra robusta, evidenciando a necessidade de análises mais aprofundadas neste domínio.

Os dados utilizados neste estudo foram extraídos do sítio do BP, correspondendo à variação homóloga semanal, através de uma média móvel semanal, divulgada com uma periodicidade diária do IDAE para Portugal, no período de janeiro de 2020 a novembro de 2024. O IDAE, desenvolvido por Lourenço e Rua (2021), e posteriormente adotado pelo BP, agrega diversas estatísticas diárias relevantes para a economia nacional, como tráfego rodoviário, consumo de energia, cargas aeroportuárias e transações com cartões, sendo, até à data, o único indicador diário divulgado por um banco central na Zona Euro.

Toda a análise estatística foi realizada com recurso ao *software EViews 12 Student Version*, utilizado para estimar os modelos GARCH, testar fenómenos de assimetria e avaliar as diferentes distribuições probabilísticas dos erros. Para a estimação dos mesmos considerou-se a distribuição normal, a distribuição *t* de *Student*, e a GED, esta última adotada por permitir maior flexibilidade na captura das caudas pesadas presentes nos dados financeiros.

Os resultados da amostra global (2020-2024) revelaram uma estrutura de volatilidade caracterizada por forte persistência e a presença de assimetria significativa apenas no modelo T-GARCH com distribuição GED. O efeito GARCH-M foi identificado em alguns modelos, mas não no de melhor qualidade de ajuste, pelo que a relação entre a volatilidade e desempenho económico se apresenta como dependente da especificação escolhida.

Na análise das subamostras, observou-se que durante o período da pandemia (2020-2021) a volatilidade manteve-se elevada, mas sem evidência estatisticamente significativa de assimetria, contraste com a amostra global. Esta diferença pode ser explicada pela menor dimensão da amostra e pela natureza excecional dos choques económicos neste período. No subperíodo dos conflitos geopolíticos (2022-2024), a volatilidade continuou a apresentar forte persistência e resposta significativa aos choques, embora a presença de um parâmetro negativo no modelo com melhor qualidade de ajuste à volatilidade do IDAE, o GARCH (1,1), tenha imposto cautela na sua interpretação.

O principal contributo desta tese reside na aplicação e comparação rigorosa de diferentes modelos da família GARCH ao IDAE, um indicador inovador e exclusivo da Zona Euro, que disponibiliza dados com frequência diária. Esta elevada frequência permite captar de forma mais detalhada a dinâmica da volatilidade económica em Portugal, incluindo efeitos assimétricos e persistência, que são mais difíceis de observar em estudos baseados em dados com frequência mensal, trimestral ou anual, comuns na literatura económica tradicional. Ao identificar o modelo T-GARCH com distribuição GED como o mais adequado, este estudo contribui para aprofundar o conhecimento sobre a natureza da volatilidade económica de alta frequência e a sua relação com o desempenho económico. Ademais, a demonstração de que o efeito GARCH-M, embora teoricamente relevante para relacionar risco e retorno económico, não é robusto em todas as especificações, contribui para o debate sobre a complexidade desta relação e os cuidados necessários na sua interpretação. As conclusões da tese reforçam e ampliam a literatura

existente sobre a influência negativa da volatilidade macroeconómica no crescimento económico, alinhando-se com evidências empíricas de estudos clássicos e contemporâneos, e destacando a sensibilidade temporal e contextual destes efeitos, o que poderá ter implicações importantes para a formulação de políticas económicas mais eficazes e adaptadas a condições de elevada incerteza.

Futuras investigações poderão ampliar o horizonte temporal, de forma a abranger diferentes ciclos económicos, e aplicar esta abordagem a outros países da Zona Euro que disponham de indicadores de alta frequência semelhantes. Tal permitiria testar a generalização dos resultados e explorar a integração das medidas de volatilidade do IDAE em modelos de previsão e de gestão de risco. Adicionalmente, reforça-se a importância de continuar a avaliar o desempenho dos modelos sob distribuições probabilísticas alternativas, como a GED e a *t-Student*, dado o seu potencial para captar características de caudas pesadas frequentemente observadas em séries económicas de alta frequência.

REFERÊNCIAS

- Ahmed, A. E. A. & Suliman, S. Z. (2011). Modeling stock market volatility using garch models evidence from Sudan. *International Journal of Business and Social Science*. 2 (23), 117. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Araújo, E., Carpena, L., & Cunha, A. B. (2008). Brazilian Business Cycles and Growth from 1850 to 2000. *Estudos Económicos*, 38, 557-581. <https://doi.org/10.1590/S0101-41612008000300005>
- Arbache, J., & Sarquis, S. J. B. (2017). Growth Volatility and Economic Growth in Brazil. *Oxford Handbooks Online*, 1, 1-25. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2925405>
- Beaudry, P., & Koop, G. (1993). Do recessions permanently change output? *Journal of Monetary Economics*, 31(2), 149-163. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(93\)90042-E](https://doi.org/10.1016/0304-3932(93)90042-E)
- Bernanke, B. S. (1983). Irreversibility, Uncertainty, and Cyclical Investment. *The Quarterly Journal of Economics*, 98(1), 85-106. <https://doi.org/10.2307/1885568>
- Black, F. (1987). *Business Cycles and Equilibrium*. Basil Blackwell, Inc.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327. [http://dx.doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](http://dx.doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Caporale, T., & McKiernan, B. (1998). The Fischer Black Hypothesis: Some Time-Series Evidence. *Southern Economic Journal*, 64(3), 765-771. <https://doi.org/10.2307/1060792>
- Chatfield, C. (2004). *The analysis of time series: An introduction* (6th ed.). Chapman & Hall/CRC.
- Daly, K. (2008). Financial volatility: Issues and measuring techniques. *Physica A - Statistical Mechanics and Its Applications*, 387, 2377-2393. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2008.01.009>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431. <https://doi.org/10.2307/2286348>
- Diniz, M. A., Bressan, A. A., & Lazzarini, S. G. (1998). *Séries temporais: Modelos clássicos e modernos*. Atlas.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007. <http://dx.doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. F., Lilien, D. M. & Robins, R. P. (1987). Estimating time varying risk premia in the term structure: The arch-m model. *Econometrica*, 55, 391-407. <http://dx.doi.org/10.2307/1913242>
- Fang, W.-S., & Miller, S. M. (2008). The Great Moderation and the Relationship between Output Growth and Its Volatility. *Southern Economic Journal*, 74, 819-838. <https://ssrn.com/abstract=981260>

- Fatás, A. (2002). The Effects of Business Cycles on Growth. *Working Papers Central Bank of Chile*, 156(156), 1-32. <https://hdl.handle.net/20.500.12580/3685>
- Fountas, S., & Karanasos, M. (2006). The relationship between economic growth and real uncertainty in the G3. *Economic Modelling*, 23(4), 638-647. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2006.03.002>
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801. <https://doi.org/10.2307/2329067>
- Gujarati, D. N. (2006). *Econometria básica* (4^a ed.). McGraw-Hill.
- Henry, Ó. T., & Olekalns, N. (2002). The Effect of Recessions on the Relationship between Output Variability and Growth. *Southern Economic Journal*, 68(3), 683-692. <https://doi.org/10.2307/1061726>
- Kose, M. A., Prasad, E. S., & Terrones, M. E. (2005). Growth and Volatility in an Era of Globalization. *IMF Econ Rev*, 52(Suppl.1), 31-63. <https://doi.org/10.2307/30035982>
- Lin, S.-C., & Kim, D.H. (2014). The link between economic growth and growth volatility. *Empirical Economics*, 46(1), 42-63. <https://doi.org/10.1007/s00181-013-0680-y>
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7, 77-91. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- Martin, P., & Rogers, C. A. (2000). Long-term growth and short-term economic instability. *European Economic Review*, 44(2), 359-381. [https://doi.org/10.1016/S0014-2921\(98\)00073-7](https://doi.org/10.1016/S0014-2921(98)00073-7)
- Mirman, L. J. (1971). Uncertainty and Optimal Consumption Decisions. *Econometrica*, 39(1), 179-185. <https://doi.org/10.2307/1909149>
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347-370. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Phillips, P. C. B., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- Ramey, G., & Ramey, V. A. (1995). Cross-Country Evidence on the Link Between Volatility and Growth. *The American Economic Review*, 85(5), 1138-1151. <http://www.jstor.org/stable/2950979>
- Roger, C. K., & Meguire, P. G. (1985). Macroeconomic determinants of growth: Cross-country evidence. *Journal of Monetary Economics*, 16(2), 141-163. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(85\)90027-3](https://doi.org/10.1016/0304-3932(85)90027-3)
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(4), 425-442. <https://doi.org/10.2307/2977928>
- Trifonov, J., & Potanin, B. (2024). GARCH-M model with an asymmetric risk premium: Distinguishing between ‘good’ and ‘bad’ volatility periods. *International Review of Financial Analysis*, 91. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102941>

- Tullock, G., & Grier, K. B. (1989). An empirical analysis of cross-national economic growth, 1951–1980. *Journal of Monetary Economics*, 24(2), 259-276. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(89\)90006-8](https://doi.org/10.1016/0304-3932(89)90006-8)
- Zarnowitz, V., & Moore, G. H. (1986). *The American Business Cycle: Continuity and Change*. University of Chicago Press. <http://www.nber.org/books/gord86-1>

UNIVERSIDADE DOS AÇORES
Faculdade de Economia e Gestão

Rua da Mãe de Deus
9500-321 Ponta Delgada
Açores, Portugal



DM

2025

Análise da volatilidade no indicador de atividade económica

João Gonçalves Raposo Soares