

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



ISCAL

ASSIMETRIA NA VOLATILIDADE
DOS PRINCIPAIS ÍNDICES
BOLSISTAS DE PORTUGAL,
IRLANDA, ITÁLIA, GRÉCIA E
ESPANHA: UM ESTUDO
COMPARATIVO

Sofia Ramos Jerónimo

Lisboa, Fevereiro de 2015

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

ASSIMETRIA NA VOLATILIDADE
DOS PRINCIPAIS ÍNDICES
BOLSISTAS DE PORTUGAL,
IRLANDA, ITÁLIA, GRÉCIA E
ESPANHA: UM ESTUDO
COMPARATIVO

Sofia Ramos Jerónimo

Dissertação submetida ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Controlo de Gestão e dos Negócios, realizada sob a orientação científica da Professora Doutora Sónia Margarida Ricardo Bentes, com grau de Doutor em Métodos Quantitativos e Professora adjunta da área de finanças.

Constituição do Júri:

Presidente _____ Doutora Maria do Rosário Justino

Vogal _____ Mestre Especialista José Nuno Sacadura

Vogal _____ Doutora Sónia Margarida Bentes

Lisboa, Fevereiro de 2015

Declaro ser a autora desta dissertação, que constitui um trabalho original e inédito, que nunca foi submetido (no seu todo ou qualquer das suas partes) a outra instituição de ensino superior para obtenção de um grau académico ou outra habilitação. Atesto ainda que todas as citações estão devidamente identificadas.

Mais acrescento que tenho consciência de que o plágio – a utilização de elementos alheios sem referência ao seu autor – constitui uma grave falta de ética, que poderá resultar na anulação da presente dissertação.

Dedico este trabalho ao meu filho e ao meu marido, pelo apoio e pelo amor incondicional, sempre!

Agradecimentos

O presente trabalho só foi possível com o apoio das pessoas que me acompanharam, às quais expresso os meus sinceros agradecimentos.

Em primeiro lugar quero agradecer à Professora Doutora Sónia Margarida Ricardo Bentes, por ter aceitado orientar-me, pela disponibilidade e ajuda constante na elaboração desta dissertação.

Às minhas colegas de mestrado; Ana Sofia Silva e Susana Reis, com quem tive a oportunidade de conviver, trabalhar e partilhar experiências, agradeço o incentivo e espírito de entreajuda. Estiveram ao meu lado nos momentos de fraqueza, auxiliaram nos momentos de inspiração, originando seguramente uma amizade para a vida.

Por fim, agradeço ao meu filho Francisco pela ternura, ao meu marido Duarte pela sua dedicação nos momentos de desânimo, esteve sempre comigo, incentivando-me a continuar o caminho. Aos meus pais e ao meu irmão pelo estímulo, apoio e força com que sempre me acompanharam no meu percurso de vida pessoal e profissional.

A todos os que directa ou indirectamente contribuíram para a realização deste trabalho.

Resumo

A volatilidade desempenha um papel importante na avaliação dos activos financeiros. Existem vários estudos que concluem que a melhor análise de se prever a volatilidade deverá ser efectuada atendendo às especificidades do mercado financeiro onde se pretende fazer a previsão, permitindo assim captar momentos de grande incerteza no mercado. Verificam-se com frequência análises assimétricas na volatilidade, tais como: períodos de intensa volatilidade quando os preços dos activos sofrem quebras acentuadas, acréscimos de volatilidade em mercados que entram em aceleração, choques positivos e negativos sobre os preços que geram diferentes efeitos, sobre a volatilidade.

Os efeitos da assimetria podem ser satisfatoriamente captados pelo modelo econométrico de tipo *GARCH* e, em especial por um dos modelos variantes, o modelo *EGARCH*. Este último é utilizado no presente estudo, onde se analisa o efeito assimétrico das rendibilidades dos índices de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, durante o período 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014, no sentido de ser estudado o efeito de alavancagem, sugerindo que os retornos negativos estão mais associados aos aglomerados de volatilidade, ou seja, que as “más notícias” têm maior impacto na volatilidade do que as “boas notícias”. Os resultados mostraram maior influência de eventos negativos do que positivos, sobre a volatilidade das rendibilidades das séries analisadas e, verificou-se que choques nas séries de retornos têm efeitos por vários períodos.

Palavras-chave: Volatilidade, Assimetria, Modelos de tipo *ARCH*, Modelo econométrico *EGARCH*, “Boas e Más notícias”, Rendibilidade dos índices.

Abstract

The volatility fulfills an important role in the evaluation of financial assets. There are several studies that concluded the best analysis of expected volatility should take into account the specificities of the financial market, which aims to make the prediction, thus capturing moments of great uncertainty in the market. Asymmetrical analyses happen frequently in the volatility, such as: periods of intense volatility, when the prices of the assets suffer accented breaks, additions of volatility in markets that enter in acceleration, positive and negative prices shocks that produce different effects on the volatility.

The effect of asymmetry can be satisfactorily captured by *GARCH* econometric model and in particular of variant model the Model *EGARCH*. This last one is used in this study, which analyzes the asymmetric effect in the volatility of returns on indexes of Portugal, Ireland, Italy, Greece and Spain series, during the period from 8th January, 1990 to 3rd January, 2014 in order the leverage effect to be studied, suggesting that the negative returns are more associated to clusters of volatility, ie, that the "bad news" have a greater impact on volatility than "good news". Results showed a greater influence of negative events on volatility than positive ones and that shocks on the return series persisted for some time.

Keywords: Volatility, Asymmetry, *ARCH* type models, *GARCH* econometric model
"Good and bad news, Returns on indexes

Índice

Índice de Quadros	xi
Índice de Tabelas	xii
Índice de Figuras	xv
Lista de Abreviaturas e Siglas	xvi
1. Introdução	1
1.1 Revisão da literatura.....	1
1.2 Objecto da investigação	3
1.3 Objectivos da investigação.....	4
1.4 Metodologia e relevância do tema	4
1.5 Estrutura da dissertação.....	5
2. Volatilidade.....	7
2.1 Conceito de volatilidade.....	7
2.1.1 Volatilidade histórica ou estatística.....	9
2.1.2 Volatilidade implícita	10
2.1.3 Volatilidade futura ou previsional	12
2.2 Medidas estatísticas utilizadas no estudo da volatilidade	12
2.3 Modelação da volatilidade condicionada	13
2.3.1 Modelo <i>ARCH</i>	14
2.3.2 Modelo <i>GARCH</i>	16
2.3.3 Modelo <i>EGARCH</i>	18
2.3.4 Modelo <i>TGARCH</i>	20
2.3.5 Abordagens alternativas – <i>TAR</i> e <i>M-TAR</i>	21
2.4 Padrões de comportamento da volatilidade.....	23
2.4.1 Assimetria na volatilidade	23
2.5 Influência dos aspectos subjectivos na previsão da volatilidade	28
2.5.1 Sentimento do mercado	29
3. Índices Bolsistas	34
3.1 Definição e características de um índice bolsista.....	34
3.2 Principais índices bolsistas.....	36
3.2.1 <i>STOXX Europe 50</i>	37
4. Descrição dos Dados e Evidências Empíricas	40

4.1 Recolha e tratamento de dados.....	41
4.2 Estudo das rendibilidades dos índices bolsistas	41
4.2.1 Análise descritiva das rendibilidades	43
4.3 Modelação da volatilidade condicionada	47
4.3.1 Verificação dos pressupostos	47
4.3.2 Análise dos resíduos do modelo $AR(p)$	64
4.4 Estimação do modelo $EGARCH(p,q)$	70
4.5 Análise e conclusão do estudo	78
5. Conclusão.....	79
5.1 Direcções futuras de investigação	81
Referências Bibliográficas.....	82

Índice de Quadros

Quadro 2.1 Resumo dos principais estudos empíricos sobre a assimetria na volatilidade	24
Quadro 2.2 Níveis de sentimento de mercado.....	31

Índice de Tabelas

Tabela 3.1 Composição do Índice <i>STOXX Europe 50</i> por empresas	37
Tabela 4.1 Índices relativos aos países em estudo	41
Tabela 4.2 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices bolsistas dos países: Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	44
Tabela 4.3 Testes de raízes unitárias (ou estacionariedade) ADF e KPSS para as rendibilidades dos índices <i>PSI 20</i> (Portugal), <i>ISEQ 20</i> (Irlanda), <i>MIB 30</i> (Itália), <i>ATHEX 20</i> (Grécia) e <i>IBEX 35</i> (Espanha)	51
Tabela 4.4 Correlograma das rendibilidades diárias do índice <i>DataStream</i> de Portugal (<i>PSI 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	52
Tabela 4.5 Correlograma das rendibilidades diárias do índice <i>DataStream</i> da Irlanda (<i>ISEQ 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	53
Tabela 4.6 Correlograma das rendibilidades diárias do índice <i>DataStream</i> da Itália (<i>MIB 30</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	54
Tabela 4.7 Correlograma das rendibilidades diárias do índice <i>DataStream</i> da Grécia (<i>ATHEX 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	55
Tabela 4.8 Correlograma das rendibilidades diárias do índice <i>DataStream</i> da Espanha (<i>IBEX 35</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	56
Tabela 4.9 Resultados do teste de <i>Breusch-Godfrey (BG)</i> para as rendibilidades dos índices <i>PSI 20</i> (Portugal), <i>ISEQ 20</i> (Irlanda), <i>MIB 30</i> (Itália), <i>ATHEX 20</i> (Grécia) e <i>IBEX 35</i> (Espanha)	57
Tabela 4.10 Resultados do teste de <i>ARCH-LM</i> para as rendibilidades dos índices <i>PSI 20</i> (Portugal), <i>ISEQ 20</i> (Irlanda), <i>MIB 30</i> (Itália), <i>ATHEX 20</i> (Grécia) e <i>IBEX 35</i> (Espanha)	58
Tabela 4.11 Correlograma do quadrado dos resíduos para Portugal (<i>PSI 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	59
Tabela 4.12 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Irlanda (<i>ISEQ 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	60
Tabela 4.13 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Itália (<i>MIB 30</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	61
Tabela 4.14 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Grécia (<i>ATHEX 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	62
Tabela 4.15 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Espanha (<i>IBEX 35</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	63

Tabela 4.16 Especificações da equação dos modelos $AR(p)$, com $p > 0$, para as rendibilidades dos índices de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	65
Tabela 4.17 Correlograma dos resíduos do modelo $AR(3)$ para as rendibilidades diárias <i>DataStream</i> de Portugal (<i>PSI 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	68
Tabela 4.18 Correlograma dos resíduos do modelo $AR(3)$ para as rendibilidades diárias <i>DataStream</i> da Irlanda (<i>ISEQ 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	68
Tabela 4.19 Correlograma dos resíduos do modelo $AR(6)$ para as rendibilidades diárias <i>DataStream</i> da Itália (<i>MIB 30</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	68
Tabela 4.20 Correlograma dos resíduos do modelo $AR(3)$ para as rendibilidades diárias <i>DataStream</i> da Grécia (<i>ATHEX 20</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	69
Tabela 4.21 Correlograma dos resíduos do modelo $AR(5)$ para as rendibilidades diárias <i>DataStream</i> da Espanha (<i>IBEX 35</i>), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	69
Tabela 4.22 Resultados do teste de Breusch-Godfrey (<i>BG</i>) para as rendibilidades diárias dos índices da amostra, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	70
Tabela 4.23 Resultados da estimação do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para os índices <i>PSI 20</i> , <i>ISEQ 20</i> , <i>MIB 30</i> , <i>ATHEX 20</i> e <i>IBEX 35</i> , no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	71
Tabela 4.24 Resultados do teste $ARCH-LM$ aplicado aos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para os índices <i>PSI 20</i> , <i>ISEQ 20</i> , <i>MIB 30</i> , <i>ATHEX 20</i> e <i>IBEX 35</i> , no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	72
Tabela 4.25 Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice <i>PSI 20</i> (Portugal), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	73
Tabela 4.26 Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice <i>ISEQ 20</i> (Irlanda), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	73
Tabela 4.27 Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice <i>MIB 30</i> (Itália), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	74
Tabela 4.28 Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice <i>ATHEX 20</i> (Grécia), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	74

Tabela 4.29 Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo <i>EGARCH</i> (1,1,1) para as rendibilidades do índice <i>IBEX 35</i> (Espanha), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	75
---	----

Índice de Figuras

Figura 2.1 Níveis de Volatilidade.....	8
Figura 2.2 Reacção da volatilidade às “boas” e “más notícias” (efeito <i>leverage</i>)	21
Figura 2.3 Simetria na volatilidade	26
Figura 2.4 Efeito de simetria na volatilidade.....	27
Figura 2.5 Níveis de optimismo e pessimismo do Rácio <i>Put/Call</i>	32
Figura 3.1 Composição do índice STOXX Europe 50 por países.....	39
Figura 4.1 Evolução das rendibilidades diárias dos índices bolsistas dos Países: Espanha, Grécia, Irlanda, Itália e Portugal, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	43
Figura 4.2 Histograma das rendibilidades diárias dos índices bolsistas <i>DataStream</i> dos Países: Espanha, Grécia, Irlanda, Itália e Portugal, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	45
Figura 4.3 Histograma dos resíduos do modelo com as respectivas medidas de estatística descrita dos modelo AR utilizados dos Países: Espanha, Grécia, Irlanda, Itália e Portugal, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014	67
Figura 4.4 Histograma dos resíduos do modelo <i>EGARCH</i> (1,1,1) para as rendibilidades do índice <i>PSI 20</i> (Portugal)	75
Figura 4.5 Histograma dos resíduos do modelo <i>EGARCH</i> (1,1,1) para as rendibilidades do índice <i>ISEQ 20</i> (Irlanda).....	76
Figura 4.6 Histograma dos resíduos do modelo <i>EGARCH</i> (1,1,1) para as rendibilidades do índice <i>MIB 30</i> (Itália)	76
Figura 4.7 Histograma dos resíduos do modelo <i>EGARCH</i> (1,1,1) para as rendibilidades do índice <i>ATHEX 20</i> (Grécia).....	77
Figura 4.8 Histograma dos resíduos do modelo <i>EGARCH</i> (1,1,1) para as rendibilidades do índice <i>IBEX 35</i> (Espanha)	77

Lista de Abreviaturas e Siglas

ADF – *Augmented Dickey Fuller*

AIC – *Akaike Information Criterion*

AR – *Autoregressive Model*

ARCH – *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*

ARIMA – *Autoregressive Integrated Moving Average*

ARMA – *Autoregressive Moving Average*

ATHEX 20 – Índice de Mercado da Grécia

BBR – Rácio *Bull/Bear*

BCE – Banco Central Europeu

CAPM – *Capital Asset Pricing Model*

DJIA – *Dow Jones Railroad Average*

EGARCH – *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*

ETFs – *Exchange Traded Funds*

GARCH – *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*

H_0 – Hipótese Nula

H_a – Hipótese Alternativa

IBEX 35 – Índice de Mercado da Espanha

IIS – *Investors Intelligence Sentimente Survey*

ISEQ 20 – Índice de Mercado da Irlanda

JB – *Jarque-Bera*

KPSS – *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin*

LM – *Multiplicadores de Lagrange*

MIB 30 – Índice de Mercado da Itália

M-TAR – *Momentum Threshold AutoRegressive*

NYSE – *New York Stock Exchange*

PCR – Rácio *Put/Call*

PIB – Produto Interno Bruto

PSI 20 – Índice de Mercado de Portugal

SETAR – Self Exciting Threshold AutoRegressive

SIC – Schwartz’s Bayesian Information Criterion

TAR – Threshold AutoRegressive

TGARCH – Threshhold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

VI – Volatilidade Implícita

1. Introdução

A volatilidade é uma característica relevante dos mercados financeiros, não sendo directamente observável, ao contrário do que sucede com a rentabilidade, é relativamente mais difícil proceder ao dado estimado ou previsto. A relação risco-rentabilidade serve de tópico principal aos investidores, que apenas estarão dispostos a incorrer num risco superior. Ao basearmo-nos nesta relação para a tomada de decisão de investimentos, o problema de medir e prever o risco e a rentabilidade dos investimentos, tornou-se num problema de importância crucial para os mercados financeiros.

Actualmente, uma das informações mais importantes para os investidores dos mercados bolsistas, é a variância dos preços de um activo (volatilidade). A sua correcta previsão permite captar momentos de incerteza no mercado financeiro, como forma de antecipar estratégias de retorno das acções afectadas por factores relacionados com o desempenho da empresa emitente e da conjuntura económica. Quando nos referimos aos factores relacionados com o desempenho das empresas, referimo-nos às “boas” e “más notícias” sobre as mesmas, relativamente ao seu aspecto organizacional, administrativo, económico ou financeiro, podendo estar reflectido na concorrência interna e/ou externa, no surgimento de produtos substitutos, na regulamentação ambiental, nas mudanças da tributação, na gestão da empresa, entre outros. Sobre os factores de conjuntura económica podem-se revelar através das taxas de inflação, juro, câmbio, assim como do aspecto jurídico/institucional, o preço do petróleo, a recessão e o crescimento mundial. É assim, importante examinar os determinantes dos movimentos de volatilidade no mercado financeiro e de forma genérica do próprio mercado.

1.1 Revisão da literatura

Durante duas décadas a volatilidade tem sido foco de pesquisa em séries temporárias econométricas. Os estudos de volatilidade estão relacionados com questões de estimação, inferência estatística e especificação de modelos. Desde o trabalho pioneiro de Markowitz (1959), que a volatilidade é um dos principais focos de pesquisa em finanças, exercendo um papel central em actividades, tais como: análise de risco e nos processos de tomada de decisão sobre os activos financeiros. Assim, modelar e prever a volatilidade tem sido um importante objecto de investigação empírica e teórica na área financeira, pois antecipar o

comportamento futuro da volatilidade de activos, ajuda na formulação de estratégias de investimentos.

As relações existentes nos diferentes mercados financeiros crescem diariamente, assim como, a dependência económica entre os mesmos. Com a globalização dos mercados financeiros, observada na última década e fomentada por forte desenvolvimento tecnológico, permitiu o livre fluxo de capitais entre os países, o que permitiu uma maior dinamização dos mercados bolsistas, uma escolha muito diversificada dos investimentos, aumentando a disseminação de crises e uma dinâmica nos movimentos dos activos.

No entanto, e seja qual a perspectiva, um facto é indiscutível – a instabilidade é cada vez mais frequente neste tipo de mercados. Assim, a correcta análise da volatilidade torna-se importante não só para o esboço estratégico na gestão de activos como também para a captação dos momentos de incerteza no mercado, ou seja, quanto maior o grau de incerteza frente às crises ou factores exógenos, maiores serão as variações nos preços e na variância dos retornos implicando desta forma, em grandes possibilidades de ganhos e/ou perdas. Assim sendo, a correcta análise de risco de uma gestão de investimentos, passa pela boa previsão das oscilações dos preços dos activos no mercado (Morais, 1999).

Os impactos positivos e negativos sobre os preços tendem assim a gerar efeitos distintos, embora inconclusivos, sobre a volatilidade. Reconhecendo a importância destes parâmetros, vários autores desenvolveram modelos econométricos para tentar descrever as características principais da volatilidade dos activos financeiros.

Tais assimetrias na volatilidade, designada por vários autores como “efeitos de alavanca”, podem ser estudadas pelos modelos econométricos capazes de analisar a heterocedasticidade condicional autogressiva. Neste contexto, surge o modelo *ARCH* (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), proposto por Engle em 1982. O modelo *ARCH* surge como uma alternativa às distribuições, na maioria das distribuições empíricas de dados monetários e financeiros e pretende responder à evidência empírica de que a volatilidade não é constante. Posteriormente, Bollerslev (1986), por sua vez, desenvolveu o modelo *GARCH* (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), que incorpora a própria variância condicional, observada no passado, ao modelo *ARCH* (Alexander, 2002; Brooks, 2002).

Posteriormente, em razão do grande interesse de pesquisadores e investigadores em melhorar a análise da variância condicional das séries temporais financeiras, surgiram variações que têm como base os modelos *ARCH* e *GARCH*. Black (1976), constatou que os preços das

acções tendem a ser negativamente correlacionadas com as variações na volatilidade, ou seja, períodos de queda nos preços são frequentemente seguidos por períodos de grande volatilidade, do que nos períodos, cujos preços de volatilidade sejam elevados, a volatilidade não é tão intensa. Este efeito é denominado de *leverage* (efeito de alavancagem) ou efeito assimétrico.

Neste contexto, foram desenvolvidas algumas extensões que incorporam o problema da distribuição assimétrica. Um dos primeiros modelos da *GARCH* assimétrico foi o *EGARCH* (*Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), proposto por Nelson em 1991, que será o modelo aprofundado deste estudo. Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) desenvolveram o modelo *TGARCH* (*Threshhold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*).

Torna-se assim, importante verificar e compreender o comportamento do mercado, como ferramenta essencial para a tomada de decisão e os eventuais efeitos assimétricos, em virtude do impacto das “boas notícias” face às “más notícias”.

1.2 Objecto da investigação

A falência do banco de investimento norte-americano *Lehman Brothers*, em Setembro de 2008, desencadeou uma série de eventos que se transformou nos anos seguintes na pior crise económica internacional, desde a grande depressão de 1929. Embora a crise tenha suas origens no mercado imobiliário dos Estados Unidos, os seus reflexos afectaram os indicadores económicos das principais economias mundiais. A transmissão da crise para a Europa afectou principalmente o grupo de países formado por Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha. A crise que se iniciou nos mercados bancários, evoluiu em 2009 para uma crise das dívidas soberanas dos governos nacionais europeus. No entanto, a origem dos desequilíbrios económicos que contribuíram para a formação da crise europeia, decorreu principalmente das elevadas dívidas privadas, contraídas pelos bancos e instituições financeiras destes países, com o sistema financeiro internacional.

Fase ao mencionado, este estudo tem como objecto de investigação a assimetria na volatilidade aplicado à rendibilidade dos índices dos mercados de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha. Pretende-se assim, que seja feito o estudo comparativo da volatilidade dos índices destes 5 países europeus, ou seja, o *PSI 20* (Portugal), o *ISEQ 20* (Irlanda), o *MIB 30* (Itália), o *ATHEX 20* (Grécia) e o *IBEX 35* (Espanha), durante o período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014.

1.3 Objectivos da investigação

O investimento feito em acções implica um certo grau de risco associado à volatilidade dos preços dos activos, afectados a factores relacionados com a actividade da empresa ou características do mercado. Os modelos chamados de assimétricos poderão evidenciar o efeito de alavanca, onde os retornos negativos estão associados aos aglomerados de volatilidade, isto é, choques negativos provocam maior estabilidade no mercado de acções, ao contrário dos choques positivos. As variações aleatórias existentes e observadas no comportamento da economia são captadas pela volatilidade dos retornos de um activo, em relação ao seu valor médio. Assim, a confiança do investidor terá uma relação inversa, ou seja, quanto maior a volatilidade, menor o seu grau de confiança e vice-versa, consequentemente levará a que exista um menor investimento.

O presente estudo, neste sentido, tem como objectivo realizar uma análise do padrão da volatilidade dos mercados de 5 índices de acções: o *PSI 20* (índice de mercado português), o *ISEQ 20* (índice de mercado irlandês), o *MIB 30* (índice de mercado italiano), o *ATHEX 20* (índice de mercado grego) e o *IBEX 35* (índice de mercado espanhol), de forma a analisar o nível de assimetria, relevando esta análise como um importante factor direccional para os investidores dos agentes económicos e financeiros.

Em termos gerais, pretende-se com este estudo comparar o comportamento da assimetria da volatilidade nestes índices de acções, com estimação no modelo *EGARCH*, um dos variantes do modelo *ARCH*, escolhido para melhor identificar a presença de assimetria na volatilidade, na amostra em estudo, como forma de informação útil e necessária à tomada de decisão dos investigadores.

1.4 Metodologia e relevância do tema

Com o surgimento da crise nos Estados Unidos, os bancos e as instituições financeiras na Europa iniciaram um processo de desalavancagem financeira e redução das suas linhas de créditos para os mercados emergentes na Europa. As intervenções nos mercados financeiros pelo Banco Central Europeu (BCE) e pelos governos nacionais a partir de 2008, visou impedir a falência dos bancos mais afetados pela crise, injetar liquidez financeira, restaurar a confiança dos mercados financeiros e capitalizar os bancos e as instituições financeiras europeias. No entanto, o excesso de débitos provenientes das intervenções realizadas pelos governos nacionais e pelo BCE não desapareceram com a crise financeira. Os prejuízos

financeiros foram apenas transferidos para as contas públicas dos governos nacionais e para os balanços financeiros do BCE (Mauldin; 2011).

O crescimento do défice fiscal e dos *stocks* da dívida pública nos países europeus foi acentuado principalmente nos mercados de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha. Estas economias apresentam desequilíbrios económicos, decorrentes do elevado nível de endividamento externo, ocasionando uma maior deterioração dos seus indicadores fiscais.

Assim, é importante examinar os determinantes dos movimentos de volatilidade no mercado destes países, uma vez que a volatilidade constitui uma medida de análise do risco dos títulos que operam no mercado financeiro e, em termos gerais do próprio mercado, daí a sua importância como instrumento eficaz da estabilidade dos mercados e diversificação dos riscos dos investidores.

Desta forma, e tendo em conta os países envolvidos, a metodologia de suporte utilizada nesta investigação consiste num estudo empírico sobre um dos modelos de estimação da volatilidade - *EGARCH* (*Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), mais direcionado para analisar um dos principais padrões de comportamento da volatilidade, a assimetria. Utilizando assim, uma análise descritiva de carácter quantitativo, que incide sobre as rendibilidades das cotações dos índices de acções aos quais, pertencem a nossa amostra: o *PSI 20* (Portugal), o *ISEQ 20* (Irlanda), o *MIB 30* (Itália), o *ATHEX 20* (Grécia) e o *IBEX 35* (Espanha), para o período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014, recolhidos a partir da base de dados *DataStream*.

Tendo em conta os factores económicos que foram ocorrendo ao longo destes 24 anos em análise, pretende-se através deste estudo verificar a existência de comportamentos mais ou menos voláteis a par desses acontecimentos, pretendendo-se analisar, se os acontecimentos negativos influenciam com maior proporção do que os efeitos positivos, levando a um efeito de assimetria na volatilidade e, se as expectativas dos investidores, quer positivas quer negativas, são o que provoca maior impacto no comportamento dos mercados.

1.5 Estrutura da dissertação

Como referido anteriormente, o trabalho de investigação incidirá no estudo comparativo do efeito da assimetria na volatilidade das rendibilidades dos índices de 5 países da zona Euro, tendo em conta o comportamento e variações existentes ao longo do período em análise.

Assim sendo, esta dissertação divide-se em diversos capítulos, estruturados da seguinte forma:

Capítulo 1 – Introdução: Neste primeiro capítulo será exposto o tema, justificando a escolha do presente estudo e indicando o que se pretende analisar/comparar com a investigação. Inicialmente, apresenta uma breve revisão da literatura sobre o tema, seguido do objecto e objectivos do estudo. Inclui também a metodologia e relevância do tema usados na elaboração da presente investigação.

Capítulos 2 e 3 – Enquadramento teórico: Neste capítulo procede-se ao enquadramento teórico, tendo o cuidado de estudar de forma pormenorizada, as principais questões ligadas ao tema da volatilidade dos mercados financeiros. Procura-se de forma resumida expor a forma como este assunto tem sido abordado e analisado e quais as suas variáveis em questão. Trata-se assim, da exposição dos temas relacionados com a volatilidade e respectivos modelos, mais direccionados para detectar um dos principais padrões de comportamento da volatilidade, a assimetria. Este capítulo apresenta o enquadramento teórico de toda a dissertação, onde se pode compreender o contexto e a forma como se chega aos resultados e conclusões finais do estudo empírico da dissertação.

Capítulo 4 – Descrição dos dados e estudo empírico: Neste capítulo apresenta-se a análise prática do tema objecto deste estudo. Como ponto de partida apresenta-se o processo de recolha de dados de séries cronológicas relativas às rendibilidades dos índices dos 5 países Europeus: Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014. Conterá a análise descritiva em relação aos 5 índices e recorrer-se-á a *software* de análise estatístico-financeira para ajudar a determinar a assimetria na volatilidade assim como, a estimação dos modelos *ARCH*, *GARCH* e *EGARCH*, estudados no Capítulo 2. Será feita a escolha do modelo mais adequado para descrever o comportamento das rendibilidades dos índices, onde serão analisados os resultados de estimação dos modelos de volatilidade.

Capítulo 5 – Conclusão: Completada a investigação e análise de todos os dados, este capítulo apresentará todas as conclusões retiradas com a realização da dissertação.

2. Volatilidade

A volatilidade desempenha um papel importante na avaliação dos activos financeiros, daí que proliferem na literatura estudos com vista à sua especificação e medida. Um vasto conjunto de estudos, conclui que a análise do melhor previsor da volatilidade desse ser efectuado atendendo às especificidades do mercado financeiro onde se pretende fazer a aplicação.

A relação risco-rentabilidade serve de “guia” aos investidores, que apenas estarão dispostos a incorrer num risco superior se tiverem como contrapartida um lucro igualmente superior. Baseando-se nesta relação para a tomada de decisão do investimento, o problema de medir e prever o risco e a rentabilidade dos investidores é de extrema importância para os mercados financeiros. Este problema que se apresenta, como deveras importante sob o ponto de vista prático, tornou-se também um desafio fundamental para o mundo académico: encontrar valores cada vez mais próximos da realidade para estes dois parâmetros. A importância dada ao cálculo da volatilidade resulta do papel central que este ocupa enquanto medida da variação do preço de um activo em torno da média, para um intervalo fixo de tempo. Assim, o parâmetro da volatilidade torna-se fundamental para o esclarecimento de estratégias de investimentos fidedignos, nos mercados financeiros.

De entre os principais tipos (no sentido de mais utilizados pelos investigadores e investidores dos mercados financeiros) de modelação da volatilidade, podem seleccionar-se a volatilidade histórica e a volatilidade implícita.

2.1 Conceito de volatilidade

Como anteriormente referido a volatilidade é entendida como uma medida de variabilidade dos preços de um activo em relação à sua média e durante um intervalo de tempo. Normalmente, esta medida é calculada através da variância ou desvio padrão anualizado da variação percentual das cotações diárias, semanais, mensais ou até mesmo dos dados de alta frequência, sendo expressa sob a forma de percentagem.

Esta medida é usada para quantificar o risco de deter um activo que opera no mercado financeiro durante um período de tempo, medindo a dispersão dos seus rendimentos e, em termos gerais do próprio mercado. Neste sentido, quanto maior for a sua variação maior será a volatilidade que lhe está associada. No entanto e embora esteja estreitamente relacionada, em termos financeiros com subidas e descidas no mercado, a maior parte dos estudos

centram-se nos impactos negativos que podem causar. Por isso, revela-se como um instrumento importante na análise de risco, selecção de carteiras, derivação de preços, etc.

Apresenta-se na Figura 2.1, uma explicação de que forma existe alta ou baixa volatilidade na análise de um activo, que descreve a existência de uma volatilidade baixa ou alta.

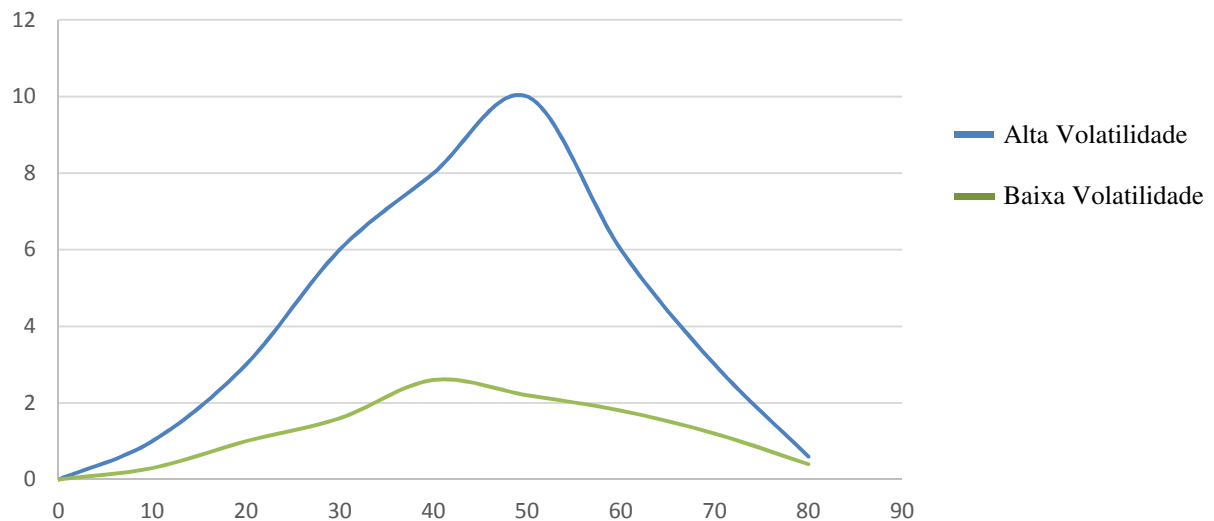


Figura 2.1 Níveis de Volatilidade

Fonte: Adaptado de Ferreira (2009: 352)

A primeira medida para se mensurar a volatilidade dos retornos dos activos é realizada pelo cálculo do desvio-padrão, simbolizado por σ , medindo os desvios relativamente à média e quanto mais elevado for, mais afastados estão os valores da média e vice-versa. Segundo Ferreira (2009: 357), a sua fórmula de cálculo pode ser estimada pela seguinte expressão:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(r_i - \bar{r})^2}{N-1}} \quad (2.1)$$

onde:

σ = desvio-padrão dos retornos dos activos

r_i = retorno do activo i (rentabilidade do activo no momento t)

\bar{r} = média dos retornos do activo i

N = nº de observações

Segundo Payant (1997), o tamanho da amostra (também conhecido como janela) utilizada na série histórica afecta a validade da distribuição de probabilidade encontrada.

Para calcular a volatilidade para outros períodos de tempo, apenas terá de se tomar em consideração a base de calendário a partir do valor encontrado, ou seja, para dados diários considerando o ano comercial (dias úteis).

São vários os métodos para determinar o valor da volatilidade, assim cada especialista utiliza o valor que considera mais adequado, mesmo sendo subjectivo. Para tal, é necessário o conhecimento e domínio dos modelos e conhecer qual o melhor tipo de estimação da volatilidade. Assim, é importante fazermos uma abordagem aos três tipos de volatilidade existentes: Histórica ou Estatística, Implícita e Futura ou Previsional.

2.1.1 Volatilidade histórica ou estatística

A forma mais simples de estimarmos a volatilidade é através da utilização da volatilidade histórica. Este método, na sua formulação mais simples, consiste em calcular o desvio-padrão do rendimento periódico dos activos, durante um período anterior àquele para o qual se pretende prever a volatilidade. Por norma, no cálculo da volatilidade utiliza-se um período histórico imediatamente anterior e com uma duração similar ao período que estamos a analisar.

O método mais simples de cálculo da volatilidade histórica passa pela introdução dos preços de encerramento diários na fórmula da rentabilidade. Este método leva à necessidade de obtenção de uma observação diária da rentabilidade do activo cuja volatilidade se pretende estudar. Note-se que, considerando observações diárias da rentabilidade, vamos obter a volatilidade diária, pelo que se torna necessário anualizar este valor. Para tal, ao valor anteriormente obtido terá de ser multiplicado pelo valor da raiz quadrada do número de dias em que houve transacções.

Utilizar toda a amostra para o cálculo, uma vez que este método pressupõe peso igual para todas as observações, não permite que as informações mais recentes sejam realçadas. Paralelamente, é normal, com séries temporais, considerar que, quanto mais recentes os dados, maior a sua valia e também, quanto maior o número de observações, melhor será o valor estimado. No caso da volatilidade estas duas regras têm de ser analisadas com alguma reserva. Assim, dados muito distantes podem contrariar a regra geral o que poderá piorar ou

não, o valor estimado. Por outro lado, considerar apenas os dados mais recentes será ignorar a informação histórica, que poderá ser útil.

A existência de consenso e a verificação das limitações deste método, levaram alguns autores a propor algumas variantes. Parkinson (1980), propôs um método que considera a oscilação do preço do activo no próprio dia. Admite-se que um maior volume de informação contribua para melhorar a estimativa. Garman e Klass (1988), sugeriram considerar a mesma informação do método sugerido pelo autor Parkinson, acrescentando a informação relativa às cotações do activo no seu valor de fecho diário.

Segundo Evinine (1988), ao introduzir-se os valores extremos juntamente com os preços de encerramento, o método utilizado pelos autores Garman e Klass para a previsão da volatilidade torna-se cinco vezes mais eficiente do que uma estimativa de volatilidade que os não incluía. Tal afirmação, baseia-se no facto de que os valores extremos das séries contém sempre um conjunto de informação significativo acerca da série que pretendem descrever.

A grande objecção à utilização da volatilidade histórica como previsor da volatilidade é a de que, os valores históricos dificilmente se poderão repetir. No entanto, a volatilidade histórica pode também ser relevante, uma vez que poderá prever os valores futuros, na medida em que, contribui para a formação das expectativas, visto que frequentemente se verifica empiricamente que duas séries temporais estão correlacionadas.

2.1.2 Volatilidade implícita

A volatilidade implícita refere-se ao cálculo da volatilidade através da igualdade entre o preço teórico e o preço real da opção. É um conceito que se aplica aos contractos de opções e avalia o que o mercado pensa naquele momento, sobre a volatilidade das opções em análise. É um método utilizado para efectuar estratégias e avaliações de opções e não para cobertura de risco.

O modelo mais utilizado nos mercados financeiros para o cálculo da volatilidade implícita é o modelo *Black-Sholes*. A volatilidade implícita assenta, pois, no modelo *Black-Sholes*, que pressupõe, que, se o mercado em causa for eficiente, deverá constituir uma previsão da volatilidade futura, na medida em que contém em si toda a informação de que o mercado dispõe. Resolve-se em ordem à variável que representa a volatilidade, passando o prémio da opção a ser uma variável explicativa.

Segundo Ferreira (2009), é calculada, tomando como *input* do modelo utilizado, o preço do mercado da opção, passando a volatilidade a ser o *output*. É utilizado normalmente um preço das opções no fecho, no entanto, a utilização de um valor médio dos preços *bid* (compra) e *ask* (venda) são mais rigorosos. Se o nível de volatilidade implícita descer o preço da opção, tenderá a descer e vice-versa, verificando-se assim existir uma forte correlação. Será por isso importante conhecer os valores da volatilidade implícita e da volatilidade histórica, para que se consiga efectuar estratégias com base nos diferenciais de prémios.

O primeiro artigo publicado sobre estimar a volatilidade implícita pertence aos autores Latané e Rendleman (1976), sendo contudo, um domínio sobre o qual se debruçaram um conjunto vasto de autores. Schmalensee e Trippi (1978), tal como outros investigadores posteriores estudaram a capacidade da volatilidade implícita das opções de compra, constituir um bom previsor da volatilidade futura.

Os primeiros resultados foram animadores, a volatilidade implícita seria um bom indicador para prever a volatilidade futura do que o simples desvio-padrão das rentabilidades passadas. Mas existe diversa literatura dedicado ao estudo empírico sobre a eficiência da volatilidade implícita, como sendo um bom estimador da volatilidade futura. Assim, Jorion (1995) constatou que a volatilidade implícita é um bom estimador, mas ao mesmo tempo vai enviesar a volatilidade futura para futuros sobre divisas. Day e Lewis (1992), concluem que se trata de um estimador enviesado e ineficiente numa aplicação às opções sobre o índice *S&P500* (1985-1989) e a mesma conclusão é retirada por Lamoureux e Lastrapes (1993) para um conjunto de 10 acções (1982-1984). Canina e Figlewski (1993), numa aplicação às opções sobre o índice *S&P100*, concluem pela inexistência de qualquer relação entre a volatilidade implícita e a volatilidade futura, concluindo mesmo que a volatilidade implícita não comporta a informação recentemente incorporada nos mercados financeiros.

Apesar de todas as limitações atrás referidas a volatilidade implícita continua a ser uma das aplicações mais frequentes do modelo *Black-Sholes*. A volatilidade implícita tem sido utilizada para testar a própria validade do modelo em que se baseia e, também para obter estimativas de volatilidade para os mercados. Torna-se particularmente importante na medida em que permite “auscultar” a opinião geral do mercado acerca da volatilidade de um activo, em particular, permitindo assim, delinear estratégias de comercialização.

2.1.3 Volatilidade futura ou previsional

A volatilidade futura ou previsional do preço do activo subjacente para o período escolhido da opção até ao seu termo tem sido um das grandes questões que os especialistas tentam ultrapassar. Face a crises ou outros factores exógenos, o mercado encontra-se incerto, por isso existe maior variação de preços, maior é a variância de rendimentos o que implica existirem maiores ganhos e perdas. A gestão mais adequada do risco de uma carteira de investimentos exige assim, uma boa previsão das oscilações do preço dos activos no mercado.

Sendo o futuro uma incerteza, o que se deverá fazer numa boa gestão de carteira será estimar o que vai acontecer e utilizar valores de volatilidade passada e presente, para que se consiga obter valores que sejam pontos de partida, para análises futuras.

Em suma, não existe um único modelo considerado como o mais correcto, mas um modelo de volatilidade deve ter boa capacidade de previsão e reflectir os episódios mais relevantes da variação das cotações, em especial, o impacto assimétrico das “boas notícias” e das “más notícias” e como referido, a influência de diversas variáveis exógenas. Contudo, muitos modelos econométricos apresentam problemas estatísticos resultantes da inconstância da variância e do facto de, muitas vezes, este não ser objecto de estudo. Para ultrapassar estes problemas foram desenvolvidos os modelos tipo *ARCH*, que incorporam o comportamento estatístico da variância. Este modelo será abordado no objecto desta investigação.

2.2 Medidas estatísticas utilizadas no estudo da volatilidade

Como a volatilidade não é directamente observável no mercado, sendo apenas estimada no contexto de um modelo, o modelo deverá ser capaz de prever a volatilidade, de captar e de reflectir os factos mais relevantes sobre a volatilidade dos rendimentos dos preços, em especial, a persistência, reversão para a média e o impacto assimétrico das boas e más notícias sob a influência das variáveis exógenas diversas (Ferreira: 2009).

Inicialmente, os modelos de sucessões cronológicas, eram utilizados para análise descritiva ou para controlo dinâmico. Nos anos 70, estes modelos entraram em desuso e começaram a surgir os modelos *Autoregressive Moving Average (ARMA)*, como técnicas de modelação dos parâmetros das sucessões cronológicas financeiras. No universo de modelos *ARMA*, os métodos mais utilizados foram os *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*. Os modelos *ARIMA* de Box-Jenkins (1970) são os mais aplicados e assentam em algumas

premissas relativamente rígidas, como o sentido estático e a variância constante das séries cronológicas, admitindo apenas a variabilidade da média ao longo do tempo.

Para colmatar as limitações dos modelos até então desenvolvidos, Engle (1982), propôs um novo modelo de processos estocásticos designado como modelo *ARCH* (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), segundo o qual a variância de uma série temporal altera-se com o tempo de forma condicionada aos erros de previsão observados no passado. O modelo *ARCH* surge como uma alternativa às distribuições empíricas de dados monetários e financeiros e pretende responder à evidência empírica de que a volatilidade não é constante. Posteriormente, Bollerslev (1986) generalizou o tratamento da variância condicional através do modelo *GARCH*, segundo o qual a variância num determinado momento depende dos erros de previsão e das variâncias condicionadas observadas no passado (Alexander: 2002; Brooks: 2002). Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) e Zakoian (1994) apresentam o modelo *TGARCH* (*Threshold Generalized Autogressive Conditional Heteroskedasticity*).

Vários têm sido os estudos realizados e novas variantes dos modelos originais *ARCH* e *GARCH* têm surgido. Na sua maioria aferiram que os modelos *GARCH* podem proporcionar estimativas mais fidedignas para os parâmetros da amostra, caso se utilize um adequado instrumento de medida e, conseqüentemente boas previsões de volatilidade fora da amostra, como demonstraram Anderson e Bollerslev (1998), Barndorff-Nielsen e Shephard (2001).

Apesar de vários autores terem constatado que os momentos das distribuições de ordem superior a dois podiam variar ao longo do tempo, só na década de 80 surgem os primeiros modelos que descrevem este fenómeno. Neste sentido, os modelos *ARCH* são utilizados pelos especialistas com o intuito de fornecer uma estimativa da série temporal para a variância condicional das variáveis relevantes. Outros modelos, foram desenvolvidos, porém não serão objecto deste estudo.

2.3 Modelação da volatilidade condicionada

Vários pesquisadores e investigadores têm procurado em melhorar a modelagem da variância condicional das séries temporais financeiras.

Como anteriormente referido, a volatilidade teve a sua primeira tentativa de modelagem com a introdução do modelo *ARCH* (Engle: 1982), em que se admite que uma série temporal seja gerada por um processo estocástico com uma volatilidade variável no tempo. Modelo este, que tem vindo a ser alvo de diversos estudos evolutivos ao longo dos anos, assim como, têm

surgido outros modelos no sentido de modelar vários tipos de fenómenos específicos que condicionam a volatilidade, tentando adequar-se consoante cada situação concreta ou objectivo do investidor, procurando evidenciar uma capacidade de previsão de comportamento dos mercados o mais fiável possível.

Bollerslev (1986) propôs um aperfeiçoamento do modelo inicial dando origem ao denominado modelo *GARCH*, muito utilizado para descrever as séries financeiras. A principal diferença entre o modelo *ARCH* e *GARCH* foi a inclusão de volatilidades anteriores na fórmula da variância condicional permitindo ao modelo ser mais parcimonioso. No entanto, como este modelo trata os retornos positivos e negativos de forma idêntica e sabendo-se que, retornos negativos aumentam mais a volatilidade que os retornos positivos, outros modelos foram desenvolvidos a fim de limar algumas limitações verificadas nestes dois.

Proposto por Nelson (1991) surgiu a extensão *EGARCH* e Glosten et al. (1993) e Zakoian (1994), apresentaram a extensão *TGARCH*. Os autores explicam o fenómeno de assimetria na volatilidade quando comparadas às “más notícias” com as “boas notícias” assim como procuraram captar o efeito de alavanca.

Estes modelos serão objecto principal deste estudo e será apresentada uma revisão de cada modelo, definição e limitações.

2.3.1 Modelo *ARCH*

Uma das características que definem as séries financeiras é de que os retornos não têm variância constante no tempo, formando grupos com diferentes graus de volatilidade e média constante. Assim, partindo do princípio de que a volatilidade é previsível e depende do factor tempo, o autor Engle (1982), considerou ser possível construir um modelo no qual a variância seria condicionada por uma equação algébrica, modelando não só a média, como também, a variância condicionada.

Este modelo designou-se por *ARCH - Autoregressive Conditional Heteroscedastic*, uma nova forma de modelar o comportamento dos rendimentos dos activos financeiros, que se baseava na existência de sucessões cronológicas não lineares, ou seja, heteroscedasticidade condicionada à verificação do passado imediatamente anterior. Estes modelos possuem propriedades probabilísticas favoráveis à sua aplicação aos mercados accionistas, tais como, a não correlação ao longo do tempo, onde a distribuição apresenta rendimentos

extraordinariamente grandes e pequenos sendo mais comuns do que a distribuição normal poderá prever (leptocurtose).

Estes modelos procuram captar a volatilidade de autocorrelações, onde o risco de hoje depende do risco observado no passado, permitindo que a variância condicionada não seja constante e varie ao longo do tempo como uma função linear dos quadrados dos erros do passado, mas deixando constante a variância não condicionada.

Neste modelo, a variância condicional é uma função linear do quadrado das inovações passadas. Assim sendo, o modelo *ARCH* (q) pode ser representado da seguinte forma:

$R_t = c + \varepsilon_t$ (o retorno em t é igual a uma constante acrescida do erro residual do modelo em t),

$$E(\varepsilon_t) = 0, \quad E(\varepsilon_t^2) = 1,$$

$$E(\varepsilon_t^2 \mid I_{t-1}) = \sigma_t^2, I_{t-1} \text{ (informações disponíveis em } t-1),$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2, \tag{2.2}$$

Para esse modelo ser bem definido e a variância condicional ser positiva, as restrições paramétricas devem satisfazer $\alpha_0 > 0$ e $\alpha_i > 0$, $i = 1, 2, \dots, q$: a soma de todos os parâmetros têm de ser inferior a 1, para cumprir a condição de estacionaridade fraca.

σ_t^2 é a variância do erro de previsão condicionada pela informação passada e representa um processo *ARCH* (q). De acordo com Bera-Higgins (1993), quanto maior for o valor de q , mais longos são os episódios de volatilidade.

No entanto, este modelo apresenta algumas limitações nos pressupostos. Bentes (2011) enumera algumas das principais referidas por Brooks (2002):

- ✓ Inexistência de um processo definido para a determinação do número de defasamentos no sentido de captar a volatilidade do processo;
- ✓ Necessidade de existência dum número elevado de defasamentos para captar todas as dependências da variância condicionada, o que resulta num modelo não parcimonioso;

- ✓ Possível violação das restrições de não negatividade: de facto, quanto mais parâmetros forem introduzidos na equação da variância condicionada mais provável se torna que ocorram valores estimados negativos.

Para além destas limitações referidas, Ferreira (2009) sintetiza as seguintes:

- ✓ Os modelos *ARCH* encontram-se basicamente orientados para rendimentos de sucessões cronológicas e as decisões financeiras dependem de outras variáveis;
- ✓ Assumem a existência de meios envolventes bastante estáveis e não captam acontecimentos associados com turbulência, designadamente: fusões, aquisições, reestruturações, boas e más notícias, alterações e choques bruscos ou outros;
- ✓ A evolução dos preços é modelada com base no acontecimento comum incorporando preços passados, mas não levando em conta informações do fórum particular de alguns intervenientes.

Bollerslev *et al.* (1992) apontam também como uma das principais limitações deste modelo, a tendência para sobreavaliar os efeitos da persistência nas observações. Revelou-se também incapaz de captar o efeito de alavanca, importante característica nas rendibilidades. Acresce ainda o facto dos modelos *ARCH* e seus derivados serem modelos estatísticos e não económico/financeiros, o que pela sua complexidade se podem revelar nem sempre os mais apropriados.

Algumas destas limitações foram ultrapassadas com desenvolvimentos teóricos e empíricos aplicados com a introdução de novos modelos, como *GARCH* e suas variantes.

2.3.2 Modelo *GARCH*

Sugerido por Bollerslev (1986), o modelo *GARCH* - *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic*, constitui uma generalização do modelo *ARCH* e consiste em modelar a variância condicionada não só em função do quadrado dos erros passados, mas também em função dos próprios valores passados da variância condicionada.

Tanto o modelo *ARCH* como o modelo *GARCH* são processos estocásticos em que a volatilidade condiciona os rendimentos no futuro próximo. Segundo este autor, a vantagem introduzida, consiste no facto da formulação *ARCH*, sendo baseada numa relação autoregressiva poder conduzir na prática, a uma ordem de atrasos “*q*” bastante grande e conseqüentemente à estimação de um importante número de parâmetros.

O modelo *GARCH* permite a presença de componentes auto-regressivos e de médias móveis na variância heteroscedástica dos activos financeiros, analogamente à existente nos processos *ARMA* propostos por Box & Jenkins (1976). Portanto, *GARCH* é um mecanismo que inclui as variâncias passadas na explicação das variâncias futuras. Mais especificamente, *GARCH* é uma técnica de séries temporais que permite utilizar o modelo de dependência serial da volatilidade (Bollerslev, 1986).

Devido à dificuldade para se estimar os coeficientes do modelo *ARCH*, resultado da frequente necessidade de uma ordem q elevada, o modelo *GARCH* adiciona a dependência da variância em relação à variância passada.

Assim sendo, a volatilidade dos retornos depende dos quadrados dos erros anteriores e também de sua própria variância em momentos anteriores. A variância é dada da seguinte forma:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.3)$$

onde as restrições são dadas por: $\alpha_i > 0, i = 1, 2, \dots, q$; $\beta_j > 0, j = 1, 2, \dots, p$ e $\alpha_i + \beta_j < 1$. Assim sendo, σ_t^2 segue um modelo *GARCH* (p, q), onde q representa a ordem do componente *ARCH* e p a ordem do componente *GARCH*.

O modelo *GARCH* (1,1) é a versão mais simples e mais utilizada em séries financeiras. Supondo-se que os erros são normalmente distribuídos, a variância é dada por:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, \quad (2.4)$$

O coeficiente α_1 mede a extensão em que um choque no retorno hoje, afecta a volatilidade do retorno do dia seguinte. A soma $(\alpha_1 + \beta_1)$ revela a medida de persistência da volatilidade, ou seja, a taxa que reflecte como o impacto de um choque no retorno hoje propaga-se ao longo do tempo, sobre a volatilidade dos retornos futuros. Isso mostra que a alta persistência do choque enfraquecerá lentamente.

Quando $p=0$: *GARCH* ($0, q$) \equiv *ARCH* (q), a variância condicionada é expressa como:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + A(L) u_{t-1}^2 + B(L) \sigma_t^2 \quad (2.5)$$

onde, os polinómios no operador de desfasamento (*backshift operator*) L são:

$$A(L) = \sigma_1 L + \sigma_2 L^2 + \dots + \sigma_q L^q, \quad (2.6)$$

$$B(L) = \beta_1 L + \beta_2 L^2 + \dots + \beta_p L^p, \quad (2.7)$$

O modelo *GARCH* estende a formulação do *ARCH* no sentido de que permite uma memória mais longa, e uma estrutura de defasamento para a variância mais flexível.

Um modelo *GARCH* (p, q) é um modelo *ARCH* (∞) onde,

$$\sigma_t^2 = \frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^p \beta_i} + \sum_{i=1}^{\infty} \eta_i u_{t-i}^2 \rightarrow \text{ARCH}(\infty) \quad (2.8)$$

A vantagem, segundo Jorion (2007), é a existência do termo de reversão à média, permitindo estimativas consistentes de volatilidade no longo prazo.

Este modelo apresenta diversas características relacionadas com as séries históricas, mas também apresenta as seguintes desvantagens e limitações:

- limitado para modelar o efeito de assimetria que é observado com maior frequência, quando existe diferenciação nas volatilidades sendo registadas nos casos de “boas notícias” ou de “más notícias”, sendo objecto deste estudo e que será ultrapassada pela introdução de novos modelos *EGARCH* e *TGARCH*, as variantes do *GARCH*;
- a existência de uma estrutura assimétrica para a volatilidade gera distribuições enviesadas e com efeito sorriso (*skewed distributions*), na previsão de preços.

Assim, uma das limitações dos modelos *ARCH* e *GARCH* será o efeito de assimétrico, por isso, perante tal condição, será melhor considerar um modelo cuja volatilidade apresente reacções assimétricas com valores positivos ou negativos da variável residual.

2.3.3 Modelo *EGARCH*

Como anteriormente referido, os modelos anteriores possuem alguns pontos fracos sobre a capacidade de analisar a influência assimétrica dos retornos sobre a modelagem das séries financeiras, acrescentando ainda o facto dos coeficientes do modelo não poderem ser negativos. Assim, esta imposição relativamente aos coeficientes vai garantir que a formulação da

variância permaneça positiva com a probabilidade de ser igual a um. Mas algumas vezes esta condição não é satisfeita o que dificulta estimar os parâmetros. De forma a ultrapassar esta fraqueza Nelson (1991) introduziu uma nova extensão do modelo *GARCH* (p,q), através da logaritmação da variância condicionada, denominada por *EGARCH* (p,q) – *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic*, que permite analisar os efeitos assimétricos da volatilidade do mercado.

Este modelo pela equação onde a variância condicionada σ_t^2 , é uma função assimétrica dos valores passados de μ,s ou seja:

$$\mathbf{Ln} \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \ln \sigma_{t-1}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left(\frac{|\mu_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} \right) + \sum_{i=1}^p \gamma_i \left(\frac{|\mu_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} \right), \quad (2.9)$$

onde:

σ_t^2 = a variância condicionada em t ;

α_0 = valor constante;

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

μ_{t-1} = erro observado em $t-i$;

α_{t-1} = desvio-padrão observado em $t-i$.

A variância condicionada é uma função exponencial das variáveis, assegurando os seus valores positivos e a natureza exponencial que conduz a que os choques externos inesperados tendam a ter um forte efeito na volatilidade esperada.

O efeito assimétrico é indicado pelo valor diferente de zero de γ , sendo a presença do efeito de alavanca dado pelo valor negativo. Assim, as “más notícias” podem ter um impacto diferente na volatilidade futura, quando comparadas com as “boas notícias”.

De facto:

- ✓ Se $\gamma = 0$, um choque positivo terá um efeito semelhante na volatilidade ao de um choque negativo de igual amplitude;
- ✓ Se $\gamma < 0$, um choque positivo originará um efeito de diminuição na volatilidade;
- ✓ Se $\gamma > 0$, um choque positivo aumentará o nível de volatilidade do mercado.

2.3.4 Modelo *TGARCH*

Glosten *et al.* (1993) e Zakoian (1994) desenvolveram um outro modelo que permite igualmente analisar a assimetria na volatilidade, denominado de *TGARCH – Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic*. Pretende-se com este modelo demonstrar como as “boas notícias” ou as “más notícias” podem conduzir a diferentes episódios na volatilidade.

A expressão deste modelo é dada por:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \mu_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{k=1}^r \delta_{t-k} \gamma_k \mu_{t-k}^2, \quad (2.10)$$

onde:

δ_{t-k} é uma variável *dummy*, que assume o valor de 1 se:

- $\mu_t > 0$ e anula-se $\mu_t \leq 0$

Este modelo considera que, os efeitos na variância condicionada diferem conforme uma “boa notícia” ($\mu_t > 0$) ou uma “má notícia” ($\mu_t < 0$). Assim, quando presentes “as boas notícias” existe um impacto directo em α , por outro lado, nas “más notícias” este impacto é igual a $(\alpha + \gamma)$.

Se:

- ✓ $\gamma > 0$, verifica-se o chamado efeito de alavanca (*leverage effect*);
- ✓ $\gamma \neq 0$, o impacto da divulgação de novas notícias constitui um efeito assimétrico.

A Figura 2.2 apresenta o efeito assimétrico da reacção da volatilidade às notícias na presença do efeito de alavanca (*leverage effect*). Este efeito implicará que as “más notícias” tenham um maior impacto do que as “boas notícias”, se o coeficiente for positivo.

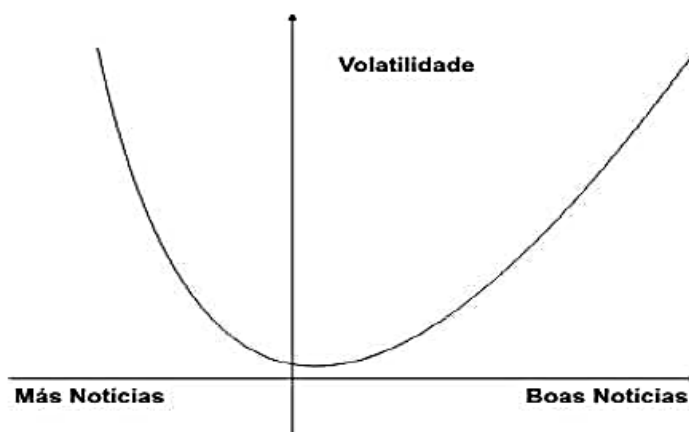


Figura 2.2 Reacção da volatilidade às “boas” e “más notícias” (efeito *leverage*)

Fonte: Enders (2004: 142)

2.3.5 Abordagens alternativas – *TAR* e *M-TAR*

Sob o ponto de vista empírico, revelou-se fundamental a análise das características não estacionárias das séries, que levou à necessidade de aplicar os modelos de cointegração, uma vez que o comportamento das séries apresenta efeitos assimétricos.

O modelo *TAR* – *Threshold AutoRegressive*, foi proposto por Tong (1978) e subsequentemente desenvolvido por Tong e Lim (1980) e Tong (1983) e o modelo *M-TAR* – *Momentum Threshold AutoRegressive*, recorrem a especificações baseadas em *Switching Regime Models*, e incide na análise das linearidades. Estes modelos são indicados para modelar o fenómeno da assimetria e são considerados como modelos univariados e multivariados, sendo a volatilidade medida a partir da variável residual em média.

Os modelos *TAR* tornaram-se úteis para a análise de séries temporais não lineares. Essencialmente consistem em alterar os parâmetros de um modelo auto-regressivo linear de acordo com a região em que se encontram valores de uma determinada variável. Se a variável for um valor desfasado da própria série temporal, o modelo é chamado de auto-regressivo com limiar auto-excitado, designado por *SETAR* – *Self Exciting Threshold Autoregressive*.

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p (\alpha_j y_{t-j}) + \sum_{i=1}^h \left[\lambda_{0i} + \sum_{j=1}^p (\lambda_{ji} y_{t-j}) \right] I_i(q_t) + \varepsilon_t, \quad (2.11)$$

onde,

$$\varepsilon_t \sim \text{NID}(0, \sigma^2)$$

$\alpha_0, \dots, \alpha_p$, e $\lambda_{0i}, \dots, \lambda_{pi}, i = 1, \dots, b$ são coeficientes reais;

$I_i(\cdot)$ é uma função indicadora, definida por:

- $I_i(q_t) \begin{cases} 1, & \text{se } q_t \geq r_i \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$

Onde, $\{r_1, \dots, r_h\}$ é um subconjunto dos números reais, lineais e ordenados, tal que:

- $-\infty < r_1 < r_2 < \dots < r_h < \infty$

Em geral a variância do termo aleatório varia de acordo com o regime.

Segundo Enders e Granger (1998) e Enders e Siklos (2001), se o ajustamento apresenta uma trajetória mais persistente numa direcção do que noutra, o modelo assume a forma de *M-TAR* (*Momentum Threshold Autoregressive*).

O modelo *M-TAR* é uma variação do modelo *TAR* e pretende-se através do mesmo testar a estacionariedade e cointegração entre os mercados em análise. Este modelo tem como nova função indicadora a seguinte reformulação:

$$I_i(q_t) = \begin{cases} 1, & \text{se } \Delta q_t \geq r_i \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.12)$$

Os modelos *TAR* e *M-TAR* ao serem utilizados correctamente, apresentam condições óptimas de utilização diferenciada. Os investigadores Enders e Grangers (1998) afirmaram que os modelos *TAR* revelam-se os mais indicados para identificarem movimentos profundos nas séries cronológicas (*deep movements*), enquanto os modelos *M-TAR* são mais adequados para analisarem as ocorrências de movimentos agudos assimétricos numa dada série cronológica (*step movements*).

2.4 Padrões de comportamento da volatilidade

Estudos elaborados revelaram a existência de padrões de comportamento comuns nos diferentes mercados que se apresentam ao universo, habitualmente designados de factos estilizados.

Os factos estilizados mais estudados de especial relevância, são as *fat tails* na distribuição da volatilidade dos activos financeiros, os *clusters* de volatilidade, a memória longa (*long memory*) na volatilidade das sucessões cronológicas financeiras, a evidência de movimentos conjuntos (*co-movements*) na volatilidade dos mercados, a evidência de caos e a assimetria na volatilidade (efeito de alavanca), objecto de estudo deste trabalho.

2.4.1 Assimetria na volatilidade

Como principal característica ou efeito estilizado mais estudado temos a assimetria na volatilidade, principal objecto de investigação do estudo.

A assimetria na volatilidade refere-se ao fenómeno em que as descidas inesperadas no preço dos activos aumentam a volatilidade mais do que as subidas de preços de igual dimensão. Por isso, no comportamento de algumas sucessões cronológicas financeiras, o risco que está associado a uma acção ou carteira de acções é normalmente maior, a seguir a acontecimentos negativos, do que acontecimentos positivos, verificando assim a assimetria.

Os primeiros autores a constatar esta relação foram Black (1976) e Christie (1982), que explicaram a assimetria através do efeito de alavanca, o que significa que uma queda no valor das acções aumenta o efeito de alavanca financeira e por sua vez aumentava o risco das acções assim como a volatilidade. Esta teoria foi posteriormente confirmada pelos estudos de French *et al.* (1987), Schwert (1978), Nelson (1991), LeBaron (1992), Campbell e Hentschel (1992) e Glosten *et al.* (1993). O estudo elaborado pelos vários investigadores centrava-se em duas vertentes (ou fontes) causadoras de assimetrias quando tentavam explicar a variação temporal da rendibilidade dos activos. Notava-se que os preços das acções em certas situações pareciam não reflectir de forma adequada os riscos previsíveis, quando envolviam “más notícias”, por outro lado, os padrões de rendibilidade tendiam a reverter de uma forma mais rápida a seguir às “más notícias” do que a seguir às “boas notícias”.

Face ao exposto, os modelos de volatilidade consideram dois tipos de assimetria usualmente encontrados em séries cronológicas financeiras, a assimetria das perturbações e o efeito de

alavanca. A assimetria das perturbações é utilizado para considerar um dos factos estilizados de que as perdas têm distribuição com cauda mais pesada do que os ganhos, no caso do efeito de alavanca, leva em consideração de que as perdas têm uma maior influência na volatilidade do que nos ganhos.

O Quadro 2.1 apresenta uma amostra de estudos efectuados sobre a relação existente entre a rendibilidade e a volatilidade. Os estudos de volatilidade condicional (*Conditional volatility*) usam normalmente modelos *GARCH* para medir a volatilidade. Os estudos de volatilidade bruta (*Gross volatility*) normalmente referem-se ao desvio padrão das rendibilidades diárias que são calculadas ao longo do mês. Todos estes estudos tiveram por base a carteira de acções (*Stocks, portfolios*) ou índices (*Index*). O rótulo de não especificada (*Unspecified*) na coluna explicação significa dúvida sobre o modelo aplicado na pesquisa porque não especificou a causa dada da assimetria. Os outros estudos concluíram a hipótese de alavanca (*Leverage hypothesis*) ou a teoria do prémio de risco variável com o tempo (*Time-varying risk premium theory*).

Quadro 2.1 Resumo dos principais estudos empíricos sobre a assimetria na volatilidade

Study	Volatility measure	Presence of asymmetry	Explanation
Black (1976)	Gross volatility	Stocks, portfolios	Leverage hypothesis
Christie (1892)	Gross volatility	Stocks, portfolios	Leverage hypothesis
French, Schwert and Stambaugh (1987)	Conditional volatility	Index	Time-varying theory premium theory
Schwert (1990)	Conditional volatility	Index	Leverage hypothesis
Nelson (1991)	Conditional volatility	Index	Unspecified
Campbell and Hentschel (1992)	Conditional volatility	Index	Time-varying theory premium theory
Cheung (1992)	Conditional volatility	Stocks	Unspecified
Engle (1993)	Conditional volatility	Index (Japan Topix)	Unspecified
Glosten, Jagannathan and Runkle (1993)	Conditional volatility	Index	Unspecified
Bae and Karolyi (1994)	Conditional volatility	Index	Unspecified
Braun, Nelson and Sunier (1995)	Conditional volatility	Index and stocks	Unspecified

Duffee (1995)	Gross volatility	Stocks	Leverage hypothesis
Ng (1996)	Conditional volatility	Index	Unspecified
Bekaert and Harvey (1997)	Conditional volatility	Index (Emerging Markets)	Unspecified

Fonte: Adaptado de Wu (2000)

Segundo Pindyck (1984) e Engle *et al.* (1987) consideram o efeito de alavanca, mas também para os investigadores a assimetria na volatilidade é também documentada na literatura pelo efeito da existência de um prémio de risco variável. Esta teoria serve de explicação sobre os impactos na rendibilidade pelas alterações da volatilidade.

Os investigadores Bekaert & Wu (2000) e Li *et al.* (2005), afirmam que esta teoria não explica o comportamento do mercado de acções.

Mais recentemente, estudos efectuados por Bansal e Yaron (2004) e Drechsler & Yaron (2009) utilizam modelos de risco de longo prazo e mostram que a variação dos preços de acções são amplamente explicados pelas flutuações nas taxas de crescimento esperado e do prémio de risco, o que vai implicar que estas variações tendem a ser consideradas.

Um outro investigador, Yamamoto (2009), efectuou um estudo de pesquisa sobre a existência de *clusters* e a assimetria na volatilidade. Verificou que, quando existe restrição de empréstimos os investidores vão esperar para vender as suas acções, o que fará com que exista maior pressão no aumento das vendas e menor pressão de compra no mercado. Numa economia onde está presente a correlação dos agentes e estes possuam empréstimos limitados, são propensos a vender, fará assim que exista a intensificação da queda dos preços ou a redução do seu aumento. Desta forma, a volatilidade tende a ser mais elevada em resposta a uma diminuição de preços do que para o seu aumento. Conclui-se que o efeito de restrição do empréstimo quando combinado com o comportamento de limitação dos investidores intensifica a assimetria da volatilidade. Se não existir limitação às estratégias de venda, então não estão correlacionadas e por sua vez não existe assimetria na volatilidade.

Têm-se procurado demonstrar que existem outros factores que influenciam o comportamento dos investidores, por exemplo, diferenças culturais. Chuis *et al.* (2010) testaram se a influência cultural teria implicações na assimetria da volatilidade. Os resultados indicaram que um maior nível de individualismo, confiança em si mesmo, poderia realmente resultar numa maior volatilidade assimétrica por estar associado a um maior nível de confiança.

O investimento em acções impõe um certo grau de risco associado à volatilidade dos preços dos activos. Identificação dos dois tipos de risco, o “sistemático” e o “não-sistemático”. O primeiro diz respeito às variações aleatórias observadas no comportamento da economia e é captado pela volatilidade da rendibilidade de um activo em relação ao seu valor médio. O “não-sistemático” está associado à actividade da empresa, às características do mercado, onde esta se encontra enquadrada, às condições de financiamento das suas actividades entre outros factores. Estes dois tipos de risco, em conjunto, compõem o risco total do investimento em acções. Aqui a confiança do investidor tem relação inversa com esta medida, quer dizer que, quanto maior for a volatilidade, menor será o grau de confiança do próprio e por consequente, menos investimentos serão realizados.

Vimos assim que a maior parte dos modelos assumem na sua formulação distribuições normais cuja característica dominante é a assimetria, como é o caso do *CAPM (Capital Asset Pricing Model)* ou do modelo *Black-Sholes*. Como referido o desvio-padrão é uma média simétrica onde o impacto dos “choques” positivos e “negativos” são tratados de uma forma indiferenciada, como demonstrado na Figura 2.3, em que a volatilidade apenas depende da magnitude de μ_{t-1} .

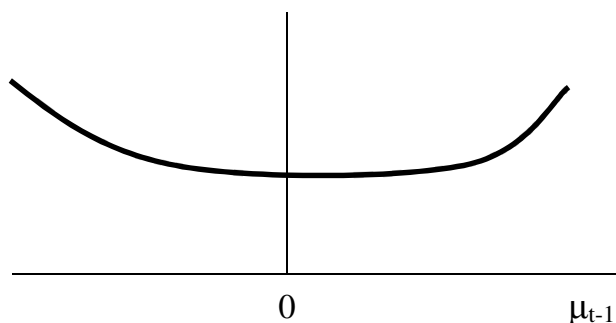


Figura 2.3 Simetria na volatilidade

Fonte: Adaptado de Ferreira (2009: 436)

Segundo Nelson (1991) a não existência do efeito assimétrico é uma das limitações dos modelos *GARCH*. Ao impor que os parâmetros do modelo sejam positivos conduz a outra limitação. Ao existir uma estrutura assimétrica para a volatilidade fará gerar distribuições enviesadas e com efeito sorriso (*skewed distributions*) para os preços previsionais.

De acordo com Santos e Silva *et al.* (2005), são frequentemente observados nos mercados financeiros períodos de intensa volatilidade, após períodos de queda de preços, enquanto a volatilidade não é tão intensa quando são observados períodos elevados nos preços. Em geral, os “choques” positivos e negativos tendem a gerar efeitos diferentes sobre a volatilidade.

Assim, estamos perante um efeito assimétrico quando existe um decréscimo nos rendimentos e os mesmos sejam acompanhados por um aumento na volatilidade superior à volatilidade induzida por um acréscimo nos rendimentos.

Nas figuras seguintes é apresentado o efeito de assimetria em resposta ao sinal de μ_{t-1} .

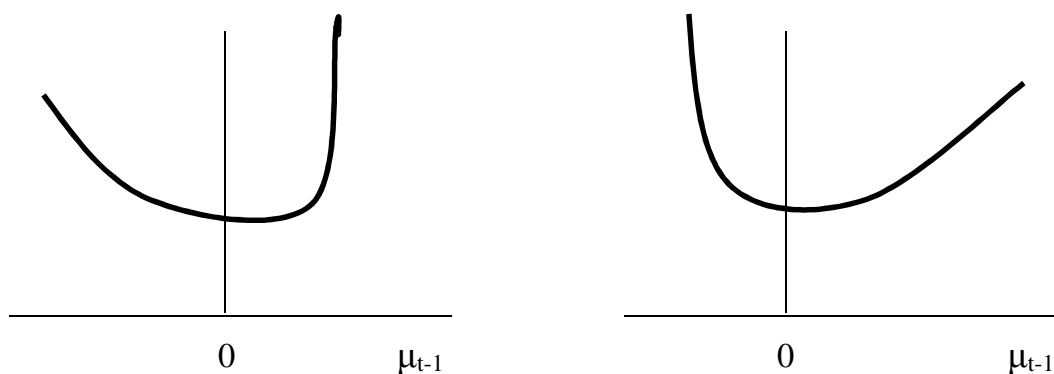


Figura 2.4 Efeito de assimetria na volatilidade

Fonte: Adaptado de Ferreira (2009: 436)

Na Figura 2.4, do lado esquerdo a influência na volatilidade é mais forte quando μ_{t-1} é positivo, enquanto do lado direito a volatilidade é mais forte quando o μ_{t-1} é negativo. Em ambas as figuras está evidenciado o efeito de alavanca e qualquer informação adicional fará aumentar o nível de volatilidade, contudo uma “má notícia” tem um impacto na volatilidade maior do que quando ocorre uma “boa notícia”.

Os investigadores Haddad e Voorheis (1991), Figlewski e Webb (1993), demonstraram ser possível contribuir para a estabilidade dos mercados e neutralizar o efeito de alavanca, através da introdução de opções reflectindo-se positivamente no nível de volatilidade do activo subjacente. Outros estudos apresentados por Merton *et al.* (1978, 1982), analisam as implicações da adopção de estratégias combinadas de opções e acções. Os autores chegaram à conclusão que tal permite uma significativa diminuição da exposição ao risco acompanhada dum diminuição da rendibilidade esperada, reflectindo-se nas distribuições

assimétricas. Outros estudos sobre o tema, revelaram também a presença de assimetria nas distribuições e uma redução acentuada do risco.

Cada vez mais se procura tentar medir a assimetria da volatilidade dos activos financeiros, revelando-se de grande importância o estudo do efeito assimétrico numa distribuição de rendibilidades, como medida de risco, no sentido dos vários investigadores tentarem analisar a natureza da própria volatilidade.

Torna-se assim por isso relevante o estudo de modelos que permitam captar o efeito assimétrico na volatilidade e o efeito de alavanca, como é o caso dos modelos já descritos, os modelos *TGARCH* e *EGARCH*. Identifica-se assim, que dentro dos modelos *GARCH*, as variantes *TGARCH* e *EGARCH*, revelam-se como os dois modelos mais apropriados para analisar este tipo de comportamento.

No entanto existe um leque muito vasto de modelos que podem ser aplicados dependendo do objectivo do estudo.

2.5 Influência dos aspectos subjectivos na previsão da volatilidade

Dos vários aspectos de natureza objectiva identificáveis e individualizados no mercado, existem outros factores relevantes no estudo da volatilidade que normalmente estão associados a aspectos de ordem subjectiva.

Normalmente, são identificados dois factores, tais como: o impacto das características psicológicas individuais dos investidores na formação dos preços e um outro factor está relacionado com o sentimento do mercado.

- Em relação ao primeiro factor, destaca-se a contribuição de Cross *et al.* (2005) que construíram um modelo baseado nas características de personalidade dos agentes económicos. Estes autores analisaram o impacto de dois tipos de tensões no comportamento dos investidores, a “cobardia” e a “inacção”. A cobardia está relacionada com o desconforto em resultado de uma posição negocial minoritária, enquanto a inacção manifesta-se pela necessidade aumentada de modificar ou reavaliar um investimento. Existe evidência empírica de que as tensões de ordem psicológica podem contribuir para a existência de *fat tails* e de *clusters* de volatilidade, eliminando assim o efeito de cobardia, esses desaparecem.

- Sobre o sentimento de mercado, este conceito tem sido debatido na literatura por diversos autores. O cerne da questão, é a influência que este tópico terá na volatilidade e o eventual sentimento dessa causalidade.

Grande parte dos argumentos reforçam a ideia de que é relevante o estudo do sentimento, devendo ser analisado, uma vez que se trata de uma variável que persiste no tempo e o optimismo ou pessimismo, propaga-se à medida que cada vez mais pessoas aderem à tendência.

2.5.1 Sentimento do mercado

Segundo Smidt (1968), a influência do sentimento leva à existência de situações especulativas, já Zweig (1973) afirma que o sentimento está relacionado com os efeitos cognitivos dos investidores. Outros autores como Lee, Shleifer e Thaler (1991) definem o sentimento dos investidores como o componente das suas expectativas em relação ao retorno dos seus investimentos sem que estejam baseados em fundamentos lógicos.

Citando Bentes (2011) “Neste contexto, surgiram duas correntes perfeitamente distintas. A primeira defende uma relação de causa e efeito entre sentimento e volatilidade, podendo este ser utilizado para prever as rendibilidades futuras”. Long *et al.* (1990) são defensores da primeira teoria, tendo construído um modelo que conclui que é o sentimento de incerteza que influencia as tendências evolutivas do mercado e não o inverso. No entanto, não foi possível identificar de uma forma explícita o modo exacto de como o sentimento poderá afectar a volatilidade, podendo ocorrer em várias situações. Podem ocorrer situações em que existam investidores no mercado muito sensitivos quanto às alterações de sentimento e de imediato exista reacção, como possam existir situações em que os investidores menos sensitivos actuam apenas por um forte sentimento, ou *feeling* em relação à evolução do mercado.

Outros autores encontraram, igualmente, evidência de que o sentimento do mercado pode ser utilizado na previsão da volatilidade, tais como Neal e Wheatley (1998) Wang (2001), Simon e Wiggins (2001) evidenciaram de que o sentimento de mercado pode ser utilizado na previsão da volatilidade e das rentabilidades do período imediato seguinte. No entanto, nem todos os estudos permitiram chegar a idênticas conclusões. Brown e Cliff (2004) questionaram de que forma seria gerada o sentimento e procuraram evidenciar que, o mesmo fosse causado pelo comportamento da volatilidade dos mercados financeiros. Ficher e

Statman (2000) concluem através de evidências encontradas de que a causalidade entre o sentimento e volatilidade pode ser significativa nos dois sentidos.

Tratando-se de uma variável que persiste no tempo, acresce a isto, o facto de a arbitragem poder ser capaz de eliminar estratégias lucrativas de curto prazo, mas ser deficiente na correcção de desvios de longo prazo, por isso, torna-se de extrema importância a medição desta variável.

Apesar do carácter subjectivo que caracteriza o sentimento de mercado e a dificuldade na sua quantificação torna-se necessário encontrar uma medida que permita determinar o seu valor. São variados os instrumentos utilizados para determinar o sentimento do mercado, no entanto, destacam-se entre os mais utilizados o Índice de Volatilidade Implícita, o Rácio *Put/Call* (PCR) e o Rácio *Bull/Bear* (BBR).

- ✓ O Índice de Volatilidade Implícita (VI) têm como principal objectivo avaliar as condições, os sentimentos e os níveis de confiança presentes nos mercados, revelando-se uma ajuda importante na decisão das direcções a seguir. Os níveis de mercado e os níveis de volatilidade implícita apresentam-se contrários entre si, uma vez, se existir uma queda nas cotações leva a um aumento nos níveis de VI podendo conduzir ao pânico e por sua vez, subidas nas cotações reduzirá os níveis de VI, reduzindo assim a ansiedade do mercado e levando a uma maior satisfação.

Assim:

Índice de volatilidade implícita elevado \longrightarrow maior instabilidade e maior receio dos mercados;

Índice de volatilidade implícita baixo \longrightarrow maior estabilidade e maior confiança dos investidores.

A grande vantagem deste indicador reside precisamente em agrupar em intervalos os valores da volatilidade implícita previamente calculados, para, e de seguida classifica-los pelos diferentes níveis de sentimento de acordo com a sua intensidade, que vão desde a inexistência de ansiedade até ao pânico externo.

Segundo Ferreira (2009), podem-se identificar os seguintes tipos de sentimentos de mercado em relação aos níveis de volatilidade implícita:

Quadro 2.2 Níveis de sentimentos de mercado

Níveis de VI	Sentimentos no Mercado
05 - 10	Não existe ansiedade; satisfação externa
10 - 15	Alguma ansiedade, mas muita pouca; grande satisfação ainda
15 - 20	Pouca ansiedade; satisfação moderada
20 - 25	Ansiedade moderada; pouca satisfação
25 - 30	Ansiedade moderada mas em crescimento
30 - 35	Ansiedade elevada
35 - 40	Ansiedade muito elevada
40 - 45	Ansiedade extrema
45 - 50	Início de pânico
50- 55	Pânico moderado
55- 60	Pânico instalado
60- 65	Pânico intenso
+ 65	Pânico extremo

Fonte: Adaptado de Ferreira (2009: 389)

Existe evidência empírica quando a relação que se estabelece entre os níveis de volatilidade implícita e a evolução do mercado é de ordem inversa, uma vez que acréscimos nos níveis de volatilidade estão associados às descidas das cotações, enquanto os decréscimos se verificam sempre que as expectativas dos investidores sejam positivas. Segundo Ferreira (2009), os valores mais comuns para a média do Índice situação entre 20 e 30, ansiedade moderada. A grande vantagem deste indicador reside precisamente na graduação pois fornece uma classificação diferente dos níveis do sentimento do mercado, de acordo com a intensidade.

Poderá assim dizer-se, de acordo com Antognelli-Mcardle-Traub (2000), que o índice de volatilidade implícita “é um bom indicador em relação ao nível de receio ou de ambição”,

nos mercados de capitais. Igualmente, poderá avaliar-se o sentimento do mercado através do Rácio *Put/Call* (*PCR*), sendo calculado pelo quociente da seguinte expressão:

$$\text{Rácio } \textit{Put/Call} = \frac{\text{Volume das Opções de Venda (Puts)}}{\text{Volume das Opções de Compra (Calls)}}$$

Trata-se de um instrumento de medida de sentimento do mercado, mais concretamente a futura direcção do mercado, como medida “ao contrário”. Ou seja, as *calls* encontram-se associadas a subidas no mercado e as *puts* a descidas. Quando a expectativa dominante no mercado é de descida, verifica-se um aumento de procura de *puts*, cujo objectivo é a protecção de posições longas ou especulação negativa das cotações. Contrariamente, se a expectativa é de subida a tendência é a aquisição de *calls*, procurando desta forma proteger posições curtas ou especular com o aumento dos preços.

Se o volume de *calls* for excedido com alguma intensidade pelo volume de *puts*, pode-se dizer que o mercado assumiu um sentimento pessimista, sendo que o rácio *put/call* apresentará tendencialmente valores elevados. Assim sendo, existirá tendência para abandonar o mercado de acções e procurar mercados alternativos. Pelo contrário, sempre que o volume de *calls* for superior aos de *puts*, diz-se que o sentimento de mercado é optimista, sendo que o rácio *put/call* tenderá a apresentar valores mais baixos. Sempre que o quociente entre *put* e *call* apresentar um valor unitário, significa que as expectativas positivas e negativas são iguais.

Conforme apresentado na Figura 2.5 são considerados dois níveis como referência base para este indicador: 0,60 e 0,70.

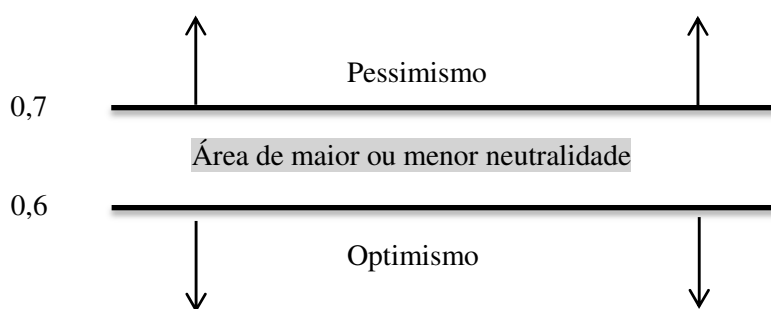


Figura 2.5 Níveis de optimismo e pessimismo do Rácio *Put/Call*

Fonte: Adaptado de Ferreira (2009: 415)

O sentimento torna-se optimista abaixo de 0,6 enquanto acima de 0,7 torna-se pessimista. Apesar das expectativas negativas estarem associadas a valores superiores a 1, muitos

autores só consideram a situação de pessimismo a partir desse valor sendo usual tomar-se o valor 0,7 como limite a partir do qual o sentimento começa a ter conotação negativa.

Um outro indicador designado por Rácio *Bull/Bear* (*BBR*), publicado pelo *Investor's Intelligence – New Rochelle, New York*, que se traduz numa consulta semanal a uma amostra de investidores com o objectivo de apurar a orientação do mercado – optimista, neutra ou pessimista. Esta avaliação é feita através do quociente da seguinte expressão:

$$\text{Rácio Bull/Bear} = \frac{\text{Número de Investidores Optimistas (Bullish)}}{\text{Número de Investidores Pessimistas (Bearish)}}$$

Quando se verifica uma subida generalizada das cotações diz-se que o mercado está *bullish*, optimista, se existe uma descida generalizada das cotações diz-se que o mercado está *bearish*, pessimista. Valores extremos do índice coincidem com altos (*tops*) e baixos (*bottoms*) nos mercados. Um valor unitário significa que o número de investidores que acreditam que o mercado vai subir é igual ao número dos que esperam que o mercado vá descer, valores acima de 1,0 significa um maior número de optimistas (*bullish* – subida) do que pessimistas (*bearish* – descida) conduzindo a expectativas positivas, enquanto valores inferiores a 1,0 conduzem a um sentimento de desconfiança no mercado e pessimismo.

Este índice *IIS – Investors Intelligence Sentimente Survey* surgiu em Janeiro de 1963 por A. W. Cohen. Tem-se revelado um indicador que proporciona bons resultados na avaliação do sentimento do mercado, em especial quando utilizado na tomada de decisões contrárias à corrente do mercado. Verifica-se assim, quando o mercado está com um sentimento de descida (*bearish*) será a melhor altura para se tomarem posições longas ou de compras e quando está em subida (*bullish*) deverá tomar-se posições curtas ou de venda.

Os indicadores acima apresentados, na sua análise, deverão ser tidos em conta também outros indicadores em comparação por forma a confirmar os resultados obtidos.

3. Índices Bolsistas

No dicionário da língua portuguesa, a palavra Índice tem como definição “indicação”. É exactamente esse o principal objectivo de um índice bolsista, dar uma indicação do comportamento do mercado de Bolsa, sobre o qual esse índice é calculado.

3.1 Definição e características de um índice bolsista

Um índice é uma média calculada de preços de acções seleccionadas, representando um sector ou mercado específico.

Podemos encarar um índice como um “cesto” de acções que faculta uma amostra abrangente de uma indústria, sector ou economia. O desempenho coletivo destas acções será um bom indicativo das tendências do mercado global que representam. Além de permitir que os investidores façam o rastreio das alterações de valor de um mercado de acções em geral, os índices proporcionam também um ponto de referência útil para avaliar o sucesso de veículos de investimento como, por exemplo, fundos mutualistas e carteira de títulos.

Para que um índice indique o mais fielmente possível o comportamento global do mercado, deverá incluir todos os títulos, tais como: acções, obrigações, mercadorias, etc., que compõem esse mercado.

Os índices são medidos em pontos, ou seja, não representam valores em moeda e servem para indicar, se na média, os preços das acções estão a subir ou a descer. A variação dos índices espelha a tendência dos activos subjacentes associados – de alta ou baixa – num determinado momento da divulgação, ou no final dele, comparando-se com o índice do dia anterior.

Um índice de acções, será de grande importância para a análise da volatilidade dos mercados financeiros, sendo-lhe normalmente atribuído, atribuídas as seguintes funcionalidades (Bentes, 2011):

- Possibilidade de comparação histórica entre as rendibilidades dos diferentes mercados (*commodities*, acções, obrigações, etc.);
- Referencial de mercado útil, nomeadamente, para comparar a *performance* dos fundos de investimento;

- Indicador do nível de actividade económico, uma vez que as cotações são normalmente entendidas como o reflexo das expectativas do mercado, quanto à sua evolução;
- Considerado como um barómetro das oscilações do mercado, em particular, no que diz respeito a *crashes* e bolhas especulativas.

Quanto à sua finalidade e forma de construção existem índices gerais ou de selecção (amostrais) de acordo, com os mercados alvos a analisar. Os índices gerais englobam a totalidade das emissões admitidas à negociação num dado mercado ou segmento de mercado, consideradas geralmente de carácter informativo. Os índices de selecção ou amostrais incluem apenas partes de segmentos de mercado, refletindo a evolução dos preços e a rendibilidade dum número fixo de títulos.

Podem ainda ser classificados segundo dois outros tipos de critérios:

- **Pelo sistema de ponderação** – do preço, de proporção igual ou do valor de mercado ou dos valores de capitalização bolsistas.

Numa primeira fase para se construir um índice usando o preço da acção não se toma em conta o seu peso, o que origina com que os movimentos das acções das várias empresas, com acções de elevado valor, fossem dominadoras, uma vez que tenderiam a variar para elevados valores.

- **Pela média**, seja ela aritmética ou geométrica.

Os preços individuais das acções têm que estar agregados para transmitir um único número, o valor do índice, utilizando a média aritmética ou a média geométrica.

Na construção de índice bolsista, deverá ter-se em conta determinados critérios essenciais para que se possa avaliar o comportamento do mercado, de uma forma neutra. Assim os elementos fundamentais são:

- A sua composição e significativa representatividade do mercado alvo, pois deverá incorporar o maior número possível de empresas, apesar da limitação que existe de empresas cotadas em bolsa;

- A ponderação dos títulos que compõem o “cesto” de títulos, uma vez que existem várias formas de o fazer, sendo as usualmente mais usadas, no caso dos índices de acções, a capitalização bolsista e a cotação;
- A data de referência, pela importância de se delimitar uma data para o início da contagem do índice, que normalmente faz-se corresponder com a data de começo de um determinado número de pontos.

Pode-se então concluir que um índice de acções é um indicador estatístico que reflete o valor combinado dos mercados subjacentes que o compõem. Qualquer variação num dos mercados que compõem o índice será repercutida no mesmo.

3.2 Principais índices bolsistas

O primeiro índice de acções foi introduzido por Charles Dow, a 3 de Julho de 1884, que incluía originalmente 11 títulos. O objectivo era criar um instrumento capaz de determinar a tendência global do mercado accionista americano, que se encontrava numa fase de crescimento e de grande complexidade.

Em 1987, o índice foi dividido em dois, de forma a retratar separadamente dois sectores com características diferentes, o sector industrial e o sector dos caminhos-de-ferro. Foi assim criado o índice *Dow Jones Railroad Average* (DJIA), construído a partir de 12 acções industriais. Actualmente, este índice, é composto por 30 empresas industriais, cujas empresas são transacionadas na *New York Stock Exchange* (NYSE).

A nível mundial, os principais índices de acções internacionais são na Europa – *DAX 30*, *CAC 40*, *IBEX 25*, *EUROSTOXX 50*, *FTSE100*, *FTSE MIB*, nos EUA - *DOW JONES*, *NASDAQ 100*, *S&P500* e, na Ásia – *NIKKI 225*, *HANG SENG*, *KOSPI*, *BSE Sensex*.

Em Portugal, o principal índice de referência do mercado de capitais portugueses é o *PSI 20* – *Portuguese Stock Index*. O valor base deste índice remonta a 31 de Dezembro de 1992 e foi de 3000 pontos. O *PSI 20* reflete a evolução dos preços das 20 emissões de acções de maior dimensão e liquidez, seleccionadas do universo das empresas admitidas à negociação no Mercado de Cotações Oficiais.

Como esta investigação incide no estudo comparativo da assimetria da volatilidade de 5 países europeus, consideramos importante, com o sub-capítulo seguinte, percebermos qual a dimensão das empresas pertencentes aos países da amostra, num dos principais índices da Europa, que representa as empresas líderes de vários sectores no continente Europeu.

3.2.1 STOXX Europe 50

O índice *STOXX Europe 50*, foi criado em 1986 pela *Stoxx Ltd.* Propriedade da *Deutsche Börse AG* e *SEIS Group AG*. Reúne uma representação de empresas líderes de vários sectores na Europa, empresas estas, designadas por *Blue Chips*. São empresas cotadas em bolsa que apresentam simultaneamente uma dimensão significativa e uma excelente saúde económica e financeira e, um elevado nível de liquidez das suas acções.

Este índice cobre acções das 50 maiores empresas da zona Euro, em termos de capitalização bolsista, de 12 países europeus: Áustria, Bélgica, Finlândia, França, Alemanha, Grécia, Irlanda, Itália, Luxemburgo, Países Baixos, Portugal e Espanha.

O índice *STOXX Europe 50* está licenciado para as instituições financeiras e serve de base para uma ampla gama de produtos de investimentos, tais como *Exchange Traded Funds (ETFs)*, Futuros e Opções e produtos estruturados, em todo o mundo.

Segundo a consulta efectuada no site *Stoxx, Ltd.*, empresa que gere a informação deste índice em pormenor, apresenta-se na Tabela 3.1, as 50 empresas que actualmente (à data de 3 de Outubro de 2014), compõem o índice *STOXX Europe 50*.

Tabela 3.1 Composição do Índice *STOXX Europe 50* por empresas

	Empresas	Sector	País
1	AIR LIQUIDE	Industria Química	FR
2	AIRBUS GROUP NV	Bens e Serviços Industriais	FR
3	ALLIANZ	Seguros	DE
4	ANHEUSER-BUSCH INBEV	Alimentação e Bebidas	BE
5	ASML HLDG	Tecnologia	NL
6	ASSICURAZIONI GENERALI	Seguros	IT
7	AXA	Seguros	FR
8	BASF	Industria Química	DE
9	BAYER	Industria Química	DE
10	BCO BILBAO VIZCAYA ARGENTARIA	Bancos	ES
11	BCO SANTANDER	Bancos	ES
12	BMW	Automóveis e Peças	DE
13	BNP PARIBAS	Bancos	FR
14	CARREFOUR	Retalho	FR
15	DAIMLER	Automóveis e Peças	DE
16	DANONE	Alimentação e Bebidas	FR
17	DEUTSCHE BANK	Bancos	DE
18	DEUTSCHE POST	Bens e Serviços	DE
19	DEUTSCHE TELEKOM	Telecomunicações	DE
20	E.ON	Utilidades	DE

21	ENEL	Utilidades	IT
22	ENI	Industria Petrolífera	IT
23	ESSILOR INTERNATIONAL	Saúde	FR
24	GDF SUEZ	Utilidades	FR
25	GRP SOCIETE GENERALE	Bancos	FR
26	IBERDROLA	Utilidades	ES
27	INDUSTRIA DE DISENO TEXTIL SA	Retalho	ES
28	ING GRP	Bancos	NL
29	INTESA SANPAOLO	Bancos	IT
30	L'OREAL	Pessoais e utensílios domésticos	FR
31	LVMH MOET HENNESSY	Pessoais e utensílios domésticos	FR
32	MUENCHENER RUECK	Seguros	DE
33	NOKIA	Tecnologia	FI
34	ORANGE	Telecomunicações	FR
35	PHILIPS	Bens e Serviços	NL
36	REPSOL	Industria Petrolífera	ES
37	RWE	Utilidades	DE
38	SAINT GOBAIN	Construção e Materiais	FR
39	SANOFI	Saúde	FR
40	SAP	Tecnologia	DE
41	SCHNEIDER ELECTRIC	Bens e Serviços	FR
42	SIEMENS	Bens e Serviços	DE
43	TELEFONICA	Telecomunicações	ES
44	TOTAL	Industria Petrolífera	FR
45	UNIBAIL-RODAMCO	Ramo Imobiliário	FR
46	UNICREDIT	Bancos	IT
47	UNILEVER NV	Alimentação e Bebidas	NL
48	VINCI	Construção e Materiais	FR
49	VIVENDI	Meios de Comunicação	FR
50	VOLKSWAGEN PREF	Automóveis e Peças	DE

Fonte: http://www.stoxx.com/indices/index_information.html?symbol=SX5E

Na mesma fonte foram retiradas informações que permitiram elaborar o gráfico ilustrado na Figura 3.1, apresentado a sua distribuição percentual em função dos países que compõem este índice.

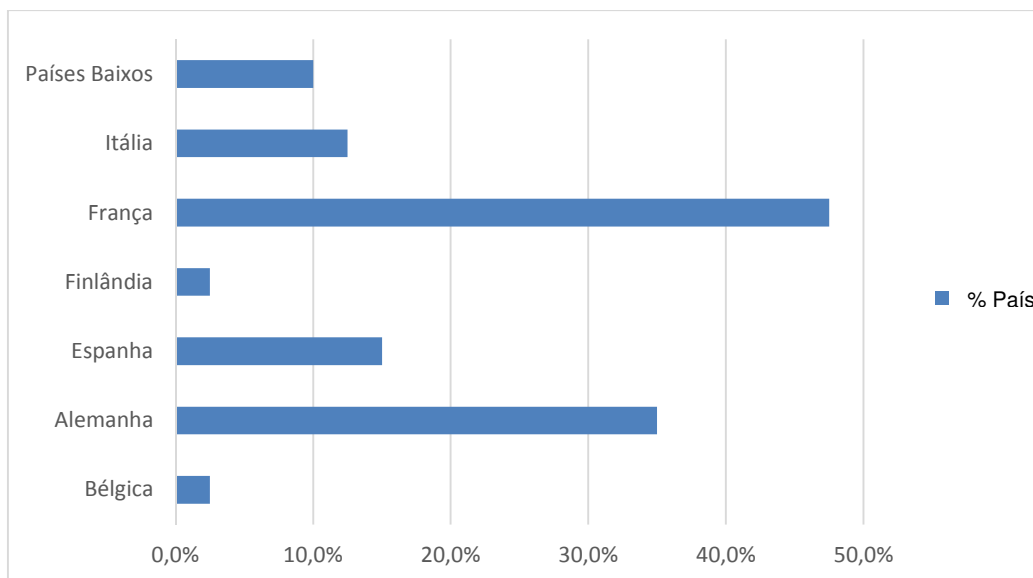


Figura 3.1 Composição do índice STOXX Europe 50 por países

Fonte: http://www.stoxx.com/indices/index_information.html

Como se pode verificar, as empresas que detêm maior peso no índice *STOXX Europe 50* são oriundas de França, seguidas da Alemanha em segundo lugar e da Espanha, que surge em terceiro lugar. Verificamos também que a Itália e a Holanda também têm alguma expressão, inversamente a Finlândia e a Bélgica, são países que se encontram entre os que evidenciam menor representatividade.

Verificamos assim, que os países que fazem parte da nossa amostra, só Espanha e Itália têm representatividade neste índice. As empresas de Portugal, Grécia e Irlanda não fazem parte desta classificação.

Sendo a assimetria, um dos factos estilizados na volatilidade, de grande importância de análise da rentabilidade para a tomada de decisão dos investidores e tendo este trabalho como objectivo estudar esse mesmo facto nos mercados de acções, a análise feita ao índice *STOXX Europe 50* serviu para percebermos melhor em que posição estariam os dados do mercado financeiro dos países europeus da nossa amostra e, se existe representatividade em todos eles, mas como referido só temos 2 países, Espanha e Itália que apresentação classificação.

4. Descrição dos Dados e Evidências Empíricas

O seguinte capítulo apresenta a análise prática da temática que é objecto deste estudo. Iniciamos com a apresentação dos dados cronológicos e a amostra que será objecto do estudo. Neste caso, tratando-se a investigação do estudo sobre as rendibilidades das cotações dos índices dos mercados financeiros de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, apresentar-se-á os dados de um delimitado período, onde, posteriormente, através dos modelos estudados nos capítulos anteriores, será feita a estimação dos modelos de volatilidade que evidenciam a assimetria.

O presente capítulo será dividido em cinco secções, para que se torne mais simples a análise e compreensão do estudo comparativo:

Na secção 4.1, apresentam-se os índices a estudar e com base nos dados de séries cronológicas de cada índice pretende-se apurar a sua volatilidade condicionada;

Na secção 4.2 conterà a análise descritiva dos índices em estudo, com base na sua evolução dos preços e da rendabilidade;

A secção 4.3 apresenta a discussão dos resultados da modelação da volatilidade condicionada, apresentando a metodologia utilizada e respectivos pressupostos. Efectua-se a especificação da equação média condicionada a partir das funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial, com objectivo de filtrar a dependência linear nas rendibilidades. Seguido da análise dos resíduos das especificações $AR(p)$ para testar a evidência de heteroscedasticidade.

Na secção 4.4 recorrendo mais uma vez a software de análise será feito a estimação do modelo $EGARCH(p,q)$, para verificação do efeito da assimetria. É feita a estimação deste modelo para verificação da influencia dos acontecimentos negativos com uma proporção superior do que os efeitos positivos, levando a um efeito de assimetria na volatilidade. Foi neste sentido que se colocou a questão deste estudo, assim como da previsão de acontecimentos para que se possam antecipar estratégias de actuação.

Por fim, na secção 4.5 apresentar-se-á a análise e a conclusão do estudo. Serão assim descritos os dados analisados e as principais conclusões retiradas desta investigação.

4.1 Recolha e tratamento de dados

Com vista à análise do comportamento da volatilidade e no sentido de proceder a comparações, consideraram-se nesta investigação os seguintes índices bolsistas dos países, que fazem parte a nossa amostra: Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha e que constam da Tabela 4.1.

Tabela 4.1 Índices relativos aos países em estudo

Países	Siglas	Índice
Portugal	POR	<i>PSI 20</i>
Irlanda	IR	<i>ISEQ 20</i>
Itália	ITA	<i>MIB 30</i>
Grécia	GR	<i>ATHEX 20</i>
Espanha	SPA	<i>IBEX 35</i>

Fonte: Elaboração própria

A sua escolha deveu-se à consequente desaceleração económica e recente crise da dívida soberana Europeia que pôs em evidência estes cinco Estados Membros da zona euro. Para o efeito recolheram-se, a partir da base de dados *DataStream*, as observações diárias das cotações de fecho dos índices relativas ao período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014. Nos dados recolhidos são considerados apenas 5 dias de funcionamento por semana, os feriados locais, tais como, os dias 25 de Dezembro e 1 de Janeiro são englobados de modo a preservar o número de observações associadas a uma semana de trabalho. Para tal, admite-se que se um índice não é cotação num dia de semana, a sua cotação mantém-se inalterada face à do dia anterior. Neste caso, e recorrendo à base de dados referenciada, obteve-se um total de 6260 observações por série, sendo a análise efectuada com o suporte do *software EViews* versão 5.0.

4.2 Estudo das rendibilidades dos índices bolsistas

De forma a aprofundar mais a questão e a assimetria na volatilidade dos índices bolsistas destes 5 países Europeus, surge de seguida a análise das rendibilidades da amostra escolhida.

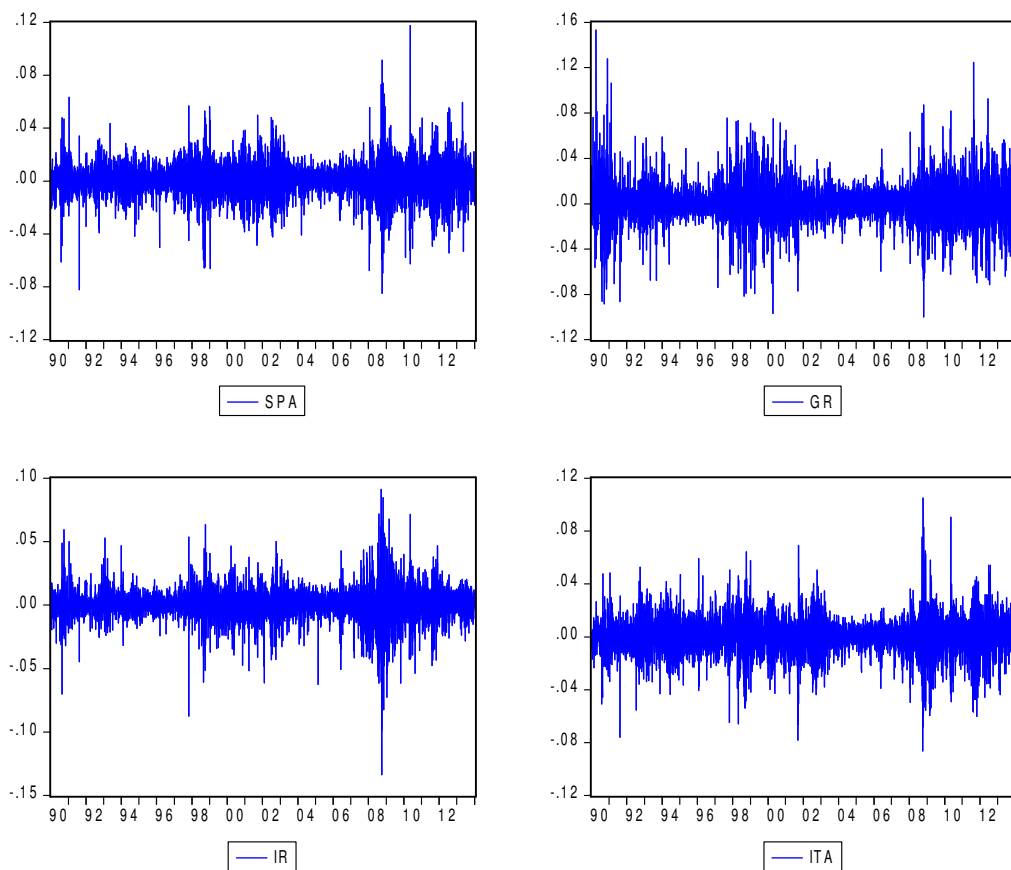
O estudo das rendibilidades ajuda na compreensão do comportamento dos activos para a série cronológica seleccionada. Sendo, a medida mais utilizada, a volatilidade histórica representada por σ , que representa o desvio padrão das rendibilidades dadas por:

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

onde P_t e P_{t-1} representam as cotações no momento t e $t-1$, respectivamente.

Através dos dados cronológicos utilizados neste estudo, o valor das rendibilidades foi encontrado através do logaritmo do preço (P) do dia t e subtraiu-se o valor logaritmo do preço do dia $t-1$. Os valores das rendibilidades encontradas permitem que seja possível analisar a existência de momentos com maior ou menor volatilidade, ao longo dos 24 anos estudados.

Assim sendo, e tendo em conta as 6260 observações por série, apresenta-se a Figura 4.1, que ilustra as rendibilidades diárias dos índices bolsistas dos 5 países Europeus em estudo, no período considerado e calculadas de acordo com a expressão (4.1).



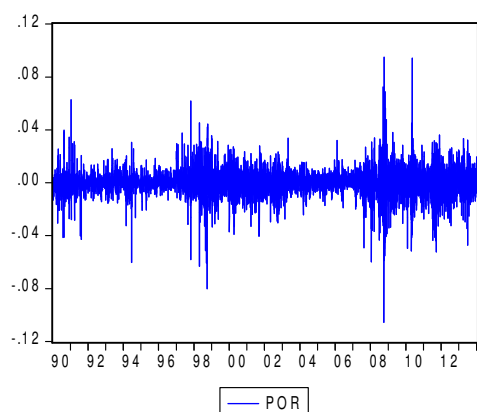


Figura 4.1 Evolução das rendibilidades diárias dos índices bolsistas dos Países: Espanha, Grécia, Irlanda, Itália e Portugal, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Da análise gráfica (Figura 4.1) constata-se um comportamento sincronizado das bolsas, que evidenciam a presença de *clusters* na volatilidade, ou seja, a variabilidade da série não é homogénea. Como se verifica, a períodos de alta/baixa volatilidade sucedem-se repetidamente períodos de alta/baixa volatilidade.

Verificamos que por volta do ano de 1990 apresenta-se alta volatilidade em todos os índices, seguido de períodos de baixa volatilidade, mas registam-se nos anos de 1998 a 2000 a existência de alta volatilidade novamente, voltando posteriormente nos anos seguintes a baixar, e por fim, volta a subir a partir do ano de 2008. Apresenta-se assim um período em que a volatilidade é mais significativa, comprovando-se o facto de após a existência de uma alta volatilidade, seguem-se períodos também de alta volatilidade nos seguintes períodos. Conforme afirma Brooks (2002), o nível de volatilidade tende a estar correlacionado com o nível de volatilidade dos períodos imediatamente anteriores.

4.2.1 Análise descritiva das rendibilidades

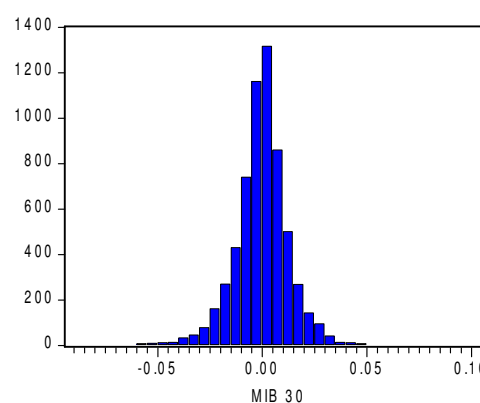
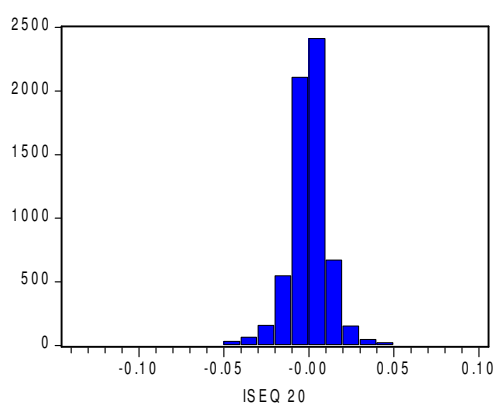
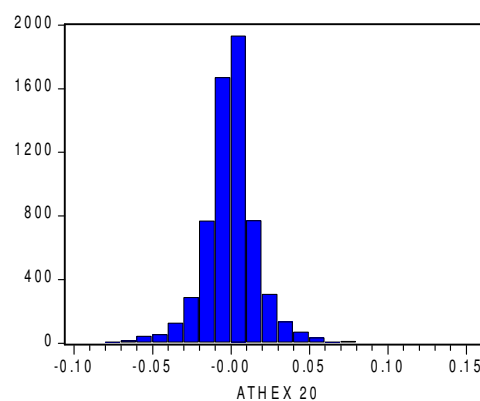
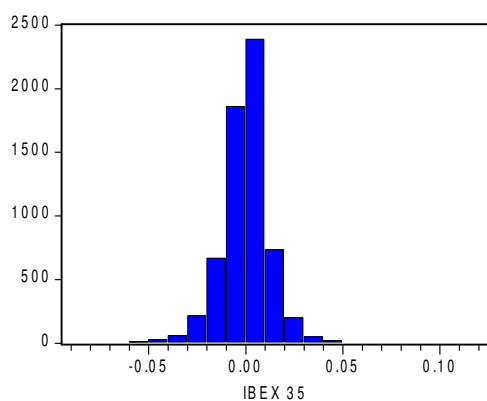
No sentido de aprofundar esta investigação sobre o comportamento das rendibilidades, obtidas no ponto anterior, é fundamental apresentar as medidas de estatística descritiva dos dados encontrados (Tabela 4.2), bem como os histogramas (Figura 4.2), seguido de alguns testes que nos ajudam a compreender melhor a existência da assimetria da volatilidade ao longo do tempo analisado, na amostra em estudo.

Tabela 4.2 Medidas de estatística descritiva das rendibilidades diárias dos índices bolsistas dos países: Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

	PSI 20	ISEQ 20	MIB 30	ATHEX 20	IBEX 35
Média	0.000653	0.000179	0.000574	0.000164	0.000206
Mediana	0.000000	0.000708	0.000000	0.000000	0.000293
Máximo	0.095003	0.091073	0.104822	0.153111	0.117492
Mínimo	-0.105610	-0.133640	-0.086364	-0.099705	-0.084916
Desvio-padrão.	0.010125	0.012387	0.013391	0.017563	0.012686
Assimetria	-0.301963	-0.541635	-0.138646	0.165198	-0.097534
Curtose	12.71731	11.36964	7.152609	8.134952	8.113784
Jarque-Bera	24724.62**	18577.70**	4517.907**	6906.056**	6830.922**

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

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.



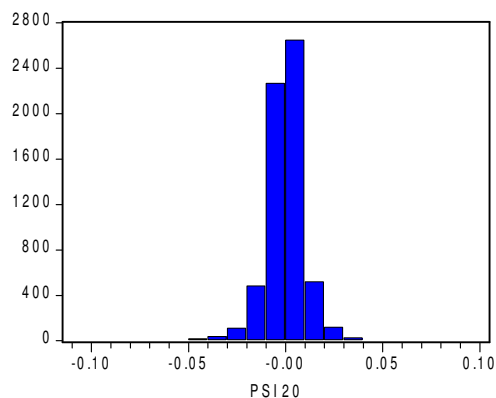


Figura 4.2 Histograma das rendibilidades diárias dos índices bolsistas *DataStream* dos Países: Espanha, Grécia, Irlanda, Itália e Portugal, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Verifica-se que para todos os índices a média das rendibilidades diárias apresenta valores muito próximos de zero, verificam-se valores perto de zero para a média e desvio-padrão. Evidencia-se, assimetria negativa para todas as séries, à excepção da Grécia, o que significa que todos os índices tiveram rendibilidades negativas à excepção do índice *ATHEX 20*.

Para que se consiga compreender melhor o significado deste resultado, foi realizado um teste em que se admite como Hipótese Nula (H_0) que a média é igual a zero. Com isto, e através da utilização do teste t para uma amostra, verifica-se que todos os índices apresentam valores perto do 0, que significa a não rejeição de H_0 , ou seja demonstra que o valor obtido não é estatisticamente diferente de zero.

Outro aspecto que interessa de igual forma realçar é a assimetria das distribuições. Neste sentido, destaca-se um ligeiro enviesamento (ou assimetria), observável directamente pelo coeficiente de assimetria positivo, no caso da Grécia e negativo nos restantes países. Isto significa que a partir da análise gráfica do histograma, se consegue perceber que existe um alongamento para a direita, no caso da Grécia, e para o lado esquerdo nos restantes países, o que poderá indicar quebras algo acentuadas no valor do índice.

Estas medidas de tendência central apresentadas (indicam um ponto em redor do qual se concentram os dados e tende a ser o centro da distribuição de dados), verifica-se para todos os índices que apresentam valores próximos de zero, conforme se verifica na Figura 4.2 dos histogramas de distribuição de frequência apresentados.

Com a finalidade de complementar a caracterização da dispersão na distribuição salientada, analisa-se igualmente a curtose, chamada também como medida de achatamento. Não existe uma relação entre as situações de assimetria e as situações de curtose de um mesmo conjunto. Quer dizer então que a curtose e a assimetria são medidas independentes e que não se influenciam mutuamente. Através da curtose podemos quantificar a concentração ou a dispersão dos valores dos dados obtidos em relação às medidas de tendência central já analisadas. Segundo Aurélio (2012) e tendo em conta o Índice Momento de Curtose, para este caso deve ser tido em conta que:

- Se $C > 3 \rightarrow$ A distribuição é leptocúrtica (alongada);
- Se $C = 3 \rightarrow$ A distribuição é mesocúrtica (normal, nem achatada nem alongada);
- Se $C < 3 \rightarrow$ A distribuição é platicúrtica (achatada).

Conforme se pode visualizar nos histogramas (Figura 4.2), verifica-se maior densidade nas abas, sendo mais pesadas, contendo mais *fat tails* do que nas de distribuição normal.

Visto ser superior a 3 (valor da distribuição normal), significa que a distribuição empírica das rendibilidades diárias é leptocúrtica (alongada). Este comportamento sugere que os dados não seguem uma distribuição normal isto é, a distribuição das taxas de variabilidade das rendibilidades apresenta uma curva fechada, apresentando grande parte dos dados em redor do centro, e as caudas tendem a aproximar-se cada vez mais de zero.

Para confirmar a tendência do afastamento das distribuições de rendimento em relação a uma distribuição normal utiliza-se o teste à normalidade de *Jarque-Bera* para reforçar a referida conclusão. O teste de normalidade *Jarque-Bera* (*JB*) é baseado nas diferenças entre os coeficientes de assimetria e curtose servindo para testar a hipótese nula (H_0) de que a amostra foi extraída de uma distribuição normal. Para a realização deste teste, calcula-se, primeiro a assimetria e a curtose dos resíduos e utiliza-se o teste através da seguinte expressão:

$$JB = n \left(\frac{S^2}{6} + \frac{(k-3)^2}{24} \right) \quad (4.2)$$

onde,

n = número de observações;

S = coeficiente de assimetria;

k = coeficiente de curtose.

A medida estatística *Jarque-Bera* segue uma distribuição qui-quadrado com dois graus de liberdade. Ou seja, se o valor *JB* for muito baixo, a hipótese nula de normalidade da distribuição dos erros aleatórios não pode ser rejeitada. Por outro lado, se o valor de *JB* for muito alto, rejeita-se a hipótese de que os resíduos ou erros aleatórios se comportam como uma distribuição normal.

O excesso de curtose é medido em relação à distribuição normal que tem curtose igual a 3. Tendo em conta os valores obtidos no teste à normalidade de *Jarque-Bera* associado às medidas da curtose e assimetria e ao facto da probabilidade associada ser nula para as rendibilidades da taxa de câmbio, rejeita-se a hipótese de normalidade nos rendimentos (hipótese nula), num nível de significância de 1 %.

Portanto, conforme já foi exposto, confirma-se que as distribuições de rendimentos apresentam uma tendência de afastamento em relação a uma distribuição normal.

4.3 Modelação da volatilidade condicionada

Antes de se apresentar a estimação propriamente dita dos modelos de volatilidade, importa ainda verificar alguns pressupostos fundamentais, que irão apresentar resultados mais fiáveis face ao estudo da assimetria na volatilidade dos índices bolsistas dos 5 países Europeus em análise. Como estamos a aplicar modelos heterocedásticos é necessário também verificar a terceira hipótese da heterocedasticidade. Entre os quais, são de salientar os testes de estacionariedade, de autocorrelação e ainda os testes de heterocedasticidade (*ARCH-LM*).

4.3.1 Verificação dos pressupostos

- **Estacionariedade**

Sendo uma medida importante, apresenta-se de seguida a análise da estacionariedade da amostra, completando o estudo das estatísticas descritivas. Segundo Brooks (2002), enquanto as alterações esperadas ou não nas sucessões cronológicas estacionárias vão desaparecendo com o passar do tempo, na situação contrária essas oscilações podem permanecer, ou até mesmo multiplicar-se continuamente por tempo indefinido. Visto que a estacionariedade é considerada um dos princípios mais importantes nos modelos econométricos desenvolvidos na década de 70, em que caso existam incumprimentos no seu estudo, podem surgir diversas limitações e tornar alguns dos testes ineficientes.

Com isto, de entre os variados testes possíveis de modelação da estacionariedade, optou-se por utilizar o teste *Augmented Dickey Fuller (ADF)* e também o teste *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)*, ambos mais conhecidos por testes de não estacionariedade ou de raíz unitária.

Segundo Bentes (2011) para o caso do teste *ADF* deve ser considerada a seguinte regressão para a variável y_t

$$\Delta y_t = \omega + \delta t + (\rho - 1) y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

onde,

→ $\omega + \delta t$ trata-se da tendência determinística;

→ ρ é o coeficiente de auto-regressão da variável y_t ;

→ ε_t a perturbação aleatória com o número de defasamentos escolhido de forma a que $\varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2)$.

Aplicados na prática, estes defasamentos são escolhidos segundo o critério *SIC – Schwartz's Bayesian Information Criterion* ou pelo *AIC – Akaike Information Criterion*. Exactamente por ser mais parcimonioso foi seleccionado o critério *SIC*.

Em relação ainda à expressão (4.3) importa também referir que $(\rho - 1) y_{t-1}$ é utilizado para apreender a estacionariedade ou não estacionariedade do processo, tendo em conta o teste habitual à Hipótese Nula: $\rho = 1$, que determina a existência de uma raíz unitária para a variável em níveis (y_t) e em primeiras diferenças (Δy_t), contra a Hipótese Alternativa traduzida por $|\rho| < 1$ (estacionariedade). Ou seja, de uma forma geral, a Hipótese Nula testa a existência de uma tendência estocástica (não estacionária) contra a Hipótese Alternativa de existência de uma tendência determinística (estacionária).

Estes valores podem então ser obtidos através de diversos programas informáticos, sendo um *output standard* dos mesmos. Um factor não menos importante neste processo é a possibilidade de ser considerada na sua formulação a existência de uma constante e de uma tendência linear (τ_τ), só de uma constante (τ_ω) ou de nenhuma delas (τ). Com isto, resulta que:

→ Se $|\rho| < 1$ pode dizer-se que o processo é estacionário;

→ Se $|\rho| = 1$ diz-se que a sucessão é não estacionária de raíz unitária e,

→ Se $|\rho| > 1$ diz-se que o processo é não estacionário explosivo.

Embora existam dois testes, segundo Dickey e Fuller (1979, 1981) para estudar estas hipóteses, apenas se apresentará o teste que se baseia na distribuição da estatística $T(\rho - 1)$, em que T indica a dimensão da amostra. É de notar que $\tau_\tau < \tau_\omega < \tau$ e que para a estatística τ , os valores críticos do teste *ADF* são semelhantes aos valores críticos da distribuição Normal estandardizada. Caso este processo seja utilizado indevidamente, conduz a que exista uma rejeição da Hipótese Nula, e o problema aumenta conforme se for aumentando as componentes determinísticas no modelo.

Bentes (2011) *apud* Said e Dickey (1984) afirma que existe um resultado importante face aos testes de *Dickey-Fuller*, que passa pelo facto de a distribuição assintótica da estatística τ_τ ser independente do número de desfasamentos das primeiras diferenças que estão incluídos na regressão *ADF*. Ainda assim, estes são necessários para eliminar qualquer autocorrelação de ordem superior remanescente na variável residual e com isto, confirma o pressuposto de resíduos $\varepsilon_t \sim i.i.d.$, que é base no uso do método dos mínimos quadrados. O facto de se incluir no modelo uma componente de médias móveis (*Moving Average*) com um número adequado de termos desfasados das primeiras diferenças, não irá alterar a validade assintótica do teste *ADF*.

Contudo, este modelo foi sujeito a algumas críticas pelo facto de se basear num processo de inferência estatística que assenta no julgamento da Hipótese Nula, que por si só, pode estar sujeita a erros/incorrecções. Isto é, o teste *ADF* tende a «sobre-rejeitar» a Hipótese Nula da não estacionariedade.

Por outro lado, e como alternativa ao teste *ADF*, através de Kwiatkowski *et. al* (1992) foi desenvolvido o teste *KPSS*, que se diferencia pelo facto de inverter as hipóteses em análise. Isto significa que, como Hipótese Nula (H_0) a sucessão cronológica é estacionária (não possui raíz unitária) e em oposição à Hipótese Alternativa (H_a) de não estacionariedade. Este teste trata-se de um teste de Multiplicadores de Lagrange (LM), baseado na representação em componentes da sucessão cronológica em que o processo que dá origem aos dados é dado pelo modelo:

$$y_t = \mu t + z_t + u_t \tag{4.4}$$

$$z_t = z_{t-1} + \varepsilon_t$$

em que x_t demonstra a soma de uma tendência determinística (μt), de um caminho aleatório (z_t) e de uma variável residual estacionária (u_t) e onde $\varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2\varepsilon)$. Ainda

neste modelo a Hipótese Nula da estacionariedade da sucessão cronológica é dada por $\sigma^2\varepsilon = 0$, em que o valor inicial z_0 é uma constante. Visto que nesta situação μt é uma variável residual estacionária, então y_t trata-se de um processo *TSP – Trend Stationary Process*. Como tal, se a Hipótese Nula for $\sigma^2\varepsilon = 0$ os erros ε_t têm que ser todos nulos, em que $z_t = z_{t-1}, \forall t$ logo, é uma constante. Portanto, o modelo (4.4) expõe um processo estacionário em tendência.

Se se optar por colocar no modelo (4.4) $\mu = 0$, surge uma particularidade em que x_t é um processo estacionário em volta de um nível, ou seja, z_0 em vez de uma tendência. Para este caso a estatística do teste *KPSS* é representada por:

$$LM = \frac{\sum_{t=1}^T S^2 t}{\sigma^2 u}, \quad (4.5)$$

onde,

→ $S_t = \sum_{r=1}^t \hat{u}_r$ representa a soma dos resíduos da regressão de x_t sobre uma constante e uma tendência determinística, mais propriamente significa que $\hat{u}_t = x_t - \mu t - z_0$;

→ $\sigma^2 u$ é um estimador da variância dos resíduos μt .

Importa também evidenciar que a distribuição da estatística do teste *KPSS* depende do modelo possuir ou não uma tendência determinística, embora a expressão do teste se mantenha válida para $\mu = 0$ ou $\mu \neq 0$.

Tendo em conta que os testes *ADF* e *KPSS* utilizam a Hipótese Nula em condições opostas, isto significa que ao serem ambos utilizados para testar uma determinada sucessão cronológica, é estrategicamente aconselhado como forma de garantir que no estudo da estacionariedade se pode ter uma maior confiança nos resultados obtidos. Trata-se por isso de uma estratégia designada por «análise de dados confirmatória», que assume então uma maior segurança na classificação da sucessão cronológica, caso os resultados forem consistentes.

De seguida, apresentam-se na Tabela 4.3 os *outputs* obtidos da aplicação dos testes *ADF* e *KPSS* através do *software EViews*.

Tabela 4.3 Testes de raízes unitárias (ou estacionariedade) *ADF* e *KPSS* para as rendibilidades dos índices *PSI 20* (Portugal), *ISEQ 20* (Irlanda), *MIB 30* (Itália), *ATHEX 20* (Grécia) e *IBEX 35* (Espanha)

Índices	ADF ^{a, b}	KPSS
<i>PSI 20</i>	-71,70514**	0,171437
<i>ISEQ 20</i>	-74,16116**	0,228922
<i>MIB 30</i>	-35,86945**	0,136480
<i>ATHEX 20</i>	-70,54362**	0,536188
<i>IBEX 35</i>	-75,57316**	0,160948

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

** Denota um nível de significância de 1%

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Para o teste *ADF* como na Hipótese Nula (H_0) a série é não estacionária, ou seja, tem raízes unitárias, com os valores obtidos no teste pode constatar-se que são estatisticamente significativos a um nível de significância de 1%, isto significa que o teste é rejeitado (rejeita-se H_0). Isto é, através do teste *ADF* constata-se que a série cronológica é estacionária.

Por sua vez, para o teste *KPSS* na Hipótese Nula (H_0) a série é estacionária. Neste caso, segundo os resultados do teste, a Hipótese Nula é aceite. Portanto, significa que H_0 é aceite e desta forma assume-se que a série é estacionária. Visto que o teste *KPSS* vem confirmar os resultados do teste *ADF*, pode concluir-se que a série é estacionária.

Assume-se assim, a possibilidade de aplicar os modelos econométricos para a amostra em estudo embora serão apresentados outros testes, tais como os testes de correlação e da heterocedasticidade, que permitem verificar ainda com mais certeza a possível aplicação do modelo *GARCH*.

- **Autocorrelação**

De forma a dissipar quaisquer dúvidas relativas às conclusões anteriores, calculou-se adicionalmente o teste de *Ljung-Box* (Q), que através da sua aplicação testa-se a Hipótese Nula (H_0) de que não existe autocorrelação e, em que Q segue uma distribuição assintótica do Qui-quadrado.

Podem observar-se os resultados obtidos nos correlogramas, da Tabela 4.4 à 4.8, que testa a autocorrelação dos dados das rendibilidades, e obtém-se os valores ao teste de *Ljung-Box* na coluna *Q-Statistics*. Verificando-se que corroboram a evidência empírica do ponto anterior.

Tabela 4.4 Correlograma das rendibilidades diárias do índice *DataStream* de Portugal (*PSI 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.097	0.097	59.372	0.000
		2	0.014	0.004	60.579	0.000
		3	-0.011	-0.013	61.407	0.000
		4	0.022	0.025	64.454	0.000
		5	-0.027	-0.032	69.191	0.000
		6	-0.016	-0.011	70.870	0.000
		7	0.035	0.039	78.364	0.000
		8	0.033	0.025	85.221	0.000
		9	-0.009	-0.015	85.767	0.000
		10	0.020	0.023	88.206	0.000
		11	0.009	0.004	88.762	0.000
		12	0.008	0.006	89.167	0.000
		13	0.006	0.009	89.411	0.000
		14	0.039	0.036	99.182	0.000
		15	0.034	0.025	106.31	0.000
		16	0.027	0.022	111.01	0.000
		17	-0.004	-0.008	111.08	0.000
		18	0.005	0.003	111.22	0.000
		19	0.012	0.013	112.18	0.000
		20	0.015	0.013	113.63	0.000
		21	0.015	0.012	115.04	0.000
		22	0.000	-0.006	115.04	0.000
		23	-0.011	-0.014	115.79	0.000
		24	-0.007	-0.006	116.09	0.000
		25	0.038	0.040	125.28	0.000
		26	0.021	0.012	128.02	0.000
		27	-0.008	-0.014	128.45	0.000
		28	0.031	0.031	134.60	0.000
		29	0.038	0.027	143.56	0.000
		30	0.021	0.013	146.33	0.000
		31	-0.005	-0.006	146.49	0.000
		32	0.006	0.003	146.70	0.000
		33	-0.008	-0.013	147.10	0.000
		34	-0.017	-0.014	148.85	0.000
		35	-0.008	-0.006	149.22	0.000
		36	0.024	0.020	152.96	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Tabela 4.5 Correlograma das rendibilidades diárias do índice *DataStream* da Irlanda (*ISEQ 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.064	0.064	25.976	0.000
		2	0.003	-0.001	26.037	0.000
		3	-0.006	-0.006	26.268	0.000
		4	0.021	0.022	28.991	0.000
		5	-0.006	-0.009	29.230	0.000
		6	-0.043	-0.043	41.052	0.000
		7	0.012	0.018	42.002	0.000
		8	0.017	0.014	43.738	0.000
		9	0.012	0.010	44.715	0.000
		10	-0.005	-0.004	44.865	0.000
		11	-0.004	-0.004	44.960	0.000
		12	-0.004	-0.006	45.072	0.000
		13	0.061	0.063	68.539	0.000
		14	-0.000	-0.007	68.540	0.000
		15	-0.017	-0.016	70.297	0.000
		16	0.023	0.025	73.520	0.000
		17	0.004	-0.003	73.600	0.000
		18	-0.035	-0.036	81.360	0.000
		19	0.005	0.017	81.531	0.000
		20	0.044	0.040	93.560	0.000
		21	0.040	0.032	103.73	0.000
		22	0.015	0.013	105.19	0.000
		23	0.019	0.017	107.37	0.000
		24	0.008	0.001	107.76	0.000
		25	0.044	0.045	119.88	0.000
		26	0.021	0.016	122.66	0.000
		27	0.011	0.011	123.44	0.000
		28	0.013	0.014	124.55	0.000
		29	0.032	0.025	130.84	0.000
		30	0.002	-0.004	130.86	0.000
		31	-0.033	-0.024	137.70	0.000
		32	-0.039	-0.037	147.35	0.000
		33	0.016	0.013	148.87	0.000
		34	-0.024	-0.028	152.50	0.000
		35	-0.041	-0.036	162.88	0.000
		36	0.006	0.007	163.12	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Tabela 4.6 Correlograma das rendibilidades diárias do índice *DataStream* da Itália (*MIB 30*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.036	0.036	8.1225	0.004
		2	0.009	0.007	8.5989	0.014
		3	-0.028	-0.028	13.391	0.004
		4	0.049	0.051	28.676	0.000
		5	-0.046	-0.050	41.995	0.000
		6	0.001	0.003	41.996	0.000
		7	-0.001	0.002	42.010	0.000
		8	0.027	0.022	46.664	0.000
		9	-0.004	-0.001	46.754	0.000
		10	0.013	0.010	47.735	0.000
		11	0.008	0.009	48.121	0.000
		12	0.019	0.016	50.402	0.000
		13	0.011	0.013	51.122	0.000
		14	0.018	0.016	53.193	0.000
		15	0.020	0.020	55.759	0.000
		16	0.038	0.035	64.726	0.000
		17	-0.002	-0.003	64.744	0.000
		18	-0.023	-0.024	68.080	0.000
		19	-0.028	-0.026	73.169	0.000
		20	0.024	0.024	76.757	0.000
		21	-0.017	-0.017	78.509	0.000
		22	-0.021	-0.021	81.163	0.000
		23	-0.017	-0.015	83.023	0.000
		24	-0.003	-0.010	83.090	0.000
		25	0.004	0.007	83.181	0.000
		26	-0.007	-0.009	83.530	0.000
		27	-0.004	-0.005	83.642	0.000
		28	0.020	0.018	86.226	0.000
		29	0.026	0.024	90.496	0.000
		30	0.011	0.010	91.215	0.000
		31	-0.006	-0.006	91.431	0.000
		32	0.010	0.010	92.070	0.000
		33	-0.006	-0.004	92.281	0.000
		34	-0.034	-0.030	99.686	0.000
		35	-0.010	-0.003	100.37	0.000
		36	0.011	0.009	101.14	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Tabela 4.7 – Correlograma das rendibilidades diárias do índice *DataStream* da Grécia (*ATHEX 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.114	0.114	81.536	0.000
		2	-0.019	-0.033	83.860	0.000
		3	0.020	0.026	86.345	0.000
		4	0.014	0.008	87.546	0.000
		5	0.010	0.008	88.134	0.000
		6	0.007	0.005	88.403	0.000
		7	0.005	0.004	88.552	0.000
		8	0.010	0.009	89.188	0.000
		9	0.016	0.014	90.851	0.000
		10	0.037	0.034	99.529	0.000
		11	-0.010	-0.018	100.10	0.000
		12	0.025	0.030	104.17	0.000
		13	0.047	0.038	118.05	0.000
		14	0.032	0.023	124.46	0.000
		15	-0.007	-0.013	124.74	0.000
		16	0.003	0.004	124.80	0.000
		17	0.014	0.010	125.98	0.000
		18	0.002	-0.002	126.01	0.000
		19	-0.013	-0.014	127.05	0.000
		20	0.017	0.018	128.82	0.000
		21	0.008	0.003	129.27	0.000
		22	-0.003	-0.007	129.34	0.000
		23	0.000	-0.001	129.34	0.000
		24	0.030	0.029	134.90	0.000
		25	0.020	0.013	137.44	0.000
		26	0.014	0.008	138.60	0.000
		27	0.020	0.015	141.07	0.000
		28	0.002	-0.002	141.10	0.000
		29	0.012	0.012	141.96	0.000
		30	0.009	0.002	142.43	0.000
		31	-0.001	-0.002	142.44	0.000
		32	0.017	0.017	144.17	0.000
		33	-0.010	-0.017	144.82	0.000
		34	0.018	0.018	146.92	0.000
		35	0.006	-0.000	147.13	0.000
		36	-0.020	-0.021	149.58	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Tabela 4.8 – Correlograma das rendibilidades diárias do índice *DataStream* da Espanha (*IBEX 35*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.097	0.097	59.372	0.000
		2	0.014	0.004	60.579	0.000
		3	-0.011	-0.013	61.407	0.000
		4	0.022	0.025	64.454	0.000
		5	-0.027	-0.032	69.191	0.000
		6	-0.016	-0.011	70.870	0.000
		7	0.035	0.039	78.364	0.000
		8	0.033	0.025	85.221	0.000
		9	-0.009	-0.015	85.767	0.000
		10	0.020	0.023	88.206	0.000
		11	0.009	0.004	88.762	0.000
		12	0.008	0.006	89.167	0.000
		13	0.006	0.009	89.411	0.000
		14	0.039	0.036	99.182	0.000
		15	0.034	0.025	106.31	0.000
		16	0.027	0.022	111.01	0.000
		17	-0.004	-0.008	111.08	0.000
		18	0.005	0.003	111.22	0.000
		19	0.012	0.013	112.18	0.000
		20	0.015	0.013	113.63	0.000
		21	0.015	0.012	115.04	0.000
		22	0.000	-0.006	115.04	0.000
		23	-0.011	-0.014	115.79	0.000
		24	-0.007	-0.006	116.09	0.000
		25	0.038	0.040	125.28	0.000
		26	0.021	0.012	128.02	0.000
		27	-0.008	-0.014	128.45	0.000
		28	0.031	0.031	134.60	0.000
		29	0.038	0.027	143.56	0.000
		30	0.021	0.013	146.33	0.000
		31	-0.005	-0.006	146.49	0.000
		32	0.006	0.003	146.70	0.000
		33	-0.008	-0.013	147.10	0.000
		34	-0.017	-0.014	148.85	0.000
		35	-0.008	-0.006	149.22	0.000
		36	0.024	0.020	152.96	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Como se pode verificar nas várias tabelas, rejeita-se a Hipótese Nula de que não há correlação, pois a probabilidade de não haver, tal como demonstram os valores acima apresentados, é zero para todos os casos. Portanto, como os valores são estatisticamente significativos a um nível de significância de 1%, existe autocorrelação, significa então, que os rendimentos estão realmente correlacionados. Podendo assim concluir-se que, existe uma relação entre o quadrado dos rendimentos de um período t juntamente com o quadrado dos

rendimentos dos períodos antecedentes. Ou seja, isto significa que existe dependência na volatilidade.

Adicionalmente e como forma de confirmação do teste anterior, apresenta-se de seguida o teste de *Breusch-Godfrey (BG)*, que tem origem no multiplicador *Lagrange*, onde a Hipótese Nula é igual ao do anterior: não existe autocorrelação. As rendibilidades para este caso constituem um processo de ruído branco (sequência de observações *i.i.d.*), portanto não apresentam dependência linear.

Apresenta-se na Tabela 4.9, os resultados obtidos através da aplicação do teste de *BG*, estimados no *software EViews*.

Tabela 4.9 Resultados do teste de *Breusch-Godfrey (BG)* para as rendibilidades dos índices *PSI 20* (Portugal), *ISEQ 20* (Irlanda), *MIB 30* (Itália), *ATHEX 20* (Grécia) e *IBEX 35* (Espanha)

TESTE <i>BG</i>	ESTATÍSTICA <i>F</i>	ESTATÍSTICA χ^2
<i>PSI 20</i>	3,951625**	139,9060**
<i>ISEQ 20</i>	4,297775**	151,8641**
<i>MIB 30</i>	2,684036**	95,71366**
<i>ATHEX 20</i>	19,20362**	625,5645**
<i>IBEX 35</i>	2,018297**	72,24714**

Notas: Para calcular o valor do teste utilizaram-se 36 desfasamentos.

** Denota um nível de significância de 1%

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.

Como em ambos os testes se verifica que existe autocorrelação e um dos pressupostos dos modelos *ARCH* é a inexistência da mesma, este pressuposto não se verifica. Pelo que terá que se arranjar uma outra forma de eliminá-la, isto é, é necessário encontrar a dependência linear através de outro modelo, que veremos mais adiante no estudo.

- **Heterocedasticidade**

Apresenta-se de seguida e por último, o teste à heterocedasticidade, tendo em conta que os modelos *ARCH* são heterocedásticos, apenas faz sentido a sua utilização se as séries dos dados tiver heterocedasticidade.

Para tal, recorreu-se inicialmente ao teste *ARCH-LM* de Engle (1982), onde se considera como Hipótese Nula que não há heterocedasticidade. A Tabela 4.10, apresenta o *output* obtido do *software EViews* com a realização do teste às rendibilidades.

Tabela 4.10 Resultados do teste de *ARCH-LM* para as rendibilidades dos índices *PSI 20* (Portugal), *ISEQ 20* (Irlanda), *MIB 30* (Itália), *ATHEX 20* (Grécia) e *IBEX 35* (Espanha)

TESTE <i>ARCH-LM</i>	ESTATÍSTICA <i>F</i>	ESTATÍSTICA χ^2
<i>PSI 20</i>	31,40835**	961,7064**
<i>ISEQ 20</i>	50,29837**	1409,155**
<i>MIB 30</i>	33,13680**	1006,076**
<i>ATHEX 20</i>	19,20362**	625,5645**
<i>IBEX 35</i>	26,03311**	818,7711**

Notas: Para calcular o valor do teste utilizaram-se 36 desfasamentos.

** Denota um nível de significância de 1%

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

De acordo com os resultados obtidos no teste, é possível verificar que os valores são estatisticamente significativos a um nível de 1%. Desta forma, rejeita-se então a Hipótese Nula (não há heterocedasticidade) e, portanto, existe heterocedasticidade condicionada.

Ainda assim, para confirmar este resultado, optou-se também pela utilização do teste de McLeod e Li (1983) e o teste de *Ljung-Box (Q)* aplicado ao quadrado dos resíduos, utilizado anteriormente. Segundo este teste, considera-se que não estão presentes efeitos *ARCH* nos resíduos, caso os coeficientes de autocorrelação estimados não se apresentem estatisticamente significativos e ao mesmo tempo se a estatística *Q* não for significativa.

Nas Tabelas 4.11 à 4.15 podem ser visualizados os resultados da aplicação deste teste através do correlograma do quadrado dos resíduos.

Tabela 4.11 Correlograma do quadrado dos resíduos para Portugal (*PSI 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.208	0.208	271.26	0.000
		2	0.171	0.134	454.97	0.000
		3	0.167	0.115	629.01	0.000
		4	0.194	0.133	864.84	0.000
		5	0.225	0.150	1183.0	0.000
		6	0.124	0.017	1279.0	0.000
		7	0.162	0.074	1444.2	0.000
		8	0.167	0.070	1618.6	0.000
		9	0.179	0.075	1819.8	0.000
		10	0.111	-0.006	1897.2	0.000
		11	0.172	0.085	2082.9	0.000
		12	0.170	0.059	2264.1	0.000
		13	0.111	-0.012	2340.8	0.000
		14	0.097	-0.012	2400.4	0.000
		15	0.124	0.035	2497.5	0.000
		16	0.156	0.047	2650.6	0.000
		17	0.177	0.079	2847.1	0.000
		18	0.080	-0.032	2887.2	0.000
		19	0.086	-0.013	2933.4	0.000
		20	0.074	-0.036	2967.9	0.000
		21	0.129	0.043	3072.2	0.000
		22	0.065	-0.035	3098.3	0.000
		23	0.096	0.028	3156.6	0.000
		24	0.055	-0.037	3175.2	0.000
		25	0.097	0.033	3234.7	0.000
		26	0.052	-0.037	3251.9	0.000
		27	0.071	0.019	3283.1	0.000
		28	0.117	0.043	3369.6	0.000
		29	0.079	0.016	3409.0	0.000
		30	0.064	-0.007	3435.0	0.000
		31	0.038	-0.010	3444.2	0.000
		32	0.078	0.004	3482.2	0.000
		33	0.064	-0.006	3507.7	0.000
		34	0.052	-0.009	3524.9	0.000
		35	0.073	0.041	3558.0	0.000
		36	0.043	-0.018	3569.8	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.12 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Irlanda (*ISEQ 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.239	0.239	357.77	0.000
		2	0.234	0.188	701.99	0.000
		3	0.165	0.082	872.93	0.000
		4	0.264	0.193	1309.1	0.000
		5	0.270	0.168	1764.9	0.000
		6	0.308	0.183	2358.4	0.000
		7	0.263	0.121	2792.1	0.000
		8	0.164	-0.012	2961.3	0.000
		9	0.196	0.040	3201.3	0.000
		10	0.165	-0.012	3372.8	0.000
		11	0.246	0.073	3751.3	0.000
		12	0.244	0.081	4124.7	0.000
		13	0.165	-0.024	4295.3	0.000
		14	0.105	-0.054	4365.0	0.000
		15	0.174	0.044	4555.9	0.000
		16	0.184	0.032	4768.3	0.000
		17	0.182	0.019	4976.0	0.000
		18	0.138	-0.025	5095.1	0.000
		19	0.155	0.032	5246.7	0.000
		20	0.123	0.006	5341.9	0.000
		21	0.139	0.007	5463.6	0.000
		22	0.177	0.051	5659.9	0.000
		23	0.186	0.053	5878.0	0.000
		24	0.178	0.051	6077.4	0.000
		25	0.084	-0.046	6121.7	0.000
		26	0.118	-0.003	6210.0	0.000
		27	0.113	-0.020	6291.0	0.000
		28	0.189	0.046	6515.0	0.000
		29	0.127	-0.007	6617.2	0.000
		30	0.153	0.035	6765.0	0.000
		31	0.112	0.006	6843.4	0.000
		32	0.141	0.036	6968.2	0.000
		33	0.147	0.034	7103.4	0.000
		34	0.134	-0.009	7217.0	0.000
		35	0.152	0.017	7363.2	0.000
		36	0.114	-0.003	7445.4	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.13 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Itália (*MIB 30*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.184	0.184	211.67	0.000
		2 0.224	0.197	527.13	0.000
		3 0.223	0.165	838.82	0.000
		4 0.205	0.122	1101.3	0.000
		5 0.243	0.150	1472.4	0.000
		6 0.175	0.057	1664.0	0.000
		7 0.151	0.022	1807.7	0.000
		8 0.130	0.002	1913.4	0.000
		9 0.199	0.093	2161.1	0.000
		10 0.174	0.062	2350.1	0.000
		11 0.140	0.021	2472.3	0.000
		12 0.183	0.073	2682.8	0.000
		13 0.157	0.042	2837.3	0.000
		14 0.134	-0.001	2949.9	0.000
		15 0.160	0.035	3111.2	0.000
		16 0.156	0.041	3263.1	0.000
		17 0.177	0.063	3459.4	0.000
		18 0.130	-0.000	3565.2	0.000
		19 0.145	0.021	3697.9	0.000
		20 0.098	-0.030	3758.1	0.000
		21 0.130	0.007	3864.4	0.000
		22 0.112	-0.009	3943.7	0.000
		23 0.101	-0.000	4007.4	0.000
		24 0.084	-0.022	4051.4	0.000
		25 0.097	0.005	4110.3	0.000
		26 0.098	0.004	4171.1	0.000
		27 0.095	0.006	4227.4	0.000
		28 0.127	0.043	4328.3	0.000
		29 0.072	-0.018	4360.8	0.000
		30 0.102	0.015	4426.5	0.000
		31 0.079	-0.013	4465.4	0.000
		32 0.094	0.010	4520.4	0.000
		33 0.064	-0.025	4545.9	0.000
		34 0.071	-0.006	4577.4	0.000
		35 0.096	0.031	4635.0	0.000
		36 0.068	0.002	4663.9	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.14 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Grécia (*ATHEX 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.180	0.180	202.77	0.000
		2 0.146	0.117	335.78	0.000
		3 0.154	0.115	484.89	0.000
		4 0.128	0.074	586.89	0.000
		5 0.124	0.068	683.46	0.000
		6 0.105	0.044	753.17	0.000
		7 0.137	0.080	870.48	0.000
		8 0.082	0.012	912.95	0.000
		9 0.112	0.054	992.10	0.000
		10 0.163	0.102	1159.1	0.000
		11 0.076	-0.005	1195.2	0.000
		12 0.065	-0.007	1221.4	0.000
		13 0.080	0.016	1261.3	0.000
		14 0.079	0.018	1300.7	0.000
		15 0.096	0.041	1358.6	0.000
		16 0.060	-0.004	1381.4	0.000
		17 0.077	0.018	1419.1	0.000
		18 0.063	0.010	1444.2	0.000
		19 0.078	0.024	1482.1	0.000
		20 0.099	0.039	1543.3	0.000
		21 0.070	0.015	1574.1	0.000
		22 0.066	0.010	1601.6	0.000
		23 0.059	0.004	1623.7	0.000
		24 0.055	-0.002	1642.4	0.000
		25 0.074	0.023	1677.0	0.000
		26 0.102	0.057	1742.6	0.000
		27 0.069	0.007	1772.4	0.000
		28 0.063	0.007	1797.8	0.000
		29 0.058	-0.002	1819.2	0.000
		30 0.095	0.040	1876.1	0.000
		31 0.044	-0.016	1888.2	0.000
		32 0.049	-0.003	1903.2	0.000
		33 0.072	0.023	1936.2	0.000
		34 0.063	0.015	1961.4	0.000
		35 0.069	0.012	1991.2	0.000
		36 0.049	-0.011	2006.2	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.15 Correlograma do quadrado dos resíduos para a Espanha (*IBEX 35*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.180	0.180	202.66	0.000
		2 0.177	0.150	399.71	0.000
		3 0.165	0.118	571.03	0.000
		4 0.226	0.171	891.27	0.000
		5 0.177	0.094	1087.8	0.000
		6 0.136	0.041	1204.3	0.000
		7 0.152	0.061	1348.9	0.000
		8 0.149	0.051	1488.7	0.000
		9 0.166	0.070	1661.4	0.000
		10 0.152	0.055	1805.6	0.000
		11 0.137	0.034	1923.5	0.000
		12 0.128	0.024	2026.2	0.000
		13 0.133	0.028	2136.7	0.000
		14 0.126	0.022	2236.0	0.000
		15 0.162	0.068	2400.3	0.000
		16 0.116	0.012	2485.3	0.000
		17 0.113	0.009	2565.8	0.000
		18 0.112	0.011	2644.2	0.000
		19 0.124	0.020	2740.1	0.000
		20 0.086	-0.016	2786.4	0.000
		21 0.094	0.004	2841.4	0.000
		22 0.076	-0.016	2877.3	0.000
		23 0.136	0.057	2993.6	0.000
		24 0.087	-0.002	3040.8	0.000
		25 0.091	0.007	3092.8	0.000
		26 0.077	-0.004	3129.7	0.000
		27 0.060	-0.028	3152.5	0.000
		28 0.119	0.049	3241.1	0.000
		29 0.067	-0.009	3269.3	0.000
		30 0.087	0.014	3316.8	0.000
		31 0.066	-0.001	3344.3	0.000
		32 0.083	0.007	3387.6	0.000
		33 0.071	0.001	3419.7	0.000
		34 0.055	-0.014	3438.8	0.000
		35 0.052	-0.009	3456.1	0.000
		36 0.086	0.032	3502.7	0.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Através da análise dos vários correlogramas, verificamos que as barras das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial para os desfasamentos que foram considerados, são bastante evidentes, os valores positivos ao longo das 36 *lags*, e os resultados ao teste de *Ljung-Box* dado pela *Q-Statistics* são estatisticamente significativos a um nível de 1%, rejeitando por isso a Hipótese Nula de que não existe heterocedasticidade. Pode assim concluir-se, que havendo heterocedasticidade na série cronológica em estudo, é então possível utilizar os modelos *ARCH* para modelar o comportamento da volatilidade nas rendibilidades dos índices *PSI 20* (Portugal), *ISEQ 20* (Irlanda), *MIB 30* (Itália), *ATHEX 20* (Grécia) e *IBEX 35* (Espanha).

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

Conforme foi analisado no ponto anterior, que a série das rendibilidades apresenta autocorrelação, o que implica a violação do princípio da não dependência temporal, é necessário solucionar este problema. Para ultrapassar esta questão, ajusta-se um modelo autorregressivo – $AR(p)$ (*Autoregressive Model*) com o intuito de remover qualquer tipo de autocorrelação.

Com base nos correlogramas das Tabelas 4.4 a 4.8 e com base nas funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial, permitem identificar um modelo capaz de capturar a eventual dependência linear nas rendibilidades em estudo. Tendo em conta o seu comportamento, foram estimados vários modelos, optando-se no final pelas seguintes especificações autorregressivas puras que resultaram em processos ruído branco, para os resíduos respectivos:

- Portugal: $AR(3)$;
- Irlanda: $AR(3)$;
- Itália: $AR(6)$;
- Grécia: $AR(3)$;
- Espanha: $AR(5)$.

Segundo Bentes (2011), estes modelos caracterizam-se essencialmente pelo facto de a variável y_t depender dos valores imediatamente anteriores acrescidos da componente do erro, como se apresenta na seguinte expressão:

$$y_t = \omega + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4.6)$$

Onde ω representa uma constante e ε_t é um erro que se presume ser um processo de i.i.d., isto é, $E(\varepsilon_t) = 0$, $Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$ e $Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_s) = 0$, para $t \neq s$. Trabalhando através da equação anterior com base no operador de defasamentos L , tal que $L^i y_t = y_{t-i}$ (assume-se que y_t é defasada em i lags) obtém-se assim:

$$y_t = \omega + \sum_{i=1}^p \phi_i L^i y_t + \varepsilon_t \quad (4.7)$$

que se pode reduzir a

$$\phi(L) y_t = \omega + \varepsilon_t \quad (4.8)$$

em que $\phi(L) y_t = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p)$

Para o estudo, adoptou-se as seguintes equações para as rendibilidades diários dos índices da nossa amostra, discriminados na Tabela 4.16:

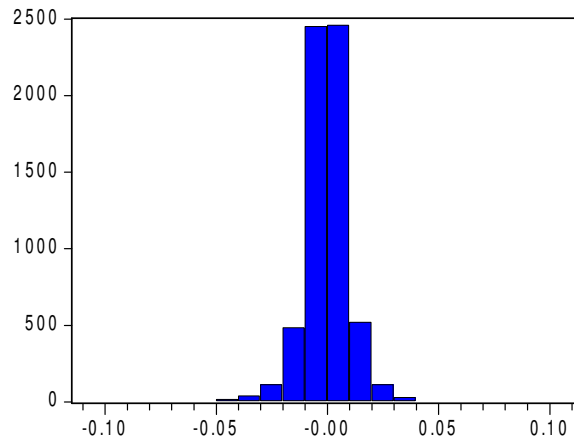
Tabela 4.16 Especificações da equação dos modelos $AR(p)$, com $p > 0$, para as rendibilidades dos índices de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Modelos	Equação	Países
$AR(3)$	$y_t = \omega + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \varepsilon_t$	Portugal
$AR(3)$	$y_t = \omega + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \varepsilon_t$	Irlanda
$AR(6)$	$y_t = \omega + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \phi_4 y_{t-4} + \phi_5 y_{t-5} + \phi_6 y_{t-6} + \varepsilon_t$	Itália
$AR(3)$	$y_t = \omega + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \varepsilon_t$	Grécia
$AR(5)$	$y_t = \omega + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \phi_4 y_{t-4} + \phi_5 y_{t-5} + \varepsilon_t$	Espanha

Fonte: Adaptado de Bentes (2011: 129)

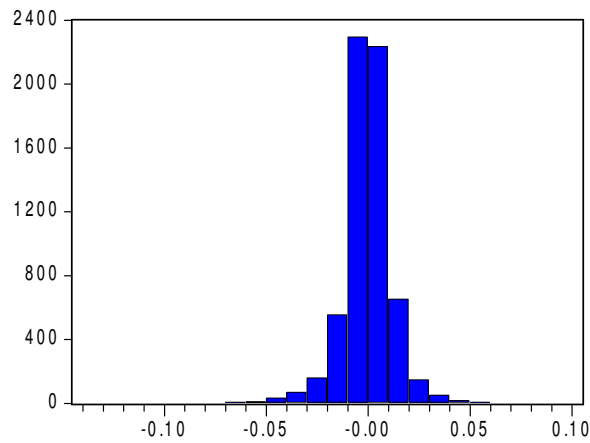
Passamos agora à análise das medidas de estatística descritiva dos resíduos dos modelos AR utilizados, para os países da nossa amostra. Apresenta-se de seguida a Figura 4.3, que apresenta o histograma dos resíduos deste modelo com as respectivas medidas de estatísticas descritas do modelo.

➤ **Portugal**



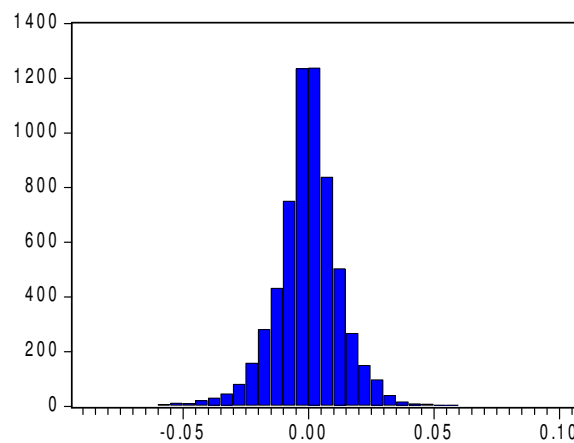
Series: Residuals	
Sample 1/11/1990 1/03/2014	
Observations 6257	
Mean	2.65e-19
Median	1.55e-05
Maximum	0.100594
Minimum	-0.104236
Std. Dev.	0.010076
Skewness	-0.163938
Kurtosis	13.10604
Jarque-Bera	26654.68
Probability	0.000000

➤ **Irlanda**



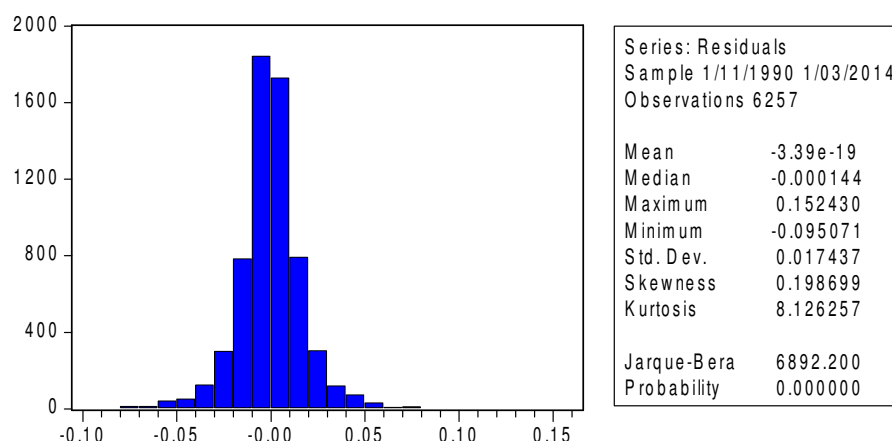
Series: Residuals	
Sample 1/11/1990 1/03/2014	
Observations 6257	
Mean	-4.20e-19
Median	-1.27e-05
Maximum	0.092729
Minimum	-0.133227
Std. Dev.	0.012364
Skewness	-0.494366
Kurtosis	11.46956
Jarque-Bera	18956.37
Probability	0.000000

➤ **Itália**



Series: Residuals	
Sample 1/16/1990 1/03/2014	
Observations 6254	
Mean	8.60e-19
Median	0.000181
Maximum	0.102059
Minimum	-0.089147
Std. Dev.	0.013348
Skewness	-0.127451
Kurtosis	7.086955
Jarque-Bera	4369.508
Probability	0.000000

➤ **Grécia**



➤ **Espanha**

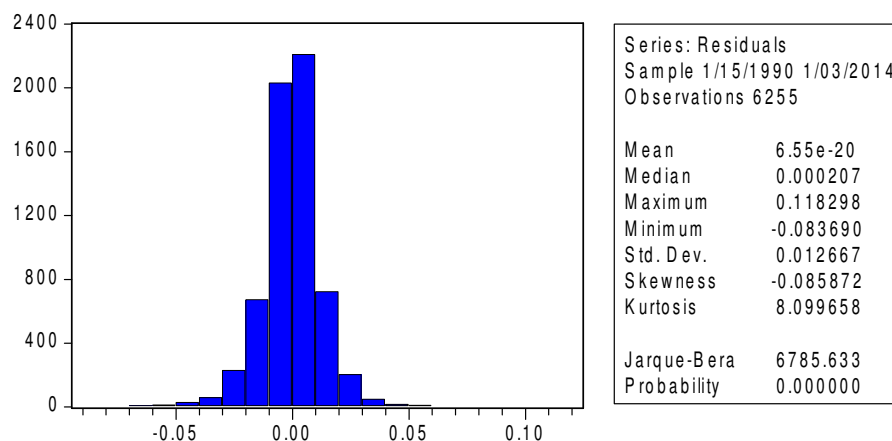


Figura 4.3 – Histograma dos resíduos do modelo com as respectivas medidas de estatística descrita dos modelo AR utilizados dos Países: Espanha, Grécia, Irlanda, Itália e Portugal, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*.



Como se pode observar nos vários histogramas, os valores da média e do desvio-padrão da nossa amostra são muito baixos e próximos de zero. A curtose apresenta-se com um valor maior que 3, tal como visto anteriormente, o que significa que não segue uma distribuição normal. Através do histograma também verificamos que os resíduos não seguem uma distribuição normal.

Para que seja possível verificar se os modelos *AR* escolhidos foram suficientes para capturar a autocorrelação presente nos dados, é necessário analisar, se depois de estimados os vários

modelos *AR* ainda existe correlação. Caso subsista, significa que existe uma inadequação do modelo utilizado. Para isso, recorre-se novamente ao teste de *Ljung-Box (Q)* e o teste de *Breusch-Godfrey (BG)*. Para os dois testes, importa lembrar que a Hipótese Nula é a não existência de autocorrelação.



De seguida, apresentam-se as Tabelas 4.17 a 4.21 sobre os correlogramas dos resíduos do modelo *AR* utilizado para cada um dos países em estudo.

Tabela 4.17 Correlograma dos resíduos do modelo *AR(3)* para as rendibilidades diárias *DataStream* de Portugal (*PSI 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.000	0.000	2.E-05	0.997
		2	0.001	0.001	0.0082	0.996
		3	-0.016	-0.016	1.5272	0.676
		4	0.026	0.026	5.8242	0.213



Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.18 Correlograma dos resíduos do modelo *AR(3)* para as rendibilidades diárias *DataStream* da Irlanda (*ISEQ 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.000	0.000	1.E-08	1.000
		2	0.000	0.000	0.0011	0.999
		3	-0.008	-0.008	0.3644	0.947
		4	0.022	0.022	3.3356	0.503

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.19 Correlograma dos resíduos do modelo *AR(6)* para as rendibilidades diárias *DataStream* da Itália (*MIB 30*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.000	0.000	0.0001	0.992
		2	-0.000	-0.000	0.0001	1.000
		3	0.001	0.001	0.0074	1.000
		4	-0.001	-0.001	0.0143	1.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.20 Correlograma dos resíduos do modelo $AR(3)$ para as rendibilidades diárias *DataStream* da Grécia (*ATHEX 20*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.001	0.001	0.0043	0.947
		2	-0.003	-0.003	0.0541	0.973
		3	0.025	0.025	4.0641	0.255
		4	0.010	0.010	4.6812	0.322

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.21 Correlograma dos resíduos do modelo $AR(5)$ para as rendibilidades diárias *DataStream* da Espanha (*IBEX 35*), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.000	0.000	0.0008	0.977
		2	-0.001	-0.001	0.0040	0.998
		3	-0.001	-0.001	0.0118	1.000
		4	0.001	0.001	0.0239	1.000

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Verificamos em todos os correlogramas que a Hipótese Nula de não autocorrelação não é rejeitada, pelos que os modelos escolhidos captaram a dependência linear na média. O teste apresenta assim, probabilidades elevadas e as funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial, não apresentam coeficientes estimados estatisticamente significativos, o que leva a que se conclua, mais uma vez a existência de não correlação.

De seguida, surge o teste de Breusch-Godfrey (*BG*) que permitirá retirar as mesmas conclusões, caso a Hipótese Nula de inexistência de autocorrelação também for aceite através dos resultados obtidos. Na Tabela 4.22 apresentam-se os resultados do teste *BG* para os resíduos do modelo *AR*, utilizados em cada um dos países da nossa amostra.

Tabela 4.22 – Resultados do teste de Breusch-Godfrey (*BG*) para as rendibilidades diárias dos índices da amostra, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Países	Teste <i>BG</i>	Modelos	Estatística <i>F</i>	Estatística χ^2
Portugal	PSI 20	<i>AR</i> (3)	0,458102	0,916802
Irlanda	ISEQ 20	<i>AR</i> (3)	0,166818	0,333884
Itália	MIB 30	<i>AR</i> (6)	0,033422	0,066929
Grécia	ATHEX 20	<i>AR</i> (3)	1,701133	3,403136
Espanha	IBEX 35	<i>AR</i> (5)	1,990746	2,344587

Notas: Para calcular o valor do teste utilizaram-se 36 desfasamentos.

** Denota um nível de significância de 1%

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Como se pode comprovar, os valores obtidos não são estatisticamente significativos revelando, por isso, a inexistência de autocorrelação. Tendo em conta estes resultados, agora já é possível estimar os modelos *ARCH*. Quanto à heterocedasticidade, como anteriormente verificado nos dados iniciais que estes são heterocedásticos, por isso, não será necessário testá-los novamente.

Muitas séries financeiras não apresentam média constante, evidenciando períodos relativamente tranquilos seguidos de outros de elevada volatilidade. Um modelo de volatilidade deve ter boa capacidade de previsão e de reflectir os episódios mais relevantes da variação das cotações, em especial o impacto assimétrico das “boas notícias” e das “más notícias”, como referido anteriormente.

Face ao que foi exposto ao longo das subsecções deste capítulo, e tendo em conta os valores e resultados obtidos em todos os testes, a opção tomada para modelar a dependência da volatilidade das rendibilidades foram os modelos *ARCH*, que incorporam o comportamento estatístico da variância.

4.4 Estimação do modelo *EGARCH*(*p*,*q*)

Como referido no Capítulo 2, são apresentados os modelos tipo *ARCH*, com destaque para as versões *GARCH*, *EGARCH*. Dos modelos apresentados, apenas o modelo *EGARCH* será estudado. Esta escolha justifica-se pelo facto de este modelo apresentar melhores resultados e captar o efeito das “boas notícias” e das “más notícias”, e a forma como estas podem

influenciar a volatilidade e incorpora o efeito de assimetria, com destaque para o modelo *EGARCH* (p,q).

A correlação entre a rendibilidade das acções e as mudanças na sua volatilidade pode ser negativa, pois existe evidência de que as “más notícias” podem aumentar a volatilidade enquanto as “boas notícias” a podem diminuir (Nelson, 1991). Neste mesmo sentido, Nelson (1991) propõe um modelo não-linear alternativo, o modelo *EGARCH* (p,q) para captar o efeito da assimetria e minimizar o problema das restrições sobre os parâmetros.

Quanto ao processo de estimação utilizado, a escolha recaiu sobre o método *QMLE –Quasi Maximum Likelihood*, tendo-se considerado para o efeito a distribuição não *gaussiana t-student* no sentido de capturar as caudas pesadas das distribuições empíricas testemunhadas pelos elevados valores do excesso de curtose.

A etapa seguinte consiste em especificar o modelo *EGARCH*(p,q) adequado ao comportamento das sucessões cronológicas em análise. Face ao anteriormente referido, optou-se por recorrer à especificação – *EGARCH*(1,1,1) – para descrever a dependência na volatilidade das rendibilidades dos índices dos países considerados.

Tabela 4.23 – Resultados da estimação do modelo *EGARCH*(1,1,1) para os índices PSI 20, ISEQ 20, MIB 30, ATHEX 20 e IBEX 35, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

	PSI 20 Portugal	ISEQ 20 Irlanda	MIB 30 Itália	ATHEX 20 Grécia	IBEX 35 Espanha
$\hat{\omega}$	-0,357932** (0,034041)	-0,024129** (0,023521)	-0,259681** (0,026663)	-0,385456** (0,036648)	-0,277212** (0,027647)
$\hat{\alpha}_1$	0,243775** (0,015528)	0,155346** (0,012001)	0,161286** (0,012102)	0,255455** (0,016466)	0,152969** (0,012332)
$\hat{\beta}_1$	0,981198** (0,008920)	0,988226** (0,002160)	0,984717** (0,002528)	0,976037** (0,003714)	0,982363** (0,002625)
$\hat{\gamma}_1$	-0,047298** (0,008920)	-0,048818** (0,007465)	-0,062316** (0,006971)	-0,031350** (0,009064)	-0,073313** (0,007630)
<i>t-student</i>	4,78592** (0,295592)	5,532805** (0,351066)	7,316684** (0,591744)		7,241964** (0,511164)

Notas: Os valores entre parêntesis representam o erro padrão.

** Denota um nível de significância de 1%. * Denota um nível de significância de 5%.

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Conforme os dados da Tabela 4.23, verifica-se que todos os coeficientes estimados do modelo *EGARCH* (1,1,1) para todos os índices são estatisticamente significativos a um nível de 1%, o mesmo se passando relativamente ao valor estimado da distribuição *t-student*.

Adicionalmente, a soma dos coeficientes $\hat{\alpha}_1$ mais $\hat{\beta}_1$ assume valores muito próximos da unidade o que é indicador da existência de persistência/memória longa nos dados. De todos os índices, o *IBEX 35* é o que mais assimetria revela, enquanto o *ATHEX 20* é o menos assimétrico. Por outras palavras, o efeito das más notícias na rendibilidade dos índices assume os valores mais elevados para o *IBEX 35* enquanto no índice *ATHEX 20* o impacto das más notícias é menor.

Finalmente, e no sentido de se verificar se este modelo foi capaz de capturar a heterocedasticidade condicionada aplicou-se o teste *ARCH-LM* aos resíduos do modelo *EGARCH*(1,1,1) bem como se analisam os correlogramas do quadrado dos resíduos, cujos resultados se apresentam de seguida.

Tabela 4.24 – Resultados do teste *ARCH-LM* aplicado aos resíduos do modelo *EGARCH*(1,1,1) para os índices *PSI 20*, *ISEQ 20*, *MIB 30*, *ATHEX 20* e *IBEX 35*, no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Países	Teste <i>ARCH-LM</i>	ESTATÍSTICA <i>F</i>	ESTATÍSTICA χ^2
Portugal	<i>ATHEX 20</i>	0,037998	0,038009
Irlanda	<i>ISEQ 20</i>	2,532821	2,532605
Itália	<i>MIB 30</i>	0,233883	0,233949
Grécia	<i>PSI 20</i>	1,501617	15,00652
Espanha	<i>IBEX 35</i>	0,013490	0,013494

Notas: Para calcular o valor do teste do Qui-Quadrado consideram-se dez graus de liberdade.
 ** Denota um nível de significância de 1%.

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Como não se rejeita a Hipótese Nula de não existir heterocedasticidade então, pode concluir-se que a escolha deste modelo foi adequada para capturar este efeito nos dados, o que justifica a utilização de modelos de heterocedasticidade condicionada.

Por outro lado, importa realçar que os resultados obtidos com a aplicação deste modelo (Tabela 4.23), permitem sustentar a evidência empírica de persistência no comportamento da volatilidade que se manifesta com particular incidência nos mercados financeiros.

A estes resultados juntam-se os correlogramas do quadrado dos resíduos dos vários índices em estudo, onde também se rejeita a Hipótese Nula, que comprova mais uma vez a inexistência de heterocedasticidade nos resíduos do modelo em estudo.

Tabela 4.25 – Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice *PSI 20* (Portugal), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.029	0.029	5.3446	0.021
		2	-0.001	-0.002	5.3557	0.069
		3	-0.005	-0.005	5.5102	0.138
		4	-0.003	-0.003	5.5821	0.233
		5	0.001	0.001	5.5871	0.348
		6	-0.026	-0.026	9.8309	0.132
		7	-0.013	-0.012	10.955	0.141
		8	-0.016	-0.015	12.483	0.131
		9	-0.017	-0.016	14.303	0.112
		10	-0.015	-0.014	15.663	0.110








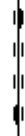




Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.26 – Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice *ISEQ 20* (Irlanda), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.020	0.020	2.5300	0.112
		2	-0.001	-0.001	2.5315	0.282
		3	0.016	0.016	4.2055	0.240
		4	-0.006	-0.007	4.4409	0.350
		5	-0.009	-0.008	4.9075	0.427
		6	-0.004	-0.004	5.0073	0.543
		7	-0.011	-0.011	5.7679	0.567
		8	-0.014	-0.013	7.0028	0.536
		9	-0.010	-0.009	7.5794	0.577
		10	-0.010	-0.010	8.2531	0.604













Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.27 – Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice *MIB 30* (Itália), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.006	0.006	0.2316	0.630
		2	0.013	0.013	1.2785	0.528
		3	0.015	0.014	2.6135	0.455
		4	0.002	0.001	2.6294	0.622
		5	0.014	0.014	3.9438	0.558
		6	-0.002	-0.002	3.9626	0.682
		7	0.000	-0.000	3.9627	0.784
		8	-0.012	-0.013	4.8917	0.769
		9	-0.001	-0.000	4.8936	0.843
		10	0.007	0.007	5.2020	0.877

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.28 – Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice *ATHEX 20* (Grécia), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.002	-0.002	0.0348	0.852
		2	0.003	0.003	0.0848	0.958
		3	0.027	0.027	4.5737	0.206
		4	0.006	0.006	4.8228	0.306
		5	-0.004	-0.005	4.9457	0.423
		6	-0.015	-0.016	6.3511	0.385
		7	-0.002	-0.003	6.3869	0.495
		8	-0.013	-0.012	7.4017	0.494
		9	-0.014	-0.013	8.6306	0.472
		10	0.011	0.011	9.3450	0.500

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Tabela 4.29 – Correlograma do quadrado dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice $IBEX 35$ (Espanha), no período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.001	-0.001	0.0115	0.915
		2	-0.005	-0.005	0.1533	0.926
		3	0.015	0.015	1.5022	0.682
		4	0.006	0.006	1.7488	0.782
		5	0.002	0.002	1.7802	0.879
		6	-0.006	-0.006	2.0109	0.919
		7	0.002	0.002	2.0322	0.958
		8	-0.006	-0.006	2.2465	0.973
		9	-0.003	-0.003	2.2946	0.986
		10	0.004	0.004	2.3883	0.992

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Como se pode verificar em ambos os testes ($ARCH-LM$ e correlograma do quadrado dos resíduos) não se rejeita a hipótese nula de ausência de heterocedasticidade condicionada pelo que se conclui que o modelo $EGARCH(1,1,1)$ capturou este fenómeno na totalidade e portanto é adequado à descrição dos dados, o que corrobora os resultados empíricos obtidos. Finalmente, apresentam-se nas Figuras 4.4 à 4.8, a distribuição dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ no sentido de concluir acerca da sua distribuição para as rendibilidades de todos os índices estudados.

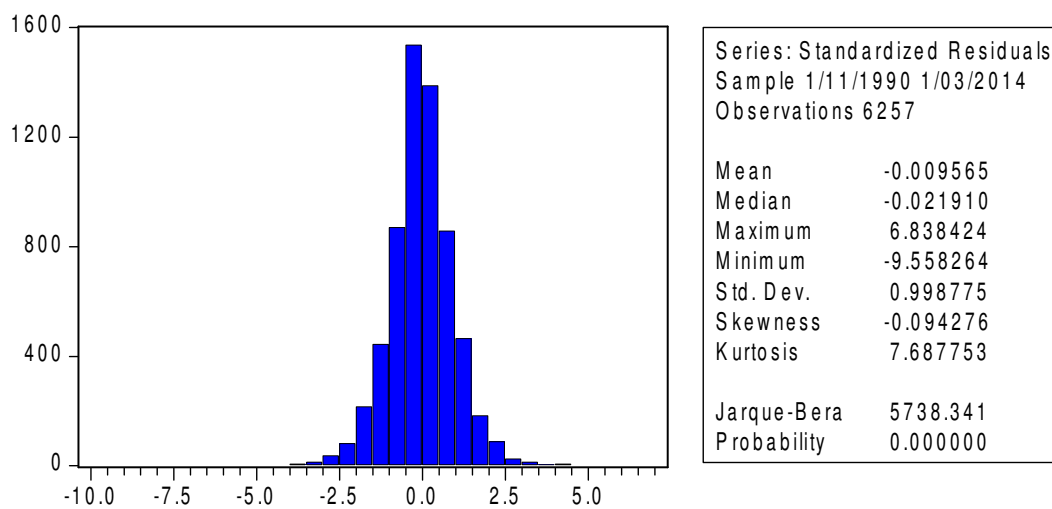


Figura 4.4 Histograma dos resíduos do modelo $EGARCH(1,1,1)$ para as rendibilidades do índice $PSI 20$ (Portugal)

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

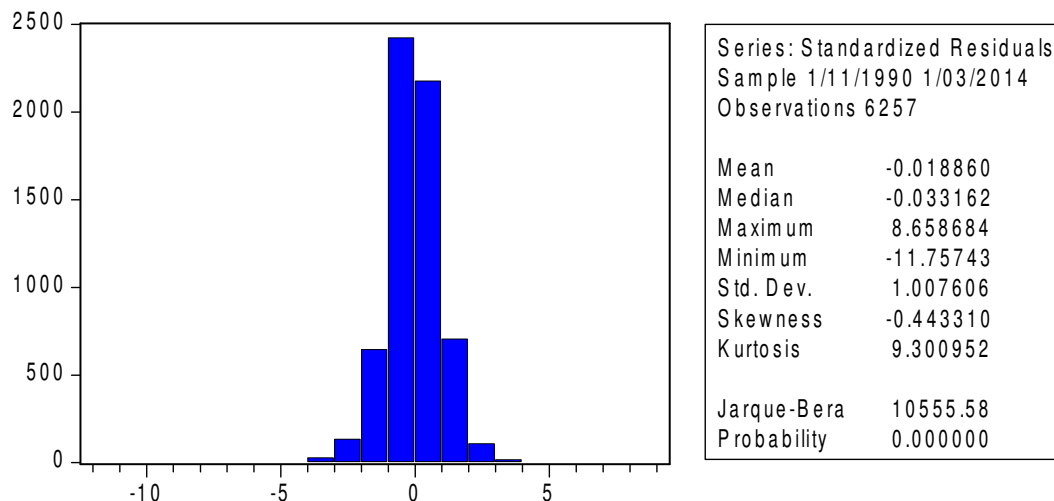


Figura 4.5 Histograma dos resíduos do modelo *EGARCH* (1,1,1) para as rendibilidades do índice *ISEQ 20* (Irlanda)

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

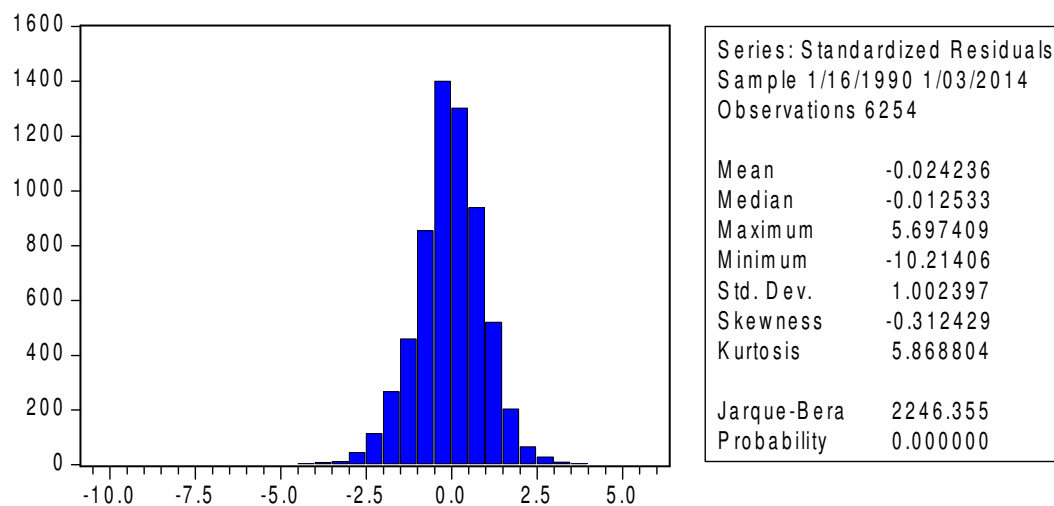


Figura 4.6 Histograma dos resíduos do modelo *EGARCH* (1,1,1) para as rendibilidades do índice *MIB 30* (Itália)

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

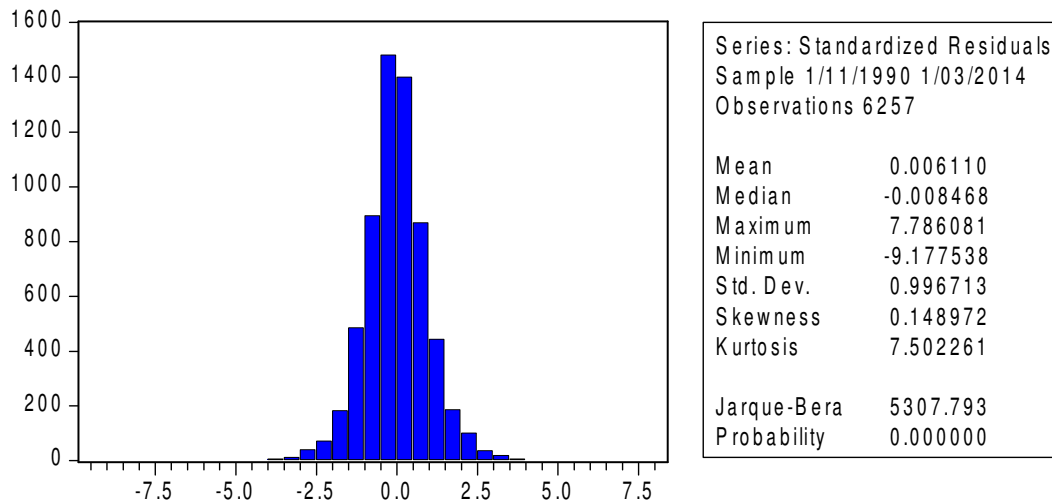


Figura 4.7 Histograma dos resíduos do modelo *EGARCH* (1,1,1) para as rendibilidades do índice *ATHEX 20* (Grécia)

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

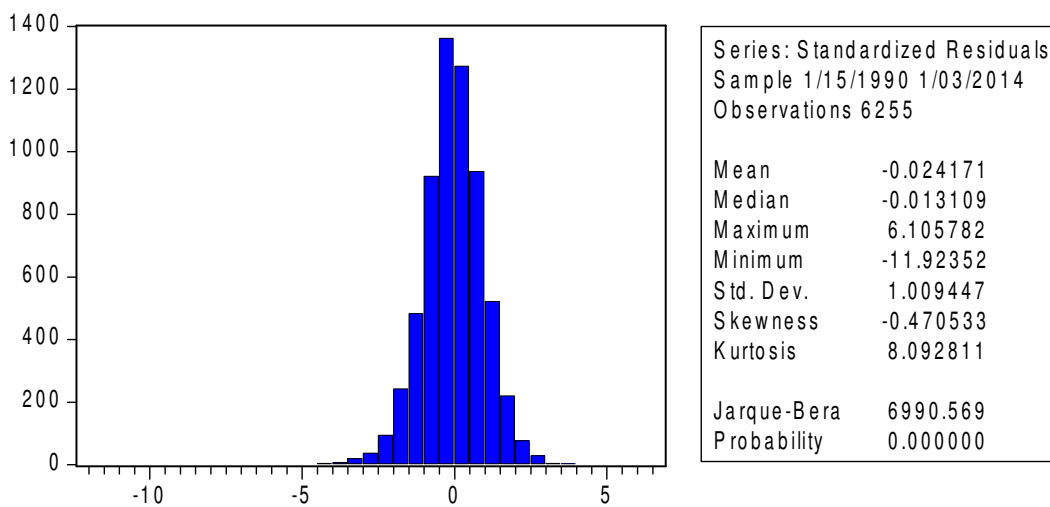


Figura 4.8 Histograma dos resíduos do modelo *EGARCH* (1,1,1) para as rendibilidades do índice *IBEX 35* (Espanha)

Fonte: Resultados estimados no *software EViews*

Como se pode verificar os resíduos do modelo *EGARCH* não seguem uma distribuição normal.

4.5 Análise e conclusão do estudo

Concluindo o estudo efectuado ao longo do capítulo, importa por fim apresentar as principais conclusões retiradas através dos valores obtidos com a realização de todos os testes efectuados.

Os resultados encontrados permitem concluir que os 5 índices apresentaram evidências de assimetria, ou seja, a volatilidade apresentou respostas diferentes a choques positivos e negativos. De facto, os resultados obtidos para os 5 índices bolsistas em estudo indicam que o incremento de volatilidade é maior após choques negativos do que choques positivos. Além da assimetria, pode-se constatar a forte persistência dos choques na volatilidade, indicando que tais choques podem levar a vários períodos para se dissipar.

Com a realização dos principais testes que permitem avaliar as estatísticas descritivas, a autocorrelação, a heterocedasticidade e a estacionariedade dos valores das rendibilidades, foi possível perceber se a estimação do modelo *EGARCH* (1,1,1) seria adequado ou não, para evidenciar a existência do efeito assimétrico na volatilidade da nossa amostra. Conforme foi possível de verificar, e tendo em conta a Hipótese Nula estabelecida para todos os testes, apenas seria possível se não existisse autocorrelação nos resíduos, e por outro lado, a existência de estacionariedade e heterocedasticidade. Nos dois últimos foi possível verificar com a realização dos testes escolhidos inicialmente, mas a autocorrelação teve de ser testada segundo o modelo $AR(p)$, para os resíduos $AR(3)$ no caso de Portugal, Irlanda e Grécia, o modelo $AR(5)$ no caso de Espanha, e o modelo $AR(6)$ no caso de Itália. Com este último teste, foi possível verificar a inexistência de autocorrelação e foi por isso capturada a dependência linear dos resíduos.

Com isto, foi então possível estimar o modelo *EGARCH* (1,1,1) que tratando-se de um modelo heterocedástico, era importante verificar que a mesma existia nos valores dos resíduos. Visto que os resultados confirmaram este conceito, então conclui-se que o modelo escolhido, foi o mais adequado para a estimação do efeito assimétrico na volatilidade das séries dos índices de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha.

5. Conclusão

O estudo da volatilidade tornou-se nos últimos anos num tópico central na literatura económica financeira. A análise da volatilidade é uma ferramenta muito importante para a análise financeira, interessando, em termos teóricos e práticos, a todos os agentes que, directa ou indirectamente, intervêm nos mercados financeiros. A volatilidade de um activo representa a variação dos preços em relação à sua média, medida num determinado período de tempo e, no caso de acções, está normalmente associada a factores relacionados com o desempenho das respectivas empresas e mercados. A maior parte dos estudos empíricos publicados, analisa o comportamento dos mercados financeiros em períodos de grande volatilidade, normalmente associados a fases de quebra acentuada dos preços dos activos, embora também possam existir grandes acréscimos de volatilidade quando os mercados entram em aceleração. No entanto várias têm sido as características mais comuns observáveis na volatilidade e entre elas destaca-se a assimetria.

A assimetria tornou-se num fenómeno cada vez mais constatável nos dados que envolvem séries cronológicas financeiras, por existirem boas razões para acreditar que, os choques positivos e negativos sobre os preços tendem a gerar efeitos distintos, embora incertos, sobre a volatilidade, designados por “efeitos de alavanca”. Para os investidores, o nível de risco mais relevante resulta das descidas mais acentuadas que os preços evidenciam comparativamente com os movimentos de subida. Este facto, revela-se de extrema importância na formação das expectativas do futuro do valor das cotações.

Atendendo ao papel fulcral que a assimetria pode assumir, os efeitos gerados podem ser captados por modelos econométricos capazes de tratar a heteroscedasticidade condicional autorregressiva, designada pelos modelos *ARCH*, ou os mais genéricos modelos *GARCH*. No que se refere a modelos especialmente indicados para modelar a assimetria da volatilidade, os modelos econométricos *EGARCH* e *TGARCH* (modelos variantes de *GARCH*) destacam-se entre os mais adequados.

Neste contexto, foi elaborado o estudo sobre a volatilidade e em especial pelas especificidades da assimetria, enquanto constituinte de um dos factos estilizados da volatilidade. Após recolha teórica sobre esta matéria, efectuou-se um estudo comparativo da assimetria na volatilidade dos principais índices bolsistas de Portugal, Irlanda, Itália, Grécia e Espanha, pelo facto de, na sequência da crise financeira global de 2008 e consequente desaceleração económica, a recente crise da dívida soberana Europeia ter colocado em

evidência estes cinco Estados Membros da zona Euro.

Os dados recolhidos e análise estatística do presente estudo, referem-se ao período de 8 de Janeiro de 1990 a 3 de Janeiro de 2014, onde se verificou a presença de períodos de elevadas oscilações e de comportamentos menos normais, comprovando o facto de períodos de alta volatilidade tenderem a ser seguidos por períodos de alta volatilidade, ou vice-versa.

Ao contrário do que sucede com a rendibilidade, a volatilidade não é directamente observável, sendo difícil proceder à sua estimação e previsão, pelo que são necessários métodos mais elaborados, que variam em função dos objectivos da investigação.

Com base na análise feita e representações gráficas efectuadas, os resultados encontrados permitiram concluir que os cinco índices apresentam evidências de assimetria, ou seja, a volatilidade apresentou respostas diferentes a choques positivos e negativos.

Verificou-se com a análise dos histogramas e das estatísticas descritivas que os dados recolhidos não seguem uma distribuição normal, comprovada com o teste de *Jarque-Bera*, rejeitando a hipótese de normalidade. Quanto ao grau de achatamento, como se verificou nos histogramas é superior a 3, o que indica que a distribuição das rendibilidades é leptocúrtica, tendo em conta a existência de curtose.

Numa segunda fase, verificou-se a estimação dos modelos, iniciando-se com a verificação de alguns pressupostos que tornariam os resultados mais fiáveis. Assim foi testada a estacionariedade da série, que através dos testes *ADF* e *KPSS* verificou-se em ambos que a série é estacionária. Em relação à autocorrelação testou-se através do teste *Ljung-Box* e do teste *Breusch-Godfrey* e, em ambos verifica-se a existência de autocorrelação, mas tendo em conta que um dos pressupostos necessários é o facto de não existir autocorrelação em série, foi necessário analisar a dependência linear recorrendo ao teste *AR(p)*, de forma a analisar os resíduos para os modelos, *AR(3)* no caso dos índices de Portugal, Itália e Grécia, o modelo *AR(6)* para o índice de Itália e por fim o modelo *AR(5)* para o índice de Espanha. Comprovando-se para todos os índices da amostra que os valores não são estatisticamente significativos, relevando portanto inexistência de autocorrelação. De seguida, procedeu-se ao teste de heterocedasticidade utilizando o modelo *ARCH-LM*, que segundo os pressupostos a série apresentaria heterocedasticidade, o que tal se verificou.

De facto, com todos os resultados obtidos e verificados os pressupostos, foi possível passarmos à análise do modelo estatístico estimado, o modelo *EGARCH*, para os 5 índices em pesquisa.

Concluída a análise da estimação do modelo, comprovou-se que não existe heterocedasticidade, indicando ainda que o incremento de volatilidade é superior após choques negativos do que após choques positivos. Além da assimetria, pôde-se constatar a forte persistência dos choques na volatilidade, indicando que tais choques podem levar vários períodos para se dissipar.

5.1 Direcções futuras de investigação

Esta dissertação abordou apenas parte de um tema vasto que permite oportunidade para diversos estudos nesta área. Em continuidade com esta linha de pesquisa, seria interessante, e de todo o interesse, fazer um estudo num universo mais abrangente, principalmente se a amostra estudada for alargada para permitir a comparação do comportamento de outros índices relevantes para a tomada de decisão dos investidores internacionais, como sugestão a comparação com um dos índices relativos aos países do G7. De facto, a análise comparativa das volatilidades dos mais importantes índices internacionais pode dar uma ideia do potencial da diversificação territorial, ou até sectorial, que considero de especial importância no contexto actual da economia.

Referências Bibliográficas

- ALEXANDER, Carlos – *Modelos de mercados: um guia para a análise de informações financeiras*. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 2005
- ANDERSEN, Torben; BOLLERSLEV, Tim. - *ARCH and GARCH Models, in Encyclopedia of Statistical Sciences*, New York: John Wiley and Sons Inc., 2, 1998
- ARAÚJO, Marisa – *Análise de Clusters e Volatilidade de índice de Ações*. [Texto policopiado] Lisboa: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa. 2010. Dissertação de Mestrado.
- AURÉLIO, Cristina – *Assimetria na Volatilidade dos Mercados de Ações*. [Texto policopiado] Lisboa: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa. 2012. Dissertação de Mestrado.
- BEKAERT, Geert; WU, Guojun – Asymmetric Volatility and Risk in Equity Markets. *The Review of Financial Studies Spring*. The Society for Financial Studies. ISSN:08939454. 13:1 (2000) 1-42
- BENTES, Sónia – *Sobre a Medição da Volatilidade nos Mercados Bolsistas Internacionais: Evidência dos Países do G7*. Lisboa: Edições Colibri/Instituto Politécnico de Lisboa, 2011. ISBN 978-989-689-124-4.
- BENTES, Sónia; FERREIRA, Nuno – A Figarch Approach to Stock Market Volatility: Evidence from Portugal, Ireland, Italy, Greece and Spain. *Review of Accounting and Finance*. 12: 1 (2013) 23-43
- BENTES, Sónia; MENEZES, Rui; FERREIRA, Nuno – On the Asymmetric Behaviour of Stock Market Volatility: Evidence From Three Countries. *International Journal of Academic Research*. 5: 6 (2013)
- BOLLERSLEV, Tim - Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. ISSN 03044076. 31:3 (1986) 307-327.

- BOLLERSLEV, Tim, CHOU, Ray, KRONER, Keneth – ARCH Modeling in Finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*. ISSN 03044076.52:1(1992) 5-59.
- BOUCHAUD, Jean-Philippe, MATACZ, Andrew, POTTERS, Marc – The leverage effect in financial markets: retarded volatility and market panic. *Physical Review Letters*.87:22 (2001). DOI: 10.1103/PhysRevLett.87.228701.
- CAMPBELL, John Y., HENTSCHEL, Ludger - No news is good news: An asymmetric model of changing volatility of stock returns. *Journal of Financial Economics*. 31:3 (1992) 281–318.
- CASAS, Marta, CEPEDA, Edilberto - Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: aplicaciones a series financeiras. *Cuadernos de Economia*, Bogotá 27:48 (2008) 287-319.
- CHANG, Ming-Jen, LEE, Chih-Wei – Announcement Effects and Asymmetric Volatility in Industry Stock Returns: Evidence from Taiwan. *Emerging Markets Finance & Trade*, 47:2 (2011) 48–61. DOI: 10.2753/REE1540-496X470204
- CHIANG, Min-Hsien, WANG, Li-Min - Volatility contagion: A range-based volatility approach. *Journal of Econometrics*. 165:2. (2011).175-189. DOI:10.1016/j.bbr.2011.03.031.
- DUMAS, B., FLEMING, J., WHALEY, R. – Implied volatility functions: Empirical tests. *The Journal of Finance*. ISSN 0022-1082. 53:6 (1998) 2059-2106.
- ENGLE, Robert – Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*. ISSN 0012-9682. 50:4 (1982) 987-1007.
- FAMA, Eugene – Mandelbrot and the Stable Paretian Distribution. *The Journal of Business*. ISSN 0021-9398. 36:4 (1963) 420-429.
- FAMA, Eugene – The Behavior of Stock Market Prices. *The Journal of Business*. ISSN 0021-9398. 38:1 (1965) 34-105.
- FERREIRA, Domingos – *Instrumentos Financeiros*. Lisboa: Letras e Conceitos, Lda., 2011. 671 pp. ISBN 978-989-8305-21-3.

- FERREIRA, Domingos – *Opcões Financeiras Avançadas*. Lisboa: Edições Sílabo, Lda., 2006. 538 pp. ISBN 978-972-618-413-3.
- FERREIRA, Domingos – *Opcões Financeiras. Gestão de Risco, Especulação e Arbitragem*. 2.^aed. Lisboa: Edições Sílabo, Lda., 2009. 572 pp. ISBN 978-972-618-519-2.
- FERREIRA, Nuno, MENEZES, Rui, MENDES, Diana - Asymmetric conditional volatility in international stock markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 382:1 (2006). 80 DOI: 10.1016/j.bbr.2011.03.031.
- GONÇALVES, Esmeralda, LOPES, Nazaré Mendes – Modelos GARCH e TGARCH: Estacionaridade forte, estacionaridade fraca, ergodicidade e comportamento limite do agregado temporal. *Portugaliae Mathematica* – Sociedade Portuguesa de Matemática. ISSN 0032-5155. 50.(1993).20.
- ISHIZAWA, Danilo Kenji – *Modelos de Volatilidade Estatística*. [Texto policopiado] São Carlos: Universidade Federal de São Carlos. 2008. Tese de Mestrado.
- NELSON, Daniel B. – ARCH Models as diffusion approximations. *Journal of Econometrics*. 45:1-2 (1990) 7-38. DOI: 10.1016/j.bbr.2011.03.031.
- NELSON, Daniel B. - Stationarity and Persistence in the GARCH(1,1) Model. *Econometric Theory*. ISSN 0266-4666. 6:3. (1990) 318-334.
- PINHO, Carlos, TAVARES, Susana – *Análise Financeira e Mercados*. Lisboa: Áreas Editora, SA, 2005. 382 pp. ISBN 972-8472-89-7.
- STOLL, Hans – The Relationship between Put and Call Option Prices. *The Journal of Finance*. ISSN 0022-1082. 24:5 (1969) 802-824.
- STOXX – em linha].[Consult. em 3 Out. 2014]. Disponível em <http://www.stoxx.com/index.html>
- VARIAN, Hal R. – The Arbitrage Principle in Financial Economics. *Journal of Economic Perspectives*. ISSN 0895-3309. 1:2 (1987) 55-72.
- VIEITO, João P., MAQUIEIRA, Carlos P. – *Finanças Empresariais. Teoria e prática*. Lisboa: Escolar Editora, 2010. 583 pp. ISBN 978-972-592-275-0.

WHALEY, Robert – *Derivatives: markets, valuation, and risk management*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2006. 930 pp. ISBN 978-0-471-78632-0.

ZAKOIAN, Jean-Michel - Threshold Heteroskedastic Models. *Journal of Economic Dynamics and Control*. ISSN 01651889 (1994) 931-955

ZAKOIAN, Jean-Michel, RABEMANANJARA, Rashid. - Threshold Arch Models and Asymmetries in Volatility. *Journal of Applied Econometrics*. ISSN 08837252. 8:1 (1993) 31-49.