



UNIVERSIDADE DA BEIRA INTERIOR  
Ciências Sociais e Humanas

*Transmissão da volatilidade nos mercados: O caso  
dos metais preciosos*

**Diogo Alexandre Almeida Neves**

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em  
**Economia**  
(2º ciclo de estudos)

Orientador: Prof. Doutor José Alberto Fuinhas

Covilhã, junho de 2015



# Agradecimentos

A realização desta dissertação de mestrado não seria possível sem o apoio e incentivos que me foram dirigidos, aos quais estou eternamente grato.

Quero agradecer, antes de mais, ao meu orientador, o Professor Doutor José Alberto Fuinhas, por toda a ajuda que me prestou, sem a qual não seria possível a realização desta dissertação, e também por toda a simpatia, disponibilidade e estímulo que demonstrou ao longo deste trabalho.

Aos meus pais, por permitirem com total disponibilidade e apoio que este meu (e deles) desejo se tornasse uma realidade. Sem a permissão e contributo dos mesmos esta dissertação não se teria concretizado. Aproveito também para agradecer todo o carinho, compreensão, presença e moralização com que me brindaram, tanto ao longo do período de elaboração desta dissertação como ao longo de toda a minha vida. A toda a minha família, que sempre torceram por mim e acreditaram que este passo seria uma mais valia para mim.

Um especial agradecimento a todos os meus colegas e amigos que me acompanharam ao longo da universidade, pois as experiências, valores e emoções que partilhámos ao longo da nossa convivência foram muito importantes para a minha evolução enquanto estudante e, mais importante, enquanto ser humano.

Como não poderia deixar de ser, quero também deixar uma palavra de agradecimento a todos os meus amigos pelo apoio incondicional que sempre me demonstraram.

Um muito obrigado a todos!



# Resumo

Esta investigação analisa a transmissão da volatilidade entre os metais preciosos e os mercados bolsistas. É analisada a transmissão da volatilidade de quatro metais preciosos: o ouro, a prata, o paládio e a platina, e o índice S&P500. Recorreu-se à metodologia GARCH para estimar as suas volatilidades. A endogeneidade da volatilidade foi analisada recorrendo ao modelo VAR. A amostra selecionada foi com dados diários para o período de 1 de novembro de 1993 até 30 de setembro de 2014 para o ouro, prata, paládio, platina, S&P500, VIX e Libor. Os resultados dos testes de causalidade e da decomposição da variância suportam que não existe contágio da volatilidade entre o índice S&P500 e os metais preciosos. O ouro é o metal que mais contagia os outros metais preciosos. Os resultados encontrados indicam que os metais preciosos podem ser uma boa opção para conter o risco das carteiras de investimento.

## Palavras-chave

Metais preciosos, volatilidade, contágio, GARCH, VAR.



# Abstract

This research analyzes the transmission of volatility between four precious metals: gold, silver, palladium and platinum and stock markets: S&P500 index. Was used the GARCH methodology for estimating their volatilities. The endogeneity of volatility is assessed using the VAR methodology. The sample was selected with daily data for the period from November 1, 1993 to September 30, 2014 for gold, silver, palladium, platinum, S&P500, VIX and Libor. The causality tests and variance decomposition results support that there are no contagion effect between the S&P500 index and individual precious metals. Gold was the metal that most contagious other precious metals. The results indicate that precious metals can be a good option to contain the investment portfolios risk.

# Keywords

Precious metals, volatility, contagion, GARCH, VAR.



# Lista de Tabelas

Tabela 1 - Descrição das variáveis .....	11
Tabela 2 - Estatísticas descritivas .....	12
Tabela 3 - Matriz das correlações .....	13
Tabela 4 - Arima selection .....	14
Tabela 5 - Volatilidade das séries .....	14
Tabela 6 - Teste de raízes unitárias .....	16
Tabela 7 - Teste de causalidade .....	18
Tabela 8 - Teste de diagnóstico Var .....	19
Tabela 9 - Decomposição da variância .....	23



# Lista de Acrónimos

ADF	<i>Augmented Dickey Fuller</i>
AIC	<i>Akaike Information Criterion</i>
APARCH	<i>Asymmetric Power ARCH</i>
ARCH	<i>Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
CME	<i>Chicago Mercantile Exchange</i>
DCC-GARCH	<i>Dynamic Conditional Correlation - GARCH</i>
EVT	<i>Extreme Value Theory</i>
FIAPARCH	<i>Fractionally Integrated Asymmetric Power ARCH</i>
GARCH	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
IBA	<i>ICE Benchmark Administration</i>
IPC	<i>Índice de preços do consumidor</i>
KPSS	<i>Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin</i>
LBMA	<i>London Bullion Market Association</i>
POT	<i>Peak Over Threshold</i>
PP	<i>Phillips Perron</i>
SGT	<i>Skew Generalized t</i>
S&P500	<i>Standard and Poor's</i>
TOCOM	<i>Tokyo Commodity Exchange</i>
VAR	<i>Vector Autoregressive</i>
VARMA-GARCH	<i>Vector Autoregressive Moving Average - GARCH</i>
VI	<i>Volatilidade Implícita</i>
VIX	<i>Market Volatility Index</i>
WTI	<i>West Texas Intermediate</i>



# 1.Introdução

A relação entre os diferentes mercados financeiros e outros mercados, bem como as dependências económicas entre eles, tem vindo a crescer diariamente. Cada vez mais os detentores de capital investem em mercados bolsistas e procuram investimentos com a máxima rentabilidade e o menor risco. Ao longo da história tem-se observado o quão os mercados bolsistas são suscetíveis de sofrer crises que alteram o comportamento dos títulos e consequentemente comprometem o retorno esperado pelos investidores. Para atingir o desejado objetivo de investir com o menor risco e a maior rentabilidade possível os investidores alargaram as suas carteiras de investimento a outros produtos, nomeadamente aos metais preciosos.

O investimento em ativos financeiros, como qualquer investimento, engloba riscos e incertezas, uma vez que as suas cotações variam e são imprevisíveis. Estes riscos podem estar relacionados com as características do mercado, conjuntura económica, estado das empresas. É portanto importante estudar a variação dos preços dos ativos, designado de volatilidade. A volatilidade capta os efeitos aleatórios que são observados no comportamento das economias e alteram o retorno dos ativos financeiros em relação ao seu valor médio.

Quando a volatilidade do mercado aumenta e os movimentos de queda e alta são amplificados (acontece em situações de crise), a diversificação surge como uma alternativa para minimizar o risco da carteira. Este conceito foi apresentado por Harry Markowitz na década de 50, com a denominada Teoria Moderna de Carteiras que aborda os conceitos de risco e correlação entre ativos. Esta teoria mostra uma nova perspetiva de criação de carteira eficiente, na qual procura-se encontrar uma relação ótima entre o retorno e o risco. A base para a otimização era a matriz de covariância ou matriz de correlação, que se tornou a principal ferramenta da diversificação e redução de risco de carteiras.

Este estudo tem como objetivo analisar a interação da volatilidade nos mercados financeiros e nos mercados de metais preciosos, particularmente no caso do ouro, prata, paládio e platina. Para se conseguir observar a volatilidade escolheu-se o modelo mais usado no estudo de séries financeiras: o modelo GARCH (1,1). Ao utilizar este modelo pretende-se averiguar a existência de uma relação dinâmica entre a volatilidade dos preços do ouro, prata, paládio e platina e a volatilidade dos mercados financeiros, através da volatilidade do S&P500, do VIX e da Libor. A análise da relação entre os modelos GARCH de cada variável é realizada através da construção de um modelo VAR.

Para cumprir os objetivos do estudo foi usada uma amostra compreendida entre o período de 1 de novembro de 1993 até 30 de setembro de 2014 e com as cotações dos valores diários, perfazendo um total de 5457 observações.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma: a secção 2, que se segue, incorpora a revisão de literatura; a secção seguinte, a secção 3, apresenta a metodologia, os dados e os testes preliminares. Na secção 4 é agregada a estimação do modelo VAR e a discussão. Por fim vem a última secção, secção 5, que se refere à conclusão.

## 2.Revisão de literatura

A volatilidade era inicialmente descrita como movimentos erráticos numa série temporal que não seguia um padrão regular ou identificável. Era representada por uma série de resíduos aleatórios (com média zero e variância uniforme) que resultariam de uma série de tempo, após a “retirada” dos componentes de tendência, ciclos e sazonalidade (Bowerman & O’Connell, 1979). Contudo, estudos como os de Engle (1982) e Bollerslev (1986) indicaram que essas séries de resíduos poderiam não apresentar um comportamento aleatório. Ou seja, eles verificaram que, em grande parte das séries temporais, particularmente as relativas a variáveis financeiras, a volatilidade dos dados não é estável, o que implica que a série não apresenta a propriedade desejável de homocedasticidade. Assim sendo, a volatilidade poderia ser modelada e descrita em termos de dois componentes distintos: a volatilidade incondicional, que seria de fato constante e a volatilidade condicional que poderia oscilar ao longo do tempo e que pode ser identificada e analisada a partir dos modelos de análise de heterocedasticidade condicional.

A previsão da volatilidade torna-se então uma questão central nos mercados financeiros. Este assunto é de extrema importância em muitos campos, como a opção de preços e a gestão de risco. Muitos modelos econométricos são usados na prática com o objetivo de tentar prever futuras volatilidades de ativos financeiros, por exemplo, para a implementação de opções de estratégias de negociação ou para a estimativa do Value-at-Risk (VaR). A previsão da volatilidade ajudará a compreender melhor o funcionamento dos mercados, nomeadamente verificar a intensidade e a frequência das oscilações dos ativos financeiros durante um intervalo de tempo, permitindo ao investidor obter informação sobre os riscos associados aos ativos financeiros que pretende obter.

A volatilidade pode dividir-se em três tipos: 1) história; 2) implícita; e 3) futura. A volatilidade histórica mede as variações nos preços que ocorreram no passado e é calculada pelo desvio padrão das variações logarítmicas desses preços. Esta volatilidade faz parte do passado e não reflete necessariamente os acontecimentos do futuro, é uma tentativa de estimar esse movimento. Podemos dizer que a volatilidade histórica é o ponto de partida para a tentativa de estimar a volatilidade futura. A volatilidade implícita (VI) é a medida atual da volatilidade, ou seja, aquela volatilidade que o mercado está a praticar atualmente. A VI é a diferença entre a volatilidade histórica e a volatilidade que o mercado atribui às condições inerentes às opções, num dado momento. A volatilidade futura, como o próprio nome indica, é a volatilidade que ainda não conhecemos e que só saberemos no futuro.

É importante também investigar se existe contágio entre as volatilidades. No contexto da avaliação dos determinantes de uma crise cambial, foi definido contágio como 'um efeito sistemático sobre a probabilidade de um ataque especulativo, que decorre de ataques a outras moedas, e é, portanto, um efeito adicional acima e além daqueles de fundamentos domésticos...' (Eichengreen et al., 1996).

O contágio relacionado com o apetite por parte do investidor ao risco chama-se contágio “puro”. Este tipo de contágio é definido como um aumento significativo nas correlações “*cross-market*” após um choque e refere-se a mudanças na aversão ou não ao risco por parte dos investidores. Quando o apetite dos investidores por risco cai, eles imediatamente reduzem a sua exposição a ativos de risco e, conseqüentemente, diminuem o valor em conjunto. Quando o apetite dos investidores por risco aumenta, a procura por ativos de risco está a aumentar e o seu valor sobe simultaneamente. Portanto, este tipo de contágio estende-se ao longo das linhas de risco e ignora os fundamentos, o comércio e acordos cambiais (Kumar e Persaud, 2002).

Existem vários métodos para estudar o fenómeno de contágio nos mercados financeiros. O método mais comum é a utilização de um modelo do tipo *Dynamic Conditional Correlation - Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (DCC-GARCH) para estimar a Correlação Condicional Dinâmica, e, em seguida, testar se os aumentos significativos ocorrem ou não após o choque. Por exemplo, através da utilização de um modelo GARCH bivariado conclui-se que as correlações entre os principais mercados de ações sobem em períodos de alta volatilidade (Longin e Solnik, 1995). Utilizando um modelo de switching ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedastic*) é possível concluir que as correlações entre os EUA e outros mercados mundiais são, em média, 2 a 3,5 vezes maiores quando o mercado norte-americano está em estado de alta variância, em comparação com um estado de baixa variância (Ramchand e Susmel, 1998). No contexto da volatilidade dos metais preciosos, os estudos que existem incidem sobre o ouro, a prata, a platina e o paládio.

Ao serem estudadas as respostas dos preços futuros do ouro e da prata para lançamentos mensais de notícias macroeconómicas (foram seguidos vinte e três comunicados de imprensa mensais), utilizando dados intradiários, durante 4 anos (1992 a 1995), deduz-se que ambos os metais respondem fortemente para o lançamento de “*Capacity Utilization*” (medida em que uma empresa ou uma nação realmente usa a sua capacidade produtiva instalada) (Christie-David et al. 2000). Deduz-se ainda que o ouro é fortemente influenciado pelo lançamento de notícias do Índice de Preços do Consumidor e significativamente influenciado pela Taxa de Desemprego, Produto Interno Bruto e Índice de Preços do Produtor enquanto a prata apenas tem uma forte resposta para notícias sobre a Taxa de Desemprego e a variância em dias sem anúncios é realmente maior do que em dias com anúncios.

Observando a tendência a longo prazo dos preços futuros entre estes dois metais preciosos negociados no *Tokyo Commodity Exchange* (TOCOM), os resultados estatísticos mostram que não existiu nenhuma relação estável a longo prazo entre os preços futuros dos respectivos metais. Esta constatação pode ser explicada pelo facto de o ouro e a prata terem fins económicos e procura e oferta diferentes. Conclui-se portanto que estes dois metais não devem ser considerados como substitutos para se proteger contra outros tipos similares de riscos e também não devem ser considerados como um único mercado (Ciner, 2001).

Os Metais Preciosos e o ouro são muitas vezes referidos como *commodities* que podem ser utilizados na diversificação das carteiras de investimento com o propósito de serem um “*safe haven*”<sup>1</sup>. Alguns investigadores estudaram se alguns metais preciosos, em particular o ouro, podem funcionar como uma cobertura para o risco do investimento.

A diversificação dentro de carteiras de investimento através do investimento em metais preciosos pode melhorar substancialmente o desempenho destas carteiras, nomeadamente adicionando uma alocação de 25% para as ações de empresas de metais preciosos (investimento indireto) ou para *commodities* de metais preciosos (investimento direto), (Conover et al. 2009). Sendo que o ouro, em relação à platina ou prata, é o que parece ter melhor desempenho autónomo e o que fornece uma melhor cobertura contra os efeitos negativos das pressões inflacionárias.

Ao examinar os determinantes macroeconómicos (ciclo de negócios, ambiente monetário e sentimento nos mercados financeiros) da volatilidade de quatro metais preciosos (ouro, prata, platina e paládio) conclui-se que a volatilidade do ouro responde apenas a variáveis monetárias e que a volatilidade da prata não responde às variáveis monetárias nem financeiras do mercado. Para a platina e o paládio, tanto variáveis monetárias como financeiras, tais como volatilidade no S&P500 (*Standard & Poor's 500*), são importantes, o que implica que esses dois metais são mais propensos a agir como um instrumento financeiro do que o ouro. No geral, os resultados mostram que os metais preciosos são demasiado distintos para serem considerados como uma única classe de ativos ou representados apenas por um único índice (Batten et al. 2010).

---

<sup>1</sup> “*Safe haven*” é definido como um ativo que não está correlacionada ou que está negativamente correlacionado com outro ativo ou carteira em momentos de *stress* do mercado. Se o ativo está negativamente correlacionado com outro ativo ou carteira em condições adversas extremas do mercado, este ativo irá valorizar-se e compensará o investidor das perdas que tem com os outros ativos ou carteiras.

Observando os co-movimentos e a transmissão de informações entre os preços à vista de quatro metais preciosos (ouro, prata, platina e paládio), do preço do petróleo e da taxa de câmbio US dólar/euro encontra-se evidências de uma fraca relação de equilíbrio de longo prazo, mas fortes feedbacks no curto prazo e de que os investidores podem diversificar uma parte do risco, investindo em metais preciosos, no óleo e no euro (Sari et al. 2010).

Os resultados de examinar as relações entre os retornos das bolsas internacionais, dos títulos e do ouro para avaliar o ouro como “*hedge*”<sup>2</sup> e como “*safe haven*”, mostram que o ouro é um “*safe haven*” para as ações, mas não o é, regra geral, em qualquer mercado. O ouro só funciona como “*safe haven*” por um tempo limitado (em torno de 15 dias de negociação). Ou seja, no longo prazo, investidores que detém ouro durante mais de 15 dias de negociação, após um choque negativo extremo, perdem dinheiro com o seu investimento em ouro. Esta descoberta sugere que os investidores comprem ouro em dias de retornos extremos negativos e vendem-no quando os participantes do mercado recuperam a confiança e a volatilidade é menor (Baur e Lucey, 2010).

A volatilidade dos retornos de ouro apresenta uma reação assimétrica para retornos positivos e negativos que podem ser caracterizados como anormais ou invertidos em comparação com os retornos encontrados para a volatilidade nos mercados de ações. Esta reação assimétrica está essencialmente relacionada com a propriedade “*safe haven*” do ouro, (Baur, 2012).

Os estudos empíricos recentes têm-se centrado sobre a forma de melhorar as previsões de Value-at-Risk (VaR) com modelos de volatilidade nos mercados de *commodities*. O *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH) tem sido amplamente utilizado na literatura de finanças, incluindo no que aos metais preciosos diz respeito, para produzir previsões confiáveis de VaR.

Nos modelos DCC-GARCH as previsões de volatilidade multivariadas e univariadas são consistentes entre si. Quando novas variáveis são adicionadas ao sistema, as previsões de volatilidade dos ativos originais não serão alteradas e as correlações podem até permanecer inalteradas, dependendo de como o modelo é revisado. A versão de duas variáveis deste modelo proporciona uma aproximação muito boa para uma variedade de processos de correlação de tempo variável. A comparação de DCC-GARCH com GARCH simples multivariado e vários outros

---

<sup>2</sup> “*Hedge*” é definido como um ativo que não está correlacionado ou que está negativamente correlacionado com outro ativo ou carteira, em média. Este ativo não tem a propriedade específica de compensar as perdas em situações adversas do mercado.

estimadores mostra que o DCC-GARCH é muitas vezes o mais preciso. Isto é verdade se o critério é o Erro Médio Absoluto, testes de diagnóstico ou testes baseados em cálculos de VaR. Os exemplos empíricos a partir de aplicações financeiras típicas são bastante animadores, revelam características importantes de tempo variável que poderiam ser difíceis de quantificar. Os testes estatísticos sobre os dados reais indicam que os modelos DCC-GARCH são competitivos com as especificações do GARCH multivariado e superior ao Método dos Movimentos Médios (Engle, 2002).

Empregando a potência assimétrica do modelo GARCH (APARCH - *Asymmetric Power ARCH*) tanto para o dinheiro como para os preços futuros de ouro em dois períodos de crise (1987 e 2001) conclui-se que o modelo fornece a descrição mais adequada para os dados e também que a principal variável macroeconómica, e muitas vezes a única, que influencia o ouro é o dólar norte-americano (Tully e Lucey, 2007).

Aplicando modelos GARCH univariados para investigar as propriedades de volatilidade de dois metais preciosos, ouro e prata, e de um metal base, cobre, determina-se que o ouro e a prata tiveram quase a mesma persistência da volatilidade, enquanto a persistência foi maior para o cobre pró-cíclico e que os metais, embora relacionados, podem ter diferentes graus de volatilidade, porque eles não se relacionam apenas com fatores económicos comuns, como também com os seus próprios fins económicos (Hammoudeh e Yuan, 2008). No contexto multivariado e utilizando o modelo VARMA-GARCH (*Vector Autoregressive Moving Average - GARCH*) para analisar a transmissão de volatilidade da taxa de câmbio (US dólar/Euro) nos metais preciosos (ouro, prata, platina e paládio) é visível a evidência de fraca transmissão de volatilidade entre os metais preciosos e volatilidade sensível dos metais preciosos para a volatilidade da taxa de câmbio. Computando os rácios de cobertura e os pesos ótimos de carteira, é possível ressaltar o papel do ouro como uma cobertura contra o risco de taxa de câmbio (Hammoudeh et al. 2010).

Se considerarmos os preços de 5 *commodities*: petróleo Brent, petróleo WTI (*West Texas Intermediate*), cobre, ouro e prata; e o índice S&P500, entre o período de 2 de janeiro de 1990 a 1 de maio de 2006, verificamos que as correlações de *commodities* têm aumentado desde 2003 e também que os investidores adversos ao risco no mercado do ouro devem optar por investimentos de longo prazo ao invés de investimentos nos outros mercados de *commodities*, a fim de superar a alta volatilidade. Pois o ouro é a *commodity* que tem a duração mais longa no regime de alta volatilidade (Choi e Hammoudeh, 2010).

Os resultados ao modelar o VaR usando os *RiskMetrics* calibrados, os modelos GARCH alternativos e a abordagem semi-paramétrica *Filtered Historical Simulation* para os retornos nos preços do ouro, prata, platina e paládio com dados diários de janeiro de 1995 a novembro

de 2009, revelam que o modelo GARCH com inovações *t-Student* produzem menos violações (Hammoudeh et al., 2011). Se calcularmos o VaR para os mesmos metais preciosos e ainda para o óleo, o índice S&P500 e as carteiras, usando o *RiskMetrics* calibrado, o modelo APARCH, a abordagem *Filtered Historical Simulation*, o método POT (*Peak Over Threshold*) baseado na duração, a abordagem Conditional EVT (*Extreme Value Theory*) e a *Median Strategy* concluímos que o portfólio ótimo mais diversificado é o mais eficiente, e o portfólio puro de metais preciosos é o menos eficiente (Hammoudeh et al. 2013).

Usando-se a distribuição SGT (*Skew Generalized t*) flexível para modelar as volatilidades de seis *commodities* (petróleo bruto WTI, gasolina, óleo para aquecimento, ouro, prata e cobre) e analisando-se os parâmetros de escala que variam no tempo, deduz-se que o VaR previsto obtido utilizando a distribuição SGT fornece as previsões mais precisas fora da amostra para ambos os mercados de petróleo e de metais (Cheng e Hung, 2011). Analisando-se as previsões VaR dos principais metais preciosos com modelos de volatilidade de memória longa sob distribuições normais e *t-Student* chega-se a três conclusões: com a realização de três testes de memória longa, documenta-se a dependência de longo alcance no processo de volatilidade dos metais preciosos; de acordo com os critérios de seleção do modelo, o modelo FIAPARCH (*Fractionally Integrated Asymmetric Power ARCH*) com a distribuição *t-Student* é considerado como sendo o mais adequado para a estimativa da variância condicional dos metais preciosos; os resultados da estimação do modelo FIAPARCH mostram que choques positivos têm impactos maiores sobre a volatilidade condicional de metais preciosos do que choques negativos da mesma magnitude (Demiralay e Ulusoy, 2014).

Investigando-se as ligações entre os mercados de *commodities* (25 *commodities* no período entre janeiro de 2001 e novembro de 2011) e de ações, para estabelecer se as correlações entre ambos os mercados evoluem com o tempo e dependem da situação, baixa ou alta, no mercado de ações, com a ajuda do modelo DCC-GARCH, conclui-se que as correlações entre *commodities* e os retornos das ações evoluem ao longo do tempo, sendo altamente voláteis especialmente desde a crise financeira de 2007-2008. A segunda conclusão a tirar é que o papel “*safe haven*” de ouro é evidenciado, pois as suas correlações com os retornos das ações são na sua maioria negativos e diminuem em tempos de declínio dos preços das ações. Por fim conclui-se que, enquanto compartilham algumas características comuns, as *commodities* não pode ser considerado como uma classe de ativos homogênea. Esta evolução nas correlações de *commodities* e ações reduz a sua substituíbilidade potencial nas carteiras, sendo a principal exceção o ouro, para o qual são possíveis estratégias de gestão de risco, com maior diversificação do risco permitido pela sua evolução adversa em comparação com o mercado de ações em momentos dos preços das ações em queda (Creti et al., 2013).

## 3. Metodologia, dados e testes preliminares

Neste capítulo são caracterizados os modelos econométricos usados, é apresentada a descrição das variáveis em estudo e dos respetivos dados, em seguida são mostrados os testes preliminares e por último é estimado o modelo GARCH. Os modelos a ser caracterizados são os modelos ARCH, GARCH e VAR. A descrição das variáveis inclui as suas fontes e as propriedades dos dados. Os testes preliminares resumem-se às estatísticas descritivas das variáveis e à matriz das correlações. Por fim a estimação do modelo GARCH tem como propósito a obtenção da volatilidade de cada variável.

### 3.1 Metodologia

Como as séries financeiras apresentam grandes flutuações ao longo do tempo torna-se necessário recorrer a modelos diferentes do modelo ARIMA. Estas séries têm de ser modeladas por modelos heterocedásticos, pois só estes modelos incorporam a possibilidade do termo de erro não ser constante, ou seja, volatilidade (Margarida e Sepúlveda, 2011).

#### 3.1.1 Modelo ARCH

O primeiro modelo desenvolvido para modelar este tipo de séries e a respetiva volatilidade foi o modelo ARCH - modelo autorregressivo de heteroscedasticidade condicional (Engle, 1982). Este modelo foi importante porque permitiu validar a conjectura de Friedman (1977) de que a imprevisibilidade da inflação estaria na origem dos ciclos económicos e que esta incerteza afetaria o comportamento dos investidores (Engle, 2004).

O modelo ARCH veio admitir a captação da volatilidade das autocorrelações. Ou seja, o atual risco do ativo financeiro está relacionado com o risco do ativo que foi observado no passado. Isto viabiliza que a variância condicionada não seja constante e que varie ao longo do tempo como uma função linear dos erros quadrados do passado.

Os principais aspetos positivos deste modelo são:

- O modelo tem aplicação em diversas áreas;
- É simples e fácil de ser utilizado;
- Cuida da não linearidade;

- Cuida também dos erros dos *clusters* (Bera e Higgins, 1993).

Este modelo tem algumas limitações:

- Supõe que choques positivos ou negativos produzem o mesmo efeito na volatilidade, contudo sabe-se que os instrumentos financeiros respondem de forma diferente a choques positivos ou negativos;
- É bastante restritivo, pois exige que os seus parâmetros satisfaçam um grande número de restrições;
- Tende a desenvolver previsões exageradas da volatilidade porque responde lentamente a grandes alterações isoladas (Margarida e Sepúlveda, 2011).

A fórmula base do modelo ARCH é representada da seguinte forma (1):

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

onde:

$$E[\varepsilon_t] = 0, Var[\varepsilon_t] = 1, U_t = \varepsilon_t \sigma_t, Cov[\varepsilon_t; U_{t-i}] = 0;$$

com,  $\varepsilon_t$ : i.i.d.<sup>3</sup> e independente de  $U_{t-i}$  ( $i \in Z$ ).

$\sigma_t^2$  é a variância do erro de previsão condicionada pela informação passada e representa um processo ARCH ( $q$ ). Quanto maior for o valor de  $q$ , mais longos são os episódios de volatilidade (Bera e Higgins, 1993).

### 3.1.2 Modelo GARCH

O modelo GARCH - modelo autorregressivo de heteroscedasticidade condicional generalizado, foi proposto por Bollerslev (1986) e é uma extensão do modelo ARCH. Este modelo consiste em modelar a variância condicionada através dos quadrados dos erros dos valores passados, mas também através dos próprios valores passados da variância condicionada. Engloba componentes tais como médias móveis e componentes autorregressivas na variância da heteroscedasticidade dos ativos financeiros. Estas características permitem deduzir que o modelo GARCH é um instrumento que contém as variâncias passadas que permite explicar as variâncias futuras.

---

<sup>3</sup> i.i.d.: distribuição idêntica e independente (*independent and identical distribution*)

O modelo mais popular no estudo de séries financeiras é o modelo GARCH (1,1). As principais limitações deste modelo são:

- Verifica-se a existência de *clusters* de volatilidade;
- A cauda da sua distribuição é mais pesada que a cauda de uma distribuição normal;
- Apenas permite identificar uma função que descreve a evolução da volatilidade através da sua modelação, não fornecendo qualquer informação das suas causas (Margarida e Sepúlveda, 2011).

O modelo GARCH de ordem p e q, GARCH (p,q) é representado pela seguinte forma (2):

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

onde:

$$U_t = \epsilon_t \sigma_t;$$

$\sum_{i=1}^q \alpha_i U_{t-i}^2$  é a componente ARCH de ordem q;

$\sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$  é a componente GARCH de ordem p;

se p=0, então o modelo GARCH (0,q) é equivalente ao modelo ARCH (q).

Para que o modelo GARCH possua uma covariância estacionária é preciso que se verifique as seguintes condições:

$$\alpha_0 > 0;$$

$$\alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, q);$$

$$\beta_j \geq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, p);$$

$$\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1.$$

### 3.1.3 Modelo VAR

O modelo VAR foi introduzido por Sims (1980) através do artigo fundamental “Macroeconomics and Reality” e é um dos mais usados para analisar séries temporais financeiras. Este modelo trata todas as variáveis simetricamente sem impor qualquer restrição quanto à independência e dependência entre elas, permitindo assim descrever cada uma das variáveis endógenas no sistema como uma função dos valores desfasados de todas as variáveis endógenas. O facto de o VAR tem presente as relações de interdependência entre as variáveis permite analisar o impacto das perturbações aleatórias sobre o sistema das variáveis o que torna o modelo eficiente na previsão do comportamento futuro das séries temporais (Caiado, 2002).

O modelo var pode ser descrito da seguinte forma (3):

$$Y_t = A_0 + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3)$$

onde:

$Y_t = (Y_{1t}, \dots, Y_{kt})$  é um vetor de  $k$  variáveis dependentes ou endógenas;

$A_0$  é um vetor de constante;

$A_1, \dots, A_p$  são as matrizes dos coeficientes  $k \times k$ ;

$\varepsilon_t = (\varepsilon_{1t}, \dots, \varepsilon_{kt})$  é um valor  $k$  dimensional representativo do erro aleatório do tipo ruído branco.

Os modelos VAR analisam séries temporais estacionárias, ou seja, de tipo  $I(0)$ . Isto significa que as séries têm médias, variâncias e covariâncias constantes ao longo do tempo. Quando as séries temporais são integradas de primeira ordem, alguns termos determinísticos das mesmas puderam ser absorvidos na relação de cointegração, sendo o processo não estável e as variáveis cointegradas (Sims et al., 1990).

### 3.2 Descrição das variáveis e dos dados

A base de dados utilizada nesta dissertação é compreendida entre o período de 1 de novembro de 1993 até 30 de setembro de 2014 e contém valores diários. Este horizonte temporal prende-se com o facto de a data final ser a data mais recente com dados disponíveis e com o objetivo de obter uma amostra com pelo menos 20 anos. Optou-se por dados diários porque em mercados de capitais estes são mais adequados do que dados semanais, mensais ou anuais, uma vez que os retornos médios em períodos mais longos podem disfarçar as interações entre os mercados. Nas datas em que não havia informação disponível optou-se por colmatar essa falha colocando o valor anterior disponível. A análise econométrica foi realizada com recurso ao *software* econométrico *Eviews 8*.

**Tabela 1 - Descrição das variáveis**

Variáveis	Descrição	Fonte	Unidade	Obs.
<b>DLSP500R</b>	Diferença de Logaritmos dos valores reais do S&P500	Chicago Board Options Exchange	USDólares	5456
<b>DLVIXR</b>	Diferença de Logaritmos dos valores reais do VIX	Chicago Board Options Exchange	USDólares	5456
<b>DLGOLDR</b>	Diferença de Logaritmos dos valores reais do Ouro	The London Bullion Market Association	USDólares por Onça	5456
<b>DLSILVERR</b>	Diferença de Logaritmos dos valores reais da Prata	The London Bullion Market Association	USDólares por Onça	5456
<b>DLPLATINUMR</b>	Diferença de Logaritmos dos valores reais da Platina	The London Platinum & Palladium Market	USDólares por Onça	5456
<b>DLPALLADIUMR</b>	Diferença de Logaritmos dos valores reais do Paládio	The London Platinum & Palladium Market	USDólares por Onça	5456
<b>LIBORR</b>	Logaritmos dos valores reais da Libor	Federal Reserve Economic Data	Índice 1982-84=100	5457

O índice S&P500 é composto por 500 títulos das empresas com mais capitalização bolsista dos EUA e que representam todos os seus principais setores. Este índice foi escolhido porque é o que melhor representa a economia do seu país, devido à sua consistência e também pelo seu longo historial de cálculo. A bolsa de Nova Iorque abre às 9h30m (14h30m GMT) e fecha às 16h locais (21h GMT).

O VIX é uma medida-chave das expectativas do mercado de volatilidade de curto prazo (30 dias) veiculado pelos preços das ações do índice S&P500. O VIX é uma medida amplamente utilizada de risco de mercado e é muitas vezes referido como o "medidor de medo dos investidores."

Os leilões de preços do ouro são realizados pela *London Gold Fixing Company* e ocorrem duas vezes por dia às 10:30h e às 15:00h. Os valores usados na base de dados são os valores correspondentes ao preço do ouro às 15:00h.

O leilão de preços da Prata LBMA (*London Bullion Market Association*) é operado pela CME (*Chicago Mercantile Exchange*) e administrado pela *Thomson Reuters*. O preço é definido diariamente, às 12:00h, horário de Londres e é exibido no *site* do LBMA com um atraso de 15 minutos.

Os preços da platina e do paládio são definidos duas vezes por dia e são administradas de forma independente pela *London Metal Exchange*. O valor utilizado nesta dissertação é o valor obtido no período da tarde.

Foi usado o IPC (Índice de Preços do Consumidor) dos EUA para deflacionar os valores de todas as variáveis exceto a Libor, passando assim os valores de nominais a reais, uma vez que estas

variáveis podem conter efeitos da taxa de inflação. A fonte do IPC foi o Banco de Portugal. Como o IPC só se encontrava disponível em dados mensais, foi então transformado em dados diários através de estimação quadrática. Foi também mudada a base para a data inicial da base de dados (1 de novembro de 1993).

A última variável é a Libor. Esta é uma taxa de referência que alguns dos principais bancos do mundo cobram entre si para empréstimos de curto prazo e serve como o primeiro passo para o cálculo das taxas de juros em vários empréstimos em todo o mundo e como principal indicador para a taxa média à qual os bancos que contribuem para a determinação da Libor podem obter empréstimos de curto prazo no mercado interbancário de Londres. Esta taxa é gerida pelo *ICE Benchmark Administration* (IBA). A taxa escolhida foi a Libor porque esta é taxa de referência mais utilizada em todo o mundo para as taxas de juro de curto prazo. Para tornar a Libor real foi usado um IPC homólogo criado através da subtração do IPC desde 1993 logaritmicado com o IPC desde 1992 também logaritmicado.

### 3.3. Testes preliminares

Para se compreender melhor o comportamento dos índices e das cotações dos metais preciosos procedeu-se ao estudo das propriedades estatísticas dos dados. Na próxima tabela são apresentadas as estatísticas descritivas das variáveis.

**Tabela 2 - Estatísticas descritivas**

	DLS P500R	DL VIXR	DL GOLDR	DLSI LVERR	DLPLA TINUMR	DLPAL LADIUMR	LIB ORR
<b>Média</b>	0.000173	3.02E-05	0.000132	0.000164	0.000141	0.000241	0.012124
<b>Máximo</b>	0.110179	0.495598	0.069960	0.183072	0.117725	0.218057	0.051195
<b>Mínimo</b>	0.094047	0.350604	0.095969	0.187050	0.172800	0.197642	0.030261
<b>Desvio- padrão</b>	0.011762	0.060628	0.010294	0.019702	0.013661	0.021183	0.020762
<b>Assimetria</b>	0.215748	0.588844	0.168493	0.471275	0.531584	0.107858	0.081548
<b>Curtose</b>	1.181710	7.011516	1.014200	1.322347	1.379684	1.220819	1.660992

A análise da tabela 2 permite concluir, através dos valores da curtose (que representa o agachamento das séries), que apenas a série VIX segue uma distribuição leptocúrtica (valor maior que 3), enquanto todas as outras seguem uma distribuição platicúrtica (valor inferior a 3).

A seguir procede-se à medição do grau de associação linear entre duas séries através da matriz das correlações. O coeficiente de correlação apresenta, em média, a relação existente nos movimentos entre duas variáveis. O seu elevado valor significa que as variáveis partilham de um comportamento comum ao longo do tempo.

**Tabela 3 - Matriz das Correlações**

	DLSP500R	DLVIXR	DLGOLDR	DLSILVERR	DLPLATINUMR	DLPALLADIUMR	LIBORR
DLSP500R	1.000000						
DLVIXR	-0.732513	1.000000					
DLGOLDR	-0.026296	0.009760	1.000000				
DLSILVERR	-0.006988	-0.005215	0.554941	1.000000			
DLPLATINUMR	0.061018	-0.059653	0.476269	0.484755	1.000000		
DLPALLADIUMR	0.090256	-0.065342	0.365448	0.384199	0.581266	1.000000	
LIBORR	0.017240	-0.001676	-0.008652	0.006594	0.019128	0.032520	1.000000

Os valores das correlações presentes na tabela 3 permitem-nos concluir que o valor mínimo é de -73% para as séries DLVIXR e DLSP500R. O valor máximo é de 58% de correlação para as séries DLPALLADIUMR e DLPLATINUMR, seguidos das séries DLGOLDR e DLSILVERR (55%); DLPLATINUMR e DLSILVERR e DLPLATINUMR e DLGOLDR (48%).

### 3.4. Estimação do modelo GARCH

Depois de analisadas as variáveis, procedeu-se à modelização da volatilidade das variáveis através do modelo GARCH, com o objetivo de obter a volatilidade de cada variável. O modelo utilizado será o GARCH (1,1).

Para saber quantos efeitos autorregressivos (AR) e médias moveis (MA) se utilizavam na modelização do GARCH recorreu-se à rotina *ARIMA selection*, uma *add in* do *software* econométrico *Eviews*. Nesta seleção foi escolhido como termo máximo de AR e de MA o valor 8, por se tratar de uma série longa e com dados diários e como tal deve-se contabilizar os 7 dias que compõe a semana e mais um dia. O valor de diferenças máximo foi o valor 1 porque as variáveis são estacionárias em primeiras diferenças. O critério de informação escolhido foi o critério de *Akaike* (AIC), porque a série tem muitas observações e este critério é o menos restrito. O resultado do *ARIMA selection* encontra-se na seguinte tabela (tabela 4):

**Tabela 4 - ARIMA selection**

	AR <sup>1</sup>	MA <sup>2</sup>	CD <sup>3</sup>
DLSP500R	5	8	0
DLVIXR	8	8	0
DLGOLDR	7	5	0
DLSILVERR	8	8	0
DLPLATINUMR	7	8	0
DLPALLADIUMR	7	4	0
LIBORR	7	8	1

<sup>1</sup>Efeitos autorregressivos, <sup>2</sup>médias móveis, <sup>3</sup>dordrm das diferenças

Na variável Liborr foi escolhido o valor 0 para o Máximo das Diferenças porque é a série é estacionária em níveis.

Conseguidas todas as séries em variância após a modelização do GARCH, verificou-se que as séries tinham perdido alguns dos valores das datas iniciais da base de dados, então encurtou-se a base de dados de 1 de novembro de 1993 para 12 de novembro de 1993, para que a data inicial dos dados disponíveis fosse comum a todas as séries. A seguir procedeu-se ao cálculo da volatilidade, ou seja, o desvio-padrão de cada série em variância. Obtiveram-se as seguintes séries:

**Tabela 5 - Volatilidade das séries**

Séries	Descrição	Obs.
VSP500	Volatilidade da diferença de logaritmos dos valores reais do S&P500	5448
VVIX	Volatilidade da diferença de logaritmos dos valores reais do VIX	5448
VGOLD	Volatilidade da diferença de logaritmos dos valores reais do Ouro	5448
VSILVER	Volatilidade da diferença de logaritmos dos valores reais da Prata	5448
VPLATINUM	Volatilidade da diferença de logaritmos dos valores reais da Platina	5448
VPALLADIUM	Volatilidade da diferença de logaritmos dos valores reais do Paládio	5448
VLIBOR	Volatilidade dos logaritmos dos valores reais da Libor	5448

Com estas novas séries procedeu-se ao estudo da estacionaridade das variáveis com o objetivo de analisar a ordem de integração das mesmas. Para realizar este estudo aplicaram-se os seguintes testes de raízes unitárias: ADF (*Augmented Dickey Fuller*) e PP (*Phillips Perron*) e o teste de estacionaridade KPSS (*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin*). Os dois primeiros testes testam a não estacionaridade das variáveis, com a hipótese nula a indicar que a variável tem uma raiz unitária, ou integrada de ordem um, I(1). Entre os dois testes o teste PP é o menos sensível a valores extremos (*outliers*) e a quebras estruturais. O terceiro teste é de confirmação com hipótese nula de estacionaridade. O resultado destes testes pode ser consultado na tabela 6.

Para a realização do teste ADF foi utilizado o critério de informação de *Akaike* (AIC) com o número desfasamentos automático e um máximo de 32 desfasamentos. Já para o teste PP o método de estimação espectral é o de *Bartlett kernel* com o critério de seleção dos desfasamentos automático de *Newey-West Bandwidth*. Para o KPSS utilizou-se 9 desfasamentos especificamente.

A hipótese nula dos testes ADF e PP (as séries têm uma raiz unitária) é sempre rejeitada em níveis e em primeiras diferenças. Logo as séries são integradas de ordem zero. Fez-se um teste de confirmação, (KPSS) no qual a hipótese nula é rejeitada em nível e não é rejeitada em primeiras diferenças, conclui-se que as variáveis são integradas de ordem zero. Como as variáveis são  $I(0)$  não são cumpridos os pressupostos para a realização do teste de cointegração de Johansen, para tal as variáveis teriam de ser integradas de ordem um. Por conseguinte no próximo capítulo é apresentado o modelo VAR.

Tabela 6 - Teste de raízes unitárias

Variáveis:		ADF			PP			KPSS	
		SC	C	CT	SC	C	CT	C	CT
vsp500	Nível	-2.484733**	-5.720743***	-5.729693***	-2.427625**	-5.470290***	-5.473002***	0.450560*	0.318474***
	1ª Dif.	-19.01787***	-19.01617***	-19.01618***	-77.95928***	-77.95296***	-77.94705***	0.016322	0.008596
vVIX	Nível	-1.282086	-11.58303***	-11.92253***	-1.693962*	-12.55824***	-12.89293***	1.242122***	0.163299**
	1ª Dif.	-18.46443***	-18.46295***	-18.46058***	-83.51884***	-83.51031***	-83.50112***	0.007402	0.006800
vgold	Nível	-2.430987**	-5.815332***	-6.626961***	-2.428709**	-5.816511***	-6.741684***	3.443197***	0.260926***
	1ª Dif.	-71.45591***	-71.44935***	-71.44353***	-71.43155***	-71.42490***	-71.41894***	0.012274	0.007223
vsilver	Nível	-2.078984**	-5.153626***	-5.563401***	-2.139664**	-5.336998***	-5.698558***	2.285349***	0.299336***
	1ª Dif.	-19.10761***	-19.10588***	-19.10436***	-66.59405***	-66.58802***	-66.58273***	0.013822	0.009826
vplatinum	Nível	-2.185277**	-6.820354***	-9.565063***	-2.842796***	-7.275631***	-7.367822***	0.788022***	0.298828***
	1ª Dif.	-16.04701***	-16.04553***	-16.04651***	-70.59252***	-70.58553***	-70.58004***	0.013002	0.005598
vpalladium	Nível	-2.592479***	-9.512921***	-9.565063***	-3.407781***	-9.498030***	-9.552733***	0.593046**	0.373757***
	1ª Dif.	-17.00202***	-17.00052***	-17.00002***	-70.82301***	-70.81462***	-70.80819***	0.008463	0.004522
vlibor	Nível	-2.306946**	-6.443018***	-7.096329***	-2.154177**	-6.381154***	-7.022364***	1.616443***	0.347660***
	1ª Dif.	-14.32927***	-14.32789***	-14.33047***	-72.16779***	-72.16027***	-72.15890***	0.028266	0.010270

Nota: (ct) representa constante e tendência, (c) com constante e (sc) sem constante e tendência, em que o critério apresentado está de acordo com o melhor ajustamento. Os "asteriscos" significam a rejeição da hipótese H0, \*\*\* a 1% e \*\* a 5%.

## 4. Resultados e discussão

Nesta secção são apresentados todos os resultados conseguidos até à modelização do VAR para as variáveis incorporadas no estudo. Estes resultados serão interpretados e discutidos. Serão explicados o número de defasamentos do modelo VAR e analisados os testes de causalidade de Granger e o bloco de exogeneidade. Sucedem-se a apresentação dos testes de diagnóstico e a estimação do modelo VAR. Por fim é analisada a decomposição da variância e os gráficos das funções impulso resposta.

### 4.1. Número de defasamentos do modelo VAR

Para a estimação do modelo é necessário a determinação do número de defasamentos (*lag*). Determinar o número de defasamentos adequado é importantes pois: se o comprimento do defasamento é muito curto, então pode surgir autocorrelação entre os termos do erro, o que leva à ineficiência dos estimadores. No caso do comprimento do defasamento ser muito grande, isto requer a utilização de um elevado número de parâmetros, o que por sua vez torna o processo de estimação mais complexo e ineficiente. Como tal o critério escolhido é o Critério de *Akaike* (AIC), pois este, entre os critérios de seleção disponíveis, é o que tem melhor desempenho a representar o número de defasamentos existentes (Thornton e Batten, 1984). Recorrendo à opção *Lag Length Criteria*, do *software* econométrico *Eviews*, o número de defasamentos a ser usado deve ser de 5, pois o valor que minimiza o AIC é de -80.91783\*.

### 4.2. Testes de causalidade de Granger / Bloco de exogeneidade

Outro passo importante para a estimação do modelo consiste em ordenar as variáveis introduzidas, de acordo com o grau de endogeneidade das mesmas. Se as variáveis forem mal ordenadas podem causar funções impulso resposta distintas para o mesmo conjunto de variáveis. Realiza-se então o teste de causalidade de Granger/bloco de exogeneidade para ordenar as variáveis. Para cada equação do modelo VAR, o cálculo da estatística *Wald* testa a significância de cada uma das outras variáveis endógenas defasadas na equação. Os resultados podem ser observados na tabela seguinte (tabela 7).

**Tabela 7 - Causalidade de Granger/Bloco de exogeneidade**

Variável dependente							
Não causa	VSP500	VVIX	VGOLD	VSILVER	VPLATINUM	VPALLADIUM	VLIBOR
VSP500		15.49219***	20.48727***	13.70764**	12.60284**	17.51840***	16.79989***
VVIX	6.856573		4.581748	11.93187**	5.933627	5.900575	4.913064
VGOLD	13.73282**	6.981910		53.73397***	21.12665***	3.479198	9.828717*
VSILVER	7.926413	12.04769**	9.302992*		5.713943	4.197453	0.822864
VPLATINUM	10.74978*	6.180572	9.482496*	12.44915**		7.996518	9.620073*
VPALLADIUM	4.148894	6.782945	5.026102	4.027255	12.41066**		4.589842
VLIBOR	9.489974*	8.947639	5.861758	3.719808	72.64014***	13.87933**	
<b>Todos</b>	51.59273***	53.80292***	74.19383***	120.2722***	153.6463***	63.03194***	64.32948***

**Nota:** "Todos" indica o teste de causalidade para o conjunto de todas as variáveis independentes. \*\*\*, \*\* e \* representam a significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente. O teste de *Wald* baseado na estatística  $2\chi$  com 7 df e 28 df para "Todos".

O Resultado do teste *Wald* para todas as variáveis indica que o modelo é endógeno, para um nível de significância de 1%. Através da interpretação do teste de causalidade de Granger podemos observar, para os níveis de significância de 1%, 5%, e 10%, as seguintes relações de causalidade bidirecional entre as variáveis:

- i) VSP500 ↔ VGOLD
- ii) VSP500 ↔ VPLATINUM
- iii) VSP500 ↔ VPALLADIUM
- iv) VSP500 ↔ VLIBOR
- v) VVIX ↔ VSILVER
- vi) VGOLD ↔ VSILVER
- vii) VGOLD ↔ VPLATINUM
- viii) VPLATINUM ↔ VLIBOR

As relações de causalidade unidirecional verificadas entre as variáveis são as seguintes:

- a) para um nível de significância de 1%:
  - i) VSP500 → VVIX
  - ii) VSP500 → VPALLADIUM
- b) para um nível de significância de 5%

- i) VSP500 → VSILVER
  - ii) VPLATINUM → VSILVER
  - iii) VPALLADIUM → VPLATINUM
  - iv) VLIBOR → VPALLADIUM
- c) para um nível de significância de 10%:
- i) VGOLD → VLIBOR

As conclusões a retirar destes testes são que o índice S&P500 tem influência sobre todas as outras variáveis, ainda que menor no caso da prata e da platina e é influenciado pelo ouro e ligeiramente pela platina e pela Libor. Ou seja, dos metais preciosos só o ouro e a platina conseguem influenciar o S&P500. O índice VIX é causado fortemente pelo S&P500, como seria de esperar, uma vez que o VIX representa a expectativa de volatilidade das ações do S&P500 e apenas tem causalidade na prata. O ouro tem forte influência na prata e na platina mas não tem no paládio e, no que diz respeito aos metais preciosos, apenas a platina consegue ter alguma influência no ouro. O paládio apenas influencia a platina mas é fortemente causado pelo S&P500.

Uma vez que nem todas as relações causais poderão estar representadas na tabela 8 e para melhor compreender estas relações, realizou-se o teste de causalidade de *Granger Pairwise* (ver apêndice (A)). Resumidamente, pode-se concluir que o índice S&P500 causa todas as outras variáveis e é causado pela platina e Libor. O VIX causa o ouro, platina e a Libor e é causado apenas pela prata. Existem vários metais preciosos que têm causalidade mútua: a prata e o ouro; a platina e o ouro e o paládio e a platina. No que diz respeito à Libor, esta causa a platina e o paládio.

### 4.3. Testes de diagnóstico VAR

O modelo VAR, para poder ser validado, tem de ser submetido a alguns testes de diagnóstico. Os testes realizados foram o teste de autocorrelação; o teste *White*, para estudar a heterocedasticidade e vários testes de normalidade das séries, com realce para o teste Jarque-Bera.

**Tabela 8 - Testes diagnóstico VAR**

Autocorrelação		Testes de normalidade					
		Variável	Simetri a	Chi-sq	Curtose	Chi-sq	Jarque- Bera
Lags:	LM-Stat						
1	62.68249**	<b>VSP500</b>	4.929319	22042.5***	48.91076	478030.9***	500073.4***
		<b>VVIX</b>	5.098904	23585.26***	86.07752	1565288***	1588873***
		<b>VGOLD</b>	7.867142	56146.29***	126.8625	3479420***	3535567***
		<b>VSILVER</b>	6.735511	41155.5***	91.79925	1788322***	1829477***
		<b>VPLATINUM</b>	6.955784	43891.39***	106.7776	2442500***	2486391***
		<b>VPALLADIU</b>					
		<b>M</b>	7.334352	48798.96***	114.5212	2820605***	2869404***
		<b>VLIBOR</b>	15.16933	208746.9***	398.469	35469253***	35678000***
		<b>Todos</b>		444366.8***		48043418***	48487785***
	<b>Teste White</b>						
	5332.006**						
	Chi-sq *						

**Nota:** \*\*\*, e \*\* representam a significância de 1% e 5%, respetivamente. A hipótese nula do teste Jarque-Bera é: os erros são normalmente distribuídos.

A tabela 8 contém o resultado dos testes de diagnóstico aos resíduos do VAR. Como se pode verificar as séries não seguem uma distribuição normal, no entanto, tal resultado não invalida o modelo VAR estimado. Este cenário já foi verificado na literatura na área financeira e que também usaram uma frequência de dados diários. As variáveis têm uma distribuição de cauda pesada que é incompatível com a normalidade, isto significa que a alta curtose é um parâmetro que não sugere a normalidade (Fama, 1965; Mandelbrot, 1963).

Analisando a autocorrelação, esta está presente logo a partir do primeiro desfasamento, com um nível de significância de 5%. Isto verifica-se porque a frequência dos dados usados é diária e com elevada volatilidade existe bastante “ruído branco”. Em relação ao teste *White*, no teste global, a hipótese nula de homocedasticidade é rejeitada para um nível de significância de 1%.

No que à simetria diz respeito, constata-se que todas as séries são simétricas, pois apresentam todas valores superiores a 1%, sendo a Libor a série mais simétrica (15%) e o índice S&P500 a série com menor simetria (5%). Analisando a curtose das séries, que representa o seu achatamento, todas têm valores superiores a 3. Isto indica uma distribuição leptocúrtica.

#### 4.4. Estimação do modelo VAR

Através da análise VAR vai ser possível estimar os parâmetros que identificam as relações existentes entre as variáveis em estudo, ou seja, entre o índice S&P500, o VIX, o ouro, a prata, a platina, o paládio e a taxa Libor. Posteriormente será possível estabelecer as relações de causa efeito entre estas sete variáveis, recorrendo à análise da decomposição da variância e das funções resposta.

Como referido anteriormente, estas variáveis demonstram ser integradas de ordem zero nas suas primeiras diferenças. Realizou-se então a estimação do modelo VAR com cinco defasamentos. Obtivemos então as seguintes sete equações do modelo estimado, uma por cada variável dependente:

$$VSP500_t = \alpha_1 + \beta_0 VSP500_{t-1} + \beta_1 VVIX_{t-1} + \beta_2 VGOLD_{t-1} + \beta_3 VSILVER_{t-1} + \beta_4 VPLATINUM_{t-1} + \beta_5 VPALLADIUM_{t-1} + \beta_6 VLIBOR_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (4)$$

$$VIX_t = \alpha_2 + \beta_7 VSP500_{t-1} + \beta_8 VVIX_{t-1} + \beta_9 VGOLD_{t-1} + \beta_{10} VSILVER_{t-1} + \beta_{11} VPLATINUM_{t-1} + \beta_{12} VPALLADIUM_{t-1} + \beta_{13} VLIBOR_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad (5)$$

$$VGOLD_t = \alpha_3 + \beta_{14} VSP500_{t-1} + \beta_{15} VVIX_{t-1} + \beta_{16} VGOLD_{t-1} + \beta_{17} VSILVER_{t-1} + \beta_{18} VPLATINUM_{t-1} + \beta_{19} VPALLADIUM_{t-1} + \beta_{20} VLIBOR_{t-1} + \varepsilon_{3t} \quad (6)$$

$$VSILVER_t = \alpha_4 + \beta_{21} VSP500_{t-1} + \beta_{22} VVIX_{t-1} + \beta_{23} VGOLD_{t-1} + \beta_{24} VSILVER_{t-1} + \beta_{25} VPLATINUM_{t-1} + \beta_{26} VPALLADIUM_{t-1} + \beta_{27} VLIBOR_{t-1} + \varepsilon_{4t} \quad (7)$$

$$VPLATINUM_t = \alpha_5 + \beta_{28} VSP500_{t-1} + \beta_{29} VVIX_{t-1} + \beta_{30} VGOLD_{t-1} + \beta_{31} VSILVER_{t-1} + \beta_{32} VPLATINUM_{t-1} + \beta_{33} VPALLADIUM_{t-1} + \beta_{34} VLIBOR_{t-1} + \varepsilon_{5t} \quad (8)$$

$$VPALLADIUM_t = \alpha_6 + \beta_{35} VSP500_{t-1} + \beta_{36} VVIX_{t-1} + \beta_{37} VGOLD_{t-1} + \beta_{38} VSILVER_{t-1} + \beta_{39} VPLATINUM_{t-1} + \beta_{40} VPALLADIUM_{t-1} + \beta_{41} VLIBOR_{t-1} + \varepsilon_{6t} \quad (9)$$

$$VLIBOR_t = \alpha_7 + \beta_{42} VSP500_{t-1} + \beta_{43} VVIX_{t-1} + \beta_{44} VGOLD_{t-1} + \beta_{45} VSILVER_{t-1} + \beta_{46} VPLATINUM_{t-1} + \beta_{47} VPALLADIUM_{t-1} + \beta_{48} VLIBOR_{t-1} + \varepsilon_{7t} \quad (10)$$

Onde:  $VSP500_t$ ,  $VVIX_t$ ,  $VGOLD_t$ ,  $VSILVER_t$ ,  $VPLATINUM_t$  e  $VPALLADIUM_t$  representam as volatilidades da diferença de logaritmos dos valores reais do S&P500, VIX, ouro, prata, platina e paládio, respetivamente; e  $VLIBOR_t$  representa a volatilidade dos logaritmos dos valores reais da Libor. Estas variáveis são consideradas como variáveis dependentes ou endógenas. Os  $\alpha_1 \dots \alpha_7$  são as contantes, os  $\beta_0 \dots \beta_{48}$  são os parâmetros estimados e os  $\varepsilon_{1t} \dots \varepsilon_{7t}$  são os termos estocásticos de erro chamados de impulsos ou inovações, que se admite serem “ruído branco”.

#### 4.4.1. Decomposição da variância

A previsão da decomposição da variância do erro permite-nos avaliar como uma variável responde a choques das outras variáveis presentes no modelo, em cada período. Este efeito é calculado numa variável, depois é calculado na variável seguinte e assim sucessivamente, ignorando as variáveis que já foram consideradas.

A próxima tabela (tabela 9) apresenta a decomposição da variância. Na coluna S.E. está presente a previsão da variância da variável se o modelo for estável. Nas cinco linhas que compõem a decomposição para cada variável está representado o efeito das sete variáveis na explicação a variância futura de cada variável, para os períodos de 1, 2, 5, 10 e 20 dias, sendo que a soma da linha corresponde a 100%.

Os valores que constam na tabela permitem algumas interpretações. Começando pelo índice S&P500, esta é a única variável em estudo que é explicada por ela própria e praticamente não é explicada pelas outras variáveis, mesmo ao fim de 20 períodos. Um choque no VIX é explicado pelos termos de erro da variância dele próprio em 60% e também em 39% pelos termos de erro da variância do S&P500. Em relação ao ouro, aproximadamente 92% da variância do erro de previsão é explicado por ela própria e 7% pelo S&P500. No que diz respeito a um choque na prata, a sua variância é explicada em 76% por si própria, e em 22% e 2% pela variância do ouro e do S&P500, respetivamente. A variância da platina é explicada por si própria em 84%, pelo ouro em 8%, pelo S&P500, pela prata e pela Libor em 2% e em 1% pelo paládio. Os valores da decomposição da variância do paládio indicam-nos que um choque no paládio é explicado por ele próprio em 85% e em 9% pela variância da platina. Por último, 96% da variância do erro de previsão da Libor é explicada por ela própria e em 2% pelo S&P500.

Estes resultados permitem concluir que o índice S&P500 é o mais explicativo de si mesmo e o único que explica uma parte da variância de todas as outras variáveis mas nenhuma destas influencia a sua variância. Este índice é também a segunda variável que mais explica a variância do VIX e do ouro. O ouro é o metal precioso mais explicado pela sua própria variância, seguindo-se o paládio; muito perto do paládio, a platina e por último a prata.

**Tabela 9 - Decomposição da Variância (termo de erro)**

Período	S.E.	VSP500	VVIX	VGOLD	VSILVER	VPLATINUM	VPALLADIUM	VLIBOR
<b>Decomposição de VSP500</b>								
1	0.000721	100	0	0	0	0	0	0
2	0.000991	99.94479	0.038793	6.37E-06	0.004002	0.002277	9.58E-07	0.010134
5	0.001589	99.52154	0.180733	0.090211	0.072316	0.024508	0.014714	0.095982
10	0.002213	99.32408	0.258633	0.135283	0.150629	0.028412	0.011881	0.091086
20	0.002998	99.05898	0.262586	0.11476	0.097079	0.398708	0.014564	0.053325
<b>Decomposição de VVIX</b>								
1	0.00429	39.92472	60.07528	0	0	0	0	0
2	0.005884	37.74035	62.22459	0.010693	4.37E-05	0.009226	0.013124	0.001968
5	0.008745	37.88334	61.94991	0.099689	0.016588	0.023195	0.010349	0.016929
10	0.010882	38.46026	61.24984	0.157398	0.023044	0.081233	0.008778	0.019447
20	0.012324	38.80509	60.2671	0.183641	0.182011	0.324362	0.035918	0.201875
<b>Decomposição de VGOLD</b>								
1	0.000678	1.226157	0.338758	98.43508	0	0	0	0
2	0.00097	1.762691	0.518904	97.6226	0.031744	0.032584	0.007749	0.023726
5	0.001527	3.429165	0.541916	95.71896	0.178394	0.045628	0.012609	0.073326
10	0.002105	4.900349	0.55912	94.19332	0.211894	0.039956	0.020383	0.074975
20	0.002766	6.970358	0.645555	92.05386	0.141364	0.112988	0.026914	0.048961
<b>Decomposição de VSILVER</b>								
1	0.001024	0.16266	0.240711	16.03229	83.56434	0	0	0
2	0.001523	0.441985	0.282418	19.55683	79.69483	0.012221	0.000672	0.011042
5	0.002514	1.514278	0.361331	20.95074	77.03717	0.060929	0.032243	0.043308
10	0.003528	1.970325	0.434278	21.22436	76.19049	0.034835	0.109625	0.036088
20	0.004769	1.856293	0.281251	22.04577	75.53956	0.034565	0.210343	0.032222
<b>Decomposição de VPLATINUM</b>								
1	0.001077	0.714686	0.006576	4.941662	2.644216	91.69286	0	0
2	0.001549	1.305569	0.012162	4.989262	2.53128	91.13175	0.026816	0.00316
5	0.002447	1.536087	0.014969	5.486349	2.360704	89.67493	0.331803	0.595158
10	0.003281	1.630684	0.012474	6.119488	2.341622	87.74714	0.68815	1.460446
20	0.004128	2.097993	0.070432	8.382932	2.16816	84.46705	1.011739	1.801694
<b>Decomposição de VPALLADIUM</b>								
1	0.002296	0.328086	0.001833	3.066761	1.368293	5.501016	89.73401	0
2	0.003329	0.668117	0.004684	2.849112	1.298117	6.1298	88.99924	0.050933
5	0.005123	0.638095	0.016652	2.416539	1.332031	7.360278	87.97249	0.26391
10	0.006729	0.567267	0.072897	2.349604	1.38412	8.424587	86.69727	0.504257
20	0.008065	0.726647	0.24162	2.886968	1.668293	8.923701	84.94919	0.603584
<b>Decomposição de VLIBOR</b>								
1	3.76E-05	0.02722	0.013819	0.020006	0.018422	0.039159	0.000487	99.88089
2	5.36E-05	0.357375	0.074125	0.016108	0.016853	0.025033	0.000342	99.51016
5	8.23E-05	0.634691	0.168474	0.019845	0.00888	0.095893	0.043281	99.02893
10	0.00011	1.110123	0.249332	0.030879	0.006806	0.340025	0.03855	98.22429
20	0.000144	2.28489	0.403382	0.291506	0.015565	1.144213	0.032091	95.82835

#### 4.4.2. Função impulso resposta

As funções impulso resposta representam os padrões de resposta a choques de cada uma das sete variáveis em estudo a cada uma das variáveis e nas restantes. Esta função permite analisar o comportamento das variáveis de acordo com um impulso existente noutra variável, ou seja, mostra o efeito que um choque num dado período provoca sobre os valores presentes e futuros das variáveis endógenas. Este estudo permitirá verificar se as variáveis variam no mesmo sentido ou em sentidos opostos. Os gráficos são apresentados no apêndice (B).

Um choque no S&P500 provoca, nele próprio, um efeito positivo logo no primeiro período, no segundo período recupera, sendo que no terceiro período volta a subir e depois vai recuperando do choque lentamente. Este choque também se repercute no VIX, variável esta que também tem repercussões apenas do seu próprio choque; no ouro e na prata, que têm um efeito positivo que cresce até ao quarto período; na platina e no paládio, que também sofrem um efeito positivo que cresce apenas até ao segundo período. É de salientar que o S&P500 não sofre efeitos dos choques de nenhuma das outras variáveis.

Em relação a um choque no ouro, este incita um efeito positivo nele próprio, que decresce constantemente logo a partir do primeiro período. Este choque também se reflete na prata, que sofre um efeito positivo que cresce até ao segundo período; na platina e no paládio. No caso da prata, um choque nesta variável provoca um efeito positivo em si própria que cresce até ao quarto período, a partir do qual decresce; e na platina e paládio, em que após o primeiro período, este efeito vai decrescendo.

No que diz respeito a um choque na platina, este choque repercute-se em si mesmo, gerando um efeito positivo que cresce até ao terceiro período; e no paládio, de forma menos intensa, que sofre um efeito positivo que cresce até ao quinto período. Um choque no paládio provoca um efeito positivo apenas nele próprio, que cresce até ao segundo período, iniciando depois a recuperação do choque.

Por fim, um choque na variável Libor produz um efeito positivo também apenas em si próprio. Esse efeito cresce até ao segundo período e depois decresce.

Esta análise às funções impulso resposta das variáveis em estudo, permite concluir que o VIX e os metais preciosos têm resposta a um choque no S&P500, mais pronunciado no caso do ouro e da prata e que o S&P500 não absorve informação dos metais preciosos. Um choque no ouro provoca efeitos em todos os outros metais. Ou seja, o ouro é o metal que mais influência tem sobre os outros metais, seguindo-se a prata. Deduz-se também que nenhum dos metais preciosos tem influência sobre o ouro, à exceção dele próprio.

## 5. Conclusão

A investigação presente nesta dissertação consistiu em analisar as relações entre os metais preciosos e o mercado bolsista. Para esse efeito analisaram-se dados diários, para um horizonte temporal compreendido entre o período de 1 de novembro de 1993 até 30 de setembro de 2014, para sete variáveis: o índice S&P500, o VIX, o ouro, a prata, a platina, o paládio e a Libor. A estes dados foi aplicado um modelo GARCH a fim de podermos obter os desvios-padrão das variáveis e conseqüentemente as suas volatilidades.

Após realizados os testes preliminares nas séries, séries estas que se revelaram endógenas, foi efetuado o modelo VAR, que permitiu analisar as relações dinâmicas, a curto e a longo prazo, entre as volatilidades em estudo. Em relação à causalidade, foi detetado que o S&P500 causa todas as outras variáveis e que existe causalidade mútua entre os metais preciosos, nomeadamente entre a prata e o ouro; a platina e o ouro e o paládio e a platina.

Constata-se que o índice S&P500 não responde a choques nas outras variáveis e que este, em caso de ter um choque, também não afeta os metais preciosos, com exceção para uma pequena resposta por parte do ouro a um choque do S&P500. Isto revela que não existe transmissão da volatilidade entre os metais preciosos e o mercado bolsista. Dentro dos metais preciosos, o único metal capaz de contagiar os outros metais preciosos é o ouro, principalmente no caso da prata.

Em resposta ao principal objetivo desta investigação, deduz-se que, para os investidores que queiram correr menos riscos e que procuram alternativas ao investimento em mercados bolsistas, o mercado de metais preciosos apresenta-se como uma boa alternativa para conter o risco das carteiras de investimento. Estes resultados vão de encontro às conclusões obtidas por Conover et al. (2009), Sari et al. (2010) e Baur (2012).

A inclusão das rendibilidades do investimento em metais preciosos e em ações, numa tentativa de apurar qual a percentagem ótima de diversificação das carteiras de investimento para obter a maior rentabilidade possível nas mesmas, sugere-se como um complemento a esta investigação.

## 6. Referências Bibliográficas

- Batten, J. a., Ciner, C., & Lucey, B. M., (2010), "The macroeconomic determinants of volatility in precious metals markets", *Resources Policy*, 35(2), 65-71.
- Baur, D. G., (2012), "Asymmetric volatility in the gold market", *Journal of Alternative Investments*, 14(4), 26-38.
- Baur, D. G., & Lucey, B. M., (2010), "Is Gold a Hedge or a Safe Haven? An Analysis of Stocks, Bonds and Gold", *Financial Review*, 45(2), 217-229.
- Bera, A. K., & Higgins, M. L., (1993), "ARCH Models: Properties, Estimation and Testing", *Journal of Economic Surveys*.
- Bowerman, B.L. and O'Connell, R. T., (1979), "Time Series and Forecasting: An Applied Approach", North Scituate, Massachusetts: Duxbury Press.
- Caiado, J., (2002), "Modelos VAR, Taxas de Juro e Inflação", *Actas do 10th Portuguese Statistical Society Conference*, 215-228.
- Cheng, W. H., & Hung, J. C., (2011), "Skewness and leptokurtosis in GARCH-typed VaR estimation of petroleum and metal asset returns", *Journal of Empirical Finance*, 18(1), 160-173.
- Choi, K., & Hammoudeh, S., (2010), "Volatility behavior of oil, industrial commodity and stock markets in a regime-switching environment", *Energy Policy*, 38(8), 4388-4399.
- Christie-David, R., Chaudhry, M., & Koch, T. W., (2000), "Do macroeconomics news releases affect gold and silver prices?", *Journal of Economics and Business*, 52(5), 405-421.
- Ciner, C., (2001), "On the long run relationship between gold and silver prices A note", *Global Finance Journal*, 12(2), 299-303.
- Conover, C. M., Jensen, G. R., Johnson, R. R., & Mercer, J. M, (2009), "Can Precious Metals Make Your Portfolio Shine?", *The Journal of Investing*, 18(1), 75-86.
- Creti, A., Joëts, M., & Mignon, V, (2013), "On the links between stock and commodity markets' volatility", *Energy Economics*, 37, 16-28.

- Demiralay, S., & Ulusoy, V, (2014), "Non-linear volatility dynamics and risk management of precious metals", *The North American Journal of Economics and Finance*, 30, 183-202.
- Eichengreen, B., Rose, A. K., & Wyplosz, C, (1996), "Contagious Currency Crises: First Tests", *Scandinavian Journal of Economics*.
- Engle, R., (2002), "Dynamic conditional correlation - a simple class of multivariate garch models", *Journal of Business and Economic Statistics* 2002, (July 1999), 1-34.
- Engle, Robert., (2004), "Risk and Volatility: Econometric Models and Financial Practice." *American Economic Review*, 94(3): 405-420.
- Fama, E. F., (1965), "The Behavior of Stock Market Prices", *Journal of Business*, 38, 34-105.
- Hammoudeh, S., Araújo Santos, P., & Al-Hassan, A., (2013), "Downside risk management and VaR-based optimal portfolios for precious metals, oil and stocks", *North American Journal of Economics and Finance*, 25, 318-334.
- Hammoudeh, S. M., Yuan, Y., McAleer, M., & Thompson, M., (2010), "Precious metals-exchange rate volatility transmissions and hedging strategies", *International Review of Economics and Finance*, 19(4), 633-647.
- Hammoudeh, S., & Yuan, Y., (2008), "Metal volatility in presence of oil and interest rate shocks", *Energy Economics*, 30(2), 606-620.
- Kumar, M. S., & Persaud, A., (2002), "Pure Contagion and Investors' Shifting Risk Appetite: Analytical Issues and Empirical Evidence", *International Finance*, 5(3), 401-436.
- Longin, F., & Solnik, B., (1995), "Is the correlation in international equity returns constant: 1960-1990?", *Journal of International Money and Finance*, 14(1), 3-26.
- Mandelbrot, B., (1963), "The Variation of Certain Speculative Prices", *The Journal of Business*, 36(4), 394.
- Margarida, A., & Sepúlveda, Q., (2011), "Modelos Heterocedásticos - ARCH e GARCH", Tese de Mestrado em Métodos Quantitativos para Economia e Gestão, Faculdade de Economia da Universidade do Porto
- Ramchand, L., & Susmel, R., (1998), "Volatility and cross correlation across major stock markets", *Journal of Empirical Finance*, 5(4), 397-416.
- Robert F. Engle., (1982), "Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. Inflation", *Econometrica*, 50(4), 987-1008.

Sari, R., Hammoudeh, S., & Soytas, U., (2010), "Dynamics of oil price, precious metal prices, and exchange rate", *Energy Economics*, 32(2), 351-362.

Sims, C.A., J.H. Stock, and M. W., (1990), "Inference in Linear Time Series Models with Some Unit Roots", *Conometrica*, 58, 113-144.

Thornton, D. L., & Batten, D. S. (1984), "Lag length selection and Granger causality", *Journal of Money, Credit and Banking*, 17(2), 164-178.

Tully, E., & Lucey, B. M., (2007), "A power GARCH examination of the gold market", *Research in International Business and Finance*, 21(2), 316-325.

## 7. Apêndices

### Apêndice (A). Teste causalidade de Granger Pairwise

Hipótese nula:	F-Statistic	Prob.
VOLDLVIXR não causa VOLDLSP500R	1.53803	0.1744
VOLDLSP500R não causa VOLDLVIXR	3.06381	0.0091
VOLDLGOLDR não causa VOLDLSP500R	1.71551	0.1273
VOLDLSP500R não causa VOLDLGOLDR	7.30836	8.00E-07
VOLDLSILVERR não causa VOLDLSP500R	1.37467	0.2304
VOLDLSP500R não causa VOLDLSILVERR	6.62109	4.00E-06
VOLDLPLATINUMR não causa VOLDLSP500R	2.24054	0.0477
VOLDLSP500R não causa VOLDLPLATINUMR	6.92089	2.00E-06
VOLDLPALLADIUMR não causa VOLDLSP500R	1.54194	0.1732
VOLDLSP500R não causa VOLDLPALLADIUMR	4.99247	0.0001
VOLLIBORR não causa VOLDLSP500R	1.87834	0.0946
VOLDLSP500R não causa VOLLIBORR	7.49254	5.00E-07
VOLDLGOLDR não causa VOLDLVIXR	1.23433	0.29
VOLDLVIXR não causa VOLDLGOLDR	4.10525	0.001
VOLDLSILVERR não causa VOLDLVIXR	2.7882	0.0161
VOLDLVIXR não causa VOLDLSILVERR	5.2414	8.00E-05
VOLDLPLATINUMR não causa VOLDLVIXR	0.99708	0.4178
VOLDLVIXR não causa VOLDLPLATINUMR	2.94716	0.0116
VOLDLPALLADIUMR não causa VOLDLVIXR	1.07277	0.3732
VOLDLVIXR não causa VOLDLPALLADIUMR	0.85237	0.5124
VOLLIBORR não causa VOLDLVIXR	1.66716	0.1389
VOLDLVIXR não causa VOLLIBORR	5.56646	4.00E-05
VOLDLSILVERR não causa VOLDLGOLDR	2.31787	0.041
VOLDLGOLDR não causa VOLDLSILVERR	12.3435	6.00E-12
VOLDLPLATINUMR não causa VOLDLGOLDR	2.91236	0.0125
VOLDLGOLDR não causa VOLDLPLATINUMR	5.59553	4.00E-05

VOLDLPALLADIUMR não causa VOLDLGOLDR	1.43441	0.2083
VOLDLGOLDR não causa VOLDLPALLADIUMR	2.81149	0.0153
VOLLIBORR não causa VOLDLGOLDR	1.28497	0.2672
VOLDLGOLDR não causa VOLLIBORR	0.26087	0.9345
VOLDLPLATINUMR não causa VOLDLSILVERR	3.11063	0.0083
VOLDLSILVERR não causa VOLDLPLATINUMR	1.70611	0.1295
VOLDLPALLADIUMR não causa VOLDLSILVERR	1.12987	0.342
VOLDLSILVERR não causa VOLDLPALLADIUMR	1.82536	0.1043
VOLLIBORR não causa VOLDLSILVERR	0.94743	0.4489
VOLDLSILVERR não causa VOLLIBORR	0.07242	0.9963
VOLDLPALLADIUMR não causa VOLDLPLATINUMR	3.49053	0.0038
VOLDLPLATINUMR não causa VOLDLPALLADIUMR	2.74364	0.0176
VOLLIBORR não causa VOLDLPLATINUMR	14.8719	2.00E-14
VOLDLPLATINUMR não causa VOLLIBORR	1.51692	0.1809
VOLLIBORR não causa VOLDLPALLADIUMR	2.96815	0.0111
VOLDLPALLADIUMR não causa VOLLIBORR	0.83548	0.5242

---

## Apêndice (B). Gráficos das Funções Impulso Resposta

