



Munich Personal RePEc Archive

Modelling the volatility of gold prices and financial stock indexes: a VAR approach

Antunes, João Marques and Fuinhas, José Alberto and
Marques, António Cardoso

Universidade da Beira Interior, Universidade da Beira Interior,
Universidade da Beira Interior

30 June 2014

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/57017/>
MPRA Paper No. 57017, posted 01 Jul 2014 05:07 UTC

Modelização VAR da Volatilidade dos Preços do Ouro e dos Índices dos Mercados Financeiros

João Marques Antunes, joao_meirinhas@hotmail.com; José Alberto Fuinhas, fuinhas@ubi.pt; and António Cardoso Marques, amarques@ubi.pt

University of Beira Interior, Management and Economics Department, Estrada do Sineiro, 6200-209 Covilhã, Portugal, Tel. +351 275 319 600 Fax. +351 275 319 601

Resumo

A interação da volatilidade entre os mercados financeiros e o mercado do ouro é analisada. A volatilidade do preço do ouro em euros, do preço do ouro em dólares, do índice de produção industrial americano, do índice S&P500, do índice VIX e do índice PSI-20 são usados para um horizonte temporal compreendido entre Janeiro de 1993 a Setembro 2013. Recorrendo ao modelo *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*. A transmissão das volatilidades é efetuada recorrendo ao modelo *Vector Autoregressive*. Todas as variáveis revelaram-se endógenas à exceção do ouro que foi modelizado como exógeno. Foi detetada a causalidade de *Granger* das variáveis IPI→S&P500; S&P500→VIX; VIX→PSI20. A análise da decomposição da variância assinala a prevalência da explicação da própria variável. Através destes modelos provamos que existe uma relação entre a volatilidade dos preços do ouro e os mercados financeiros.

JEL classification: C01; C22; E44

Palavras-chave

Volatilidade; PSI-20; S&P500; VIX; VAR; GARCH

Abstract

The interaction of volatility between the financial markets and gold market is analyzed. The volatility of the price of gold in euros, the price of gold in dollars, the U.S. industrial production index, the S&P500 index, the VIX index and the PSI20 index for a time horizon between January 1993 to September 2013 using the model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*. The transmission of volatilities is performed using the *Vector Autoregressive* model. All variables proved to be endogenous with exception of gold, which was modeled as an exogenous. *Granger* causality was detected on variables IPI→S&P500; S&P500→VIX; VIX→PSI20. The analysis of the variance decomposition indicates the prevalence of the explanation of the variables itself. Through these models we proved there is a relationship between the volatility of gold prices and financial markets.

JEL classification: C01; C22; E44

Keywords

Volatility; PSI-20; S&P500; VIX; VAR; GARCH

1-Introdução

Tem-se debatido recentemente acerca da obtenção de uma modelização eficiente da volatilidade nos mercados financeiros, pois permite aos investidores através da análise da volatilidade prever uma flutuação dos preços nos ativos financeiros existentes no mercado. Através da análise da volatilidade é possível verificar os momentos de incerteza que os mercados financeiros atravessam podendo assim criar estratégias para minimizar os riscos ocorridos na obtenção dos ativos financeiros.

O investimento em ativos financeiros engloba riscos e incertezas devido a volatilidade dos preços. Esses riscos podem ser relacionados com as características do mercado, conjuntura económica, ou o estado das empresas. Os efeitos aleatórios que são observados no comportamento das economias são captados pela volatilidade do retorno dos ativos financeiros em relação ao seu valor médio, conseqüentemente a confiança de um investidor vai evoluir no sentido oposto, ou seja, quanto maior for a volatilidade menor é o seu grau de confiança e vice-versa, o que origina uma diminuição dos investimentos efetuados.

O objetivo deste estudo consiste em analisar a interação da volatilidade nos mercados financeiros e nos mercados do ouro. Como não existe apenas uma forma de cálculo da volatilidade, optou-se pela utilização do método de análise GARCH (1,1). Com este método pretendemos verificar a existência de uma relação dinâmica entre a volatilidade dos preços do ouro e os mercados financeiros, nomeadamente o PSI 20, S&P500 e o VIX índice, analisar os preços do ouro no índice bolsista PSI 20 e se existe uma influência do ouro no PSI 20, para um horizonte temporal de Janeiro 1993 a Setembro 2013. Após a obtenção das volatilidades através da estimação do modelo GARCH (1,1) pretendemos construir um modelo VAR para estudar a relação entre as variáveis dos modelos. Os resultados obtidos indicam-nos que existe uma relação dinâmica entre a volatilidade dos preços do ouro e os mercados financeiros.

Este trabalho encontra-se estruturado da seguinte forma: no segundo capítulo é apresentada a revisão de literatura, o terceiro aborda a metodologia, o quarto os dados utilizados, resultados empíricos e discussão e o quinto é dedicado a conclusão.

2 - Revisão de literatura

A modelização e previsão da volatilidade nos mercados financeiros tem sido um tema com inúmeros estudos efetuados ao longo dos últimos anos, pois através da volatilidade podemos compreender melhor o funcionamento dos mercados permite-nos 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 é calculada através do desvio padrão anualizado sendo revelada sob forma de porcentagem.

Um dos primeiros investigadores a analisar a questão da volatilidade nos mercados financeiros foi Kendall (1953), em que concluiu que os movimentos da volatilidade são aleatórios. Posteriormente verificou-se que as grandes variações na volatilidade tendem a ser seguidas por variações positivas/negativas enquanto as pequenas variações tendem a ser seguidas por pequenas variações “volatility clustering” (Mandelbrot, 1963).

A volatilidade depois da diminuição das componentes da sazonalidade, tendência e ciclos, demonstra uma série de resíduos aleatórios ao longo do tempo, com uma variância constante e média zero (Bowerman e O’Connell, 1979). Alguns anos mais tarde esta ideia foi contestada através de estudos efetuados por Grossman e Shiller (1981). Um estudo efetuado sobre os mercados indica que na maioria dos casos, as cotações não demonstram o valor real das empresas, realçando assim a importância para a influência da componente estocástica no comportamento dos mercados (Marsh e Merton, 1986; Porteba e Summers, 1986).

Uma série de resíduos, pode não apresentar um comportamento puro aleatório, ou seja, demonstram que a volatilidade dos dados não é estável na maioria das séries temporais, o que nos indica que as séries não apresentam homocedasticidade desejável. Consequentemente a volatilidade poderia ser dividida em volatilidade condicional (pode oscilar ao longo do tempo) e volatilidade incondicional (série constante), (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

Durante a sua investigação Engle (1982) desenvolveu o modelo *ARCH- Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, onde demonstra a variação temporal da variância condicional relacionando-a com as variáveis conhecidas nos períodos anteriores. Alguns anos mais tarde Bollerslev (1986) criou o modelo *GARCH- Generalized Autorregressive Conditional Heteroscedasticity*, onde a variância condicionada se encontra delimitada num período de tempo e para além dos erros de previsão verificados no passado, dependem também das variâncias condicionadas observadas no passado. Posteriormente foram desenvolvidas modificações aos modelos *ARCH* e *GARCH* o que permite obter uma melhor explicação sobre o comportamento dos ativos nos mercados financeiro, entre o qual se destacam os modelos que tentem explicar os efeitos assimétricos da volatilidade. Uma dessas modificações foi a introdução de uma nova variante ao modelo *GARCH* chamado de *EGARCH- Exponential Generalized Autoregressive Conditional* desenvolvido por Nelson (1991). É de salientar ainda o trabalho efectuado por *Tobin et al.* (1992) sobre a importância do estudo sobre a volatilidade, pois segundo *Tobin et al.* (1992) a volatilidade pode revelar informações aos investidores para que eles possam aplicar os seus excedentes de uma forma mais eficiente.

2.1 - Tipos de volatilidade

Existe uma grande variedade na literatura publicada sobre a volatilidade nos mercados de capitais e os efeitos assimétricos relativos a choques positivos e negativos. A

assimetria na volatilidade pode provocar o efeito de alavanca, ou seja, uma diminuição no valor das ações aumentava o efeito de alavanca financeira, o que originava o aumento do risco das ações assim como a sua volatilidade (Black, 1976; Christie, 1982). Esta teoria foi confirmada posteriormente pelos estudos de Schwert (1989), Campbell e Hentschel (1992) entre outros autores.

A volatilidade permite medir a variabilidade dos preços dos ativos financeiros em relação a sua média e num determinado período de tempo. A volatilidade é um dos vários fatores que determina o preço das ações. Este instrumento é calculado através o desvio padrão anualizado da variação percentual das cotações anuais, mensais e diárias. A volatilidade é calculada através o desvio padrão, representado por σ .

O cálculo do desvio padrão é representado pela seguinte fórmula (1):

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

Onde:

X_t = logaritmo do cociente entre duas cotações consecutivas;

X = média aritmética de X_t ;

n = numero de observações verificadas

Existem vários métodos para obter o valor da volatilidade, por isso cada autor/investigador recorre ao método que considera mais adequado. É importante referir que existem três tipos de volatilidade: Histórica, Implícita e Futura.

2.1.1 - Volatilidade histórica

A volatilidade histórica mede as oscilações dos preços que ocorreram no passado, por isso contribui para a criação de expectativas prevendo os preços futuros com base no seu histórico de preços, no entanto este método revela certas limitações pois os preços que ocorreram no passado dificilmente se repetem, no entanto é importante na previsão de valores futuros, pois contribui para a criação de expectativas. A volatilidade histórica é calculada através do desvio padrão das variações dos logaritmos (2):

$$\ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) \quad (2)$$

É importante realçar que a volatilidade histórica faz parte do passado e por consequente pode não refletir o comportamento da volatilidade no futuro, serve apenas para tentar estimar os seus movimentos futuros, ele serve de ponto de partida para estimar a volatilidade futura.

2.1.2 - Volatilidade implícita

A volatilidade implícita (VI) aplica-se apenas ao contrato de opções, retratando o que o mercado pensa sobre a volatilidade das opções em análise num determinado momento. Existe uma correlação robusta entre a VI e os preços das opções, ou seja, se a VI aumenta o preço da opção aumenta consequentemente. A VI é também útil quando se pretende fazer uma comparação entre os preços das opções, preços de exercício e maturidades diferentes. A volatilidade implícita é calculada através do modelo *Black-Scholes*.

Day e Lewis (1992), estudaram as opções do índice S&P100 entre os anos 1983 e 1989, onde concluíram que a VI não incluía mais informações do que a volatilidade histórica, relativamente a volatilidade futura.

Latane e Rendleman (1976), examinaram os preços de fecho das opções e ações de 24 empresas negociadas na *Chicago Board Options Exchange (CBOE)*, onde concluíram que a VI é superior a volatilidade histórica em relação a previsão da volatilidade futura.

Fleming (1998), analisou o comportamento da VI no índice S&P 100 como método de previsão da volatilidade futura, durante os anos 1985 e 1992. Os seus resultados concluíram que a VI tem maior poder de previsão sobre a volatilidade efetiva do que a volatilidade histórica.

2.2 - Enquadramento teórico sobre o ouro

O ouro é considerado o metal precioso mais importante no mundo, pois na história das moedas internacionais, não só serviu de ativo financeiro em reservas de moedas internacionais mas também serviu como estabilizador importante nos mercados financeiros. É por isso que a maioria dos países no mundo possuem uma parte das suas reservas cambiais em ouro.

Devido à crise ocorrida em 2008 o preço da maioria dos metais preciosos diminuiu, mas o ouro teve um comportamento diferente durante essa crise em relação aos outros metais preciosos, pois o ouro viu o seu preço aumentar em cerca de 6%, enquanto o preço dos outros metais preciosos diminuiu cerca de 40% (WGC, 2009). Desde o início da crise financeira em 2008, os investidores não queriam correr riscos em investirem em portfólios com ativos financeiros com maior grau de risco. Em vez disso optaram por uma gestão mais simples dos ativos financeiros e dos riscos, (Hammoudeh, Yuan, McAleer, e Thompson, 2010).

Investir em ouro fornece uma reserva de valor (Dooley e Isard, & Taylor, 1995; Capie e Milles, & Woods, 2005; Taylor, 1998).

Apesar da importância do ouro como um “*hedge*” e “*safe haven*”, os estudos efectuados em ativos relativos sobre a volatilidade do ouro são escassos. Batten e Lucey (2010) estimaram um modelo de volatilidade sobre o mercado de futuros de ouro. Tully e Lucey (2007) estimaram o modelo *asymmetric power generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model (APGARCH)*. Estes estudos analisam os recursos da volatilidade do ouro, mas fazendo um enfoque na volatilidade assimétrica e da sua importância na diversificação do portfólio. Se a volatilidade do ouro aumenta durante as crises financeiras, então a eficácia do ouro como “*safe haven*” pode ser comprometida. Mas, em oposição, se a volatilidade do ouro diminui durante os tempos de crise, a eficácia do ouro como “*safe haven*” pode ser melhorada.

A propriedade de “*safe haven*” do ouro pode ser um fator determinante na volatilidade dos retornos do ouro. Se o preço do ouro aumentar, os investidores interpretam isso como um indicador de compra das “*safe haven*” e um sinal de um aumento do risco ou de incertezas macroeconómicas ou condições financeiras, levando assim a um aumento da volatilidade no mercado do ouro (Baur, 2012).

De acordo com o relatório efetuado por parte do World Gold Council existem cerca de 166,000 toneladas de ouro no mundo, e a taxa de crescimento do *stock* de ouro no mundo aumenta 2% ao ano. Em 2012 a procura global de ouro era cerca de 4415,8 toneladas e cerca de 236,946 em US\$, enquanto em 2013 (provisório) a procura de ouro era cerca de 3756,1 toneladas e cerca de 170,422 em US\$. Em termos de oferta de ouro em 2012 era de 4,415.2 toneladas, em 2013 (provisório) a oferta de ouro era de 4,339.9 toneladas.

2.3 - Síntese do capítulo

Neste capítulo efectuou-se a revisão de literatura, onde se estudou as questões relacionadas ao tema da volatilidade e os seus efeitos sobre os mercados financeiros e o mercado do ouro bem como a expectativa dos investidores. Ao longo deste capítulo tentou-se demonstrar a forma como este tema tem sido analisado na perspectiva de vários autores. Começou-se por definir a volatilidade bem como os diferentes tipos que pode assumir. É importante salientar que as expectativas dos investidores, quer sejam negativas ou positivas, são essas mesmas expectativas que provocam maior impacto no comportamento do mercado. É de referir ainda que os acontecimentos negativos tem um maior impacto do que os efeitos positivos, o que origina um efeito de assimetria na volatilidade. Depois procedeu-se a análise do mercado do ouro, da sua importância, do efeito das crises e os seus impactos no mercado. No próximo capítulo é apresentado modelos econométricos e os índices bolsistas em estudo.

3 - Metodologia

Neste capítulo são apresentados os modelos econométricos e os índices em estudo. Vários autores como Engle (1982), Bollerslev (1986), Nelson (1991), que ao longo dos anos, tem tentado modelar a volatilidade, visto que a volatilidade não é diretamente observável

nos mercados financeiros, esses modelos tem como objetivo descrever o comportamento da volatilidade de forma a diminuir o risco dos ativos financeiros. Para tal esses modelos tem de ter a capacidade de prever e captar os efeitos mais relevantes da volatilidade tais como a influência das variáveis exógenas, o impacto das boas e más notícias, entre outras. Através da literatura existente é possível encontrar varias abordagens que permitem explicar o comportamento da volatilidade através de modelos de heteroscedasticidade condicionada.

3.1 - Modelo ARCH

Através da análise das séries financeiras e da variação dos preços dos ativos financeiros devido a volatilidade que compõem a serie financeira, surgiu a necessidade de criar modelos que permitam modelar o seu comportamento. Engle (1982) criou o modelo ARCH- *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, que permite modelar o comportamento dos ativos financeiros baseados na existência de séries cronológicas não lineares. Este modelo tenta captar a volatilidade das autocorrelações, ou seja, o risco do ativo financeiro de hoje depende do risco que foi observado no passado. Isso permite que a variância condicionada não seja constante e que varie ao longo do tempo como uma função linear dos erros quadrados do passado.

Na literatura existente sobre o modelo ARCH existem varias interpretações tais como por exemplo: os modelos ARCH estão associados com os erros de aprendizagem dos agentes económicos, nesse caso, os erros contemporâneos em relação as expectativas estão ligados com os erros efetuados no passado com as mesmas expetativas (Mizrack, 1990).

A heteroscedasticidade condicional pode ser causada por uma dependência no tempo na taxa de chegada da informação nos mercados. Usou-se o volume diário de negociação dos mercados financeiros como *proxy* para obter essa informação, confirmando a sua significância (Lamoureux e Lastrapes, 1990).

A fórmula base do modelo ARCH é representada pela seguinte expressão (3):

$$\sigma_{i=1}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i U_{t-1}^2 \quad (3)$$

Onde:

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

Com, ε_t : i.i.d e independente de U_{t-i} ($i \in Z$)

$\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ ($i=1,2,\dots,q$): a soma de todos os parâmetros tem de ser menor que 1, para satisfazer a condição de estacionaridade fraca.

De acordo com Bera e Higgins (1993), o sucesso do modelo ARCH deve-se a:

- São simples e fáceis de manusear;
- Cuidam da não linearidade;
- Cuidam dos erros dos clusters;

Os modelos ARCH cuidam das alterações da capacidade de previsão de um econometrista.

3.2 - Modelo GARCH

Os modelos ARCH introduzidos por Engle (1982) têm como conceito que a volatilidade (variância condicional) num instante t não é constante e depende dos retornos passados. Bollerslev (1986) criou o modelo *GARCH- Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, é uma generalização do modelo *ARCH*, este modelo consiste em modelar a variância condicionada através dos quadrados dos erros passados, mas também através dos próprios valores passados da variância condicionada. O modelo *GARCH* engloba componentes tais como médias móveis e componentes autorregressivas na variância da heteroscedasticidade dos ativos financeiros. Pode-se concluir que o modelo *GARCH* é um instrumento que contém as variâncias passadas que permite explicar as variâncias futuras.

O modelo GARCH de ordem p e q , GARCH (p,q) é representado pela seguinte fórmula (4) :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i U_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

Onde:

$$U_t = \varepsilon_t \sigma_t;$$

p - representa o grau do processo GARCH;

q - representa o grau do processo ARCH;

Se $p = 0$, o modelo GARCH (0, q) é igual ao modelo ARCH (q);

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

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

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

$$\alpha_i > 0;$$

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

3.3 - Modelo VAR

O modelo vetor autorregressivo (*VAR*) foi criado por Sims (1980) no seu trabalho "*Macroeconomics and reality*". Uma das principais utilizações deste modelo consiste em testar a existência de um relação dinâmica entre séries temporais financeiras e económicas.

Os modelos VAR analisam as relações lineares existentes entre cada variável bem como os seus respetivos valores desfasados. Os modelos VAR tem em consideração a presença de relações de interdependência entre as variáveis, o que 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 geral é o de ordem p , onde o vetor y_t depende de $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ e do vetor de resíduos e_t , onde se encontram correlacionados no instante t mas não nos momentos anteriores de t

O modelo VAR é representado da seguinte forma (5):

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_N Y_{t-n} + B x_t + e_t \quad (5)$$

Onde:

- y_t = ao vetor da variável endógena;
- x_t = ao vetor da variável exógena;
- $A_1 + \dots + A_N$ e B = matrizes de coeficientes a serem estimados;
- t = ao vetor de inovações autocorrelacionado

3.4 - Índices

Um índice é um indicador que nos permite verificar o comportamento do mercado onde esse índice é calculado. Para que um índice demonstre o comportamento global do mercado em que está inserido, ele deve incluir todos os títulos que compõem esse mesmo mercado. Porém, devido a dimensão dos mercados e a dificuldade de seguir os títulos, opta-se por construir um cabaz que faculta uma amostra abrangente do mercado, que representa o mercado como um todo. Os índices são avaliados em pontos percentuais, ou seja, não representam valores em moeda, servem principalmente para verificar se os preços das ações estão a aumentar ou diminuir.

3.4.1 - S&P 500

O Standard & Poors 500 é índice de mercado de ações que se baseia na capitalização das 500 maiores empresas que tem ações listadas na NYSE ou no NASDAQ. Os elementos que integram o índice S&P 500 são determinados pelos índices S&P Dow Jones.

Metodologia do índice¹

Os componentes que fazem parte do S&P500 são selecionados por um comitê, este processo é similar ao do *Dow Jones Industrial Average*. Quando se considera a elegibilidade da adição de uma nova empresa, o comitê avalia a empresa através de oito critérios:

- Capitalização de mercado: empresas com uma capitalização de mercado superior a US\$ 4 bilhões. Este mínimo é analisado periodicamente para garantir a coerência com as condições de mercado;
- Liquidez adequada a preço razoável: o ratio do valor anual do dólar ajustado no mercado da empresa deve ser 1.0 ou superior, as ações com preços muito baixos podem afetar a liquidez dessa ação;
- Domicílio: os fatores dominantes incluem a localização das receitas e dos ativos das empresas, a sua estrutura societária, o seu tipo de registo na SEC;
- Public Float: tem de ter um public float de pelo menos 50%;
- Classificação sectorial: a classificação sectorial das empresas contribui para a manutenção de um equilíbrio sectorial que é conforme com o universo da composição sectorial das empresas elegíveis existentes na faixa de mercado definida;
- Viabilidade financeira: as empresas devem apresentar lucros de quatro trimestres consecutivos onde esses ganhos são definidos como GAAP lucro líquido excluindo operações descontinuadas e itens extraordinários;
- Títulos elegíveis: os títulos devem ser cotados tanto na NYSE (NYSE amex ou NYSE arca) ou no NASDAQ (NASDAQ Select Market, NASDAQ Capital Market; NASDAQ Global Select Market). As ações que não forem elegíveis para inclusão no índice são: sociedades limitadas, master limited partnerships, problemas de publicação de boletins OTC, closed-end-funds, EFTs, ETNs, royalty trusts, ações preferenciais, fundos de investimento, obrigações convertíveis, ADR, ADSs e unidades MLPIT;
- Tratamento das IPOs: as empresas devem estar no mercado entre 6 a 12 meses para que possam entrar no índice.

O comitê seleciona as empresas do S&P500 que são representativas das indústrias na economia dos Estados Unidos. Para que as empresas possam ser adicionadas ao índice, elas tem que satisfazer certos requisitos baseados na liquidez das empresas:

- A negociação do valor anual do dólar ajustado a capitalização de mercado seja superior a 1,0;
- O valor de mercado deve ser igual ou superior a US\$ 4,0 bilhões;

¹ Nesta secção seguimos de perto o trabalho S&P Dow Jones Indices: Index Methodology (2014). "S&P U.S Indices Methodology"

- O volume mínimo mensal de negociação tem de ser 250.000 ações de cada um dos seis meses que antecedem a data de avaliação.

Cálculo do índice

A forma de cálculo do S&P500 é a seguinte (6):

$$Indexlevel = \frac{\sum(P_i \cdot Q_i)}{divisor} \quad (6)$$

Onde P é o preço stock no índice e Q é o número de ações disponíveis para cada stock. O divisor é ajustado no caso de existir mudanças nas emissões de ações ou outras mudanças estruturais para garantir que esses efeitos citados acima não alterem o seu próprio valor no índice.

3.4.2 - PSI-20

Este é o índice de referência do mercado da bolsa portuguesa, sendo o índice principal da *Euronext Lisbon*, reflete a evolução dos preços das 20 emissões de ações de maior dimensão e liquidez selecionadas no universo das empresas que são admitidas à negociação no Mercado de Cotações Oficiais. A capitalização bolsista das emissões que compõem o índice PSI-20 é ajustada pelo “Free Float” e limitada a 15% para efeitos da revisão periódica. A carteira de ações que compõem este índice é sujeita a revisões anuais em Março, sendo divulgado em Janeiro, conjugando a necessidade da estabilidade da amostra com a necessidade da respetiva composição mostrar-se suficientemente flexível. O PSI-20 foi criado com dois objetivos: servir de indicador da evolução do mercado acionista português, e servir de suporte à negociação de contratos de futuros e opções.

Metodologia do índice

Para que as empresas permaneçam no PSI-20 tem que obedecer aos critérios impostos pela *Euronext Lisbon*, estes critérios determinam quais as empresas que entram ou saem do índice PSI-20, para isso as empresas tem que ter liquidez, que é avaliado pelo volume de transação em bolsa durante o período até a próxima revisão; pela capitalização bolsista que é ajustada pelo “free float”. Durante o ano é estabelecido um ranking para determinar para determinar o posicionamento das empresas no índice, as empresas podem ser substituídas do índice caso fiquem classificadas abaixo do 22º lugar; em 21º ou 22º e uma empresa não pertencente ao índice ficar classificada em 18º ou acima. Enquanto uma empresa que ainda não pertença ao índice será admitida se ficar classificada em 18º lugar ou acima; em 19º ou 20º e uma empresa pertencente ao índice ficar na 22ª posição ou abaixo.

3.4.3 - VIX

O Market volatility index (VIX) pertencente ao *Chicago Board Options Exchange* (CBOE) é um índice que se baseia nos preços de mercado do índice S&P500, é calculado em tempo real durante cada negociação durante o dia. O VIX foi criado em 1993 com dois objetivos definidos, o primeiro objetivo consistia em fornecer um valor de referência no curto prazo na volatilidade do mercado. O segundo objetivo do VIX era fornecer um índice sobre o qual as opções e os contratos de futuros na volatilidade pudessem ser escritos, os benefícios sociais na negociação da volatilidade tem sido reconhecidos. O *Chicago Board Options Exchange* lançou para o mercado contratos de futuros do VIX em Março de 2004 e os contratos de opções VIX em Fevereiro de 2006.

É importante salientar que o VIX é um índice que olha para o futuro, ou seja, mede a volatilidade que os investidores esperam encontrar. Conceptualmente pode-se comparar o VIX como o rendimento de um título que atinge a maturidade, ou seja, ou rendimento do título que atinge maturidade é a taxa de desconto que iguala o preço de um título para o valor presente do seu pagamento prometido. Como o rendimento de um título encontra-se implícito no seu preço corrente e representa o retorno futuro esperado do título para o seu tempo de vida restante. Da mesma maneira, o nível do VIX está implícito nos preços atuais das opções sobre o índice S&P500 e representa a volatilidade do mercado de ações esperada para os próximos 30 dias do calendário. O VIX foi intitulado de “medidor de medo dos investidores”

Quando o índice de volatilidade VIX foi introduzido pela primeira vez em 1993, o índice foi construído tendo por base as volatilidades implícitas nas opções do índice S&P100. Em 2003 o CBOE redefiniu o método de cálculo do VIX. O novo VIX usa as opções do S&P500, o antigo VIX passou a ser denominado de VXO.

Metodologia do VIX²

A fórmula geral para o cálculo do VIX é a seguinte (7):

$$\sigma^2 = \frac{2}{T} \sum_i \frac{\Delta K_i}{K_i^2} e^{RT} Q(K_i) - \frac{1}{T} \left[\frac{F}{K_0} - 1 \right]^2 \quad (7)$$

Onde:

- σ : é $VIX/100 \Rightarrow VIX = \sigma \times 100$

² Nesta secção seguimos de perto o trabalho C. Board, O. Exchange (2009). “The CBOE Volatility Index - VIX”

- T: tempo até atingir a maturidade;
- F: “*Forward index level*” resulta do índice de preços das opções ;
- K_0 : primeiro exercício abaixo do “*forward index level*”, F;
- K_i : preço de exercício do i^{th} “*out-of-money option*” a call se $K_i > K_0$ e a put se $K_i < K_0$; put e cal se $K_i = K_0$;
- ΔK_i : intervalo entre os preços de exercício, metade da diferença entre o exercício em ambos os lados k_i (8):

$$\Delta K_i = \frac{K_{i+1} - K_{i-1}}{2} \quad (8)$$

- R: taxas de juro livres de risco até a maturidade;
- $Q(K_i)$: o ponto médio das “*bid-ask spread*” para cada opção com exercício k

3.5 - Preços do ouro

Uma explicação para a volatilidade assimétrica do ouro é a do papel que lhe é incumbido como nível de *stock* e de armazenamento. Se o nível do *stock* é baixo, o risco da falta de *stock* aumentam, isto origina a um aumento de preços e a um aumento de volatilidade. Por outro lado se o nível dos *stocks* for elevado, o risco de falta de *stock* diminui, o que origina uma diminuição dos preços e da volatilidade. Se os *stocks* são importantes para o ouro, pode-se estabelecer uma reação assimétrica da volatilidade do ouro com os choques de preços sentidos no passado.

Mesmo que o preço do ouro se altere devido às flutuações do mercado, o ouro não perderá valor ao longo o tempo. Para evitar a depreciação da moeda e das taxas de juro mais baixas, sobretudo durante a recessão, os investidores tendem a preferir fornecer uma reserva de valor á sua riqueza, guardando uma quantidade de ouro (Beckmann & Czudaj, 2013 e Mishra & Rahman, 2005). Um aumento na procura do ouro pode levar a um aumento do seu preço, o que posteriormente pode levar a um aumento do valor no investimento em ouro. Consequentemente pode levar a novos aumentos no preço do ouro.

3.6 - Síntese do capítulo

No início deste capítulo começou-se por introduzir e apresentar três modelos econométricos, o modelo *ARCH* e o modelo *GARCH* e o modelo *VAR* tendo como objetivo ilustrar os criadores dos modelos, os motivo que originaram a sua criação bem como com que finalidades estes modelos são utilizados. A escolha de focar mais o estudo destes dois modelos deve-se ao facto que são os modelos mais importantes neste estudo. Após o estudo dos modelos procedeu-se a apresentação dos índices S&P500, PSI-20 e VIX, seguido de uma breve

descrição dos índices e dos seus métodos de cálculo, por fim verificou-se os efeitos da volatilidade nos preços do ouro.

4 - Dados, resultados empíricos e discussão

Neste capítulo são apresentados os dados, modelos econométricos e os seus resultados empíricos, bem como a discussão dos mesmos, que vão permitir uma análise sobre o tema em estudo. Os objetivos deste estudo são analisar a volatilidade dos preços do ouro no índice bolsista PSI 20, verificar se existe uma influência do ouro no próprio índice, estudar a assimetria da volatilidade, por fim deduzir se existe uma relação entre a volatilidade do ouro e o PSI2 20, comparando com outros índices bolsista o S&P500 e VIX índice. Como ponto de partida efetuou-se a recolha de dados sobre o preço do ouro em três índices. Após a recolha dos dados, procede-se a análise da volatilidade dos preços através dos modelos econométricos mais adequados para o efeito.

4.1 - Dados

Foram utilizados dados mensais sobre o preço do ouro em duas unidades monetárias, o dólar (dollar) e o euro (euror), para um período de 20 anos, com início no mês de Janeiro de 1993 até Setembro de 2013. Os dados foram obtidos a partir da World Gold Council (WGC).

Os dados relativos ao índice bolsista PSI-20 (PSI20) foram obtidos na base de dados do Banco de Portugal e NYSE Euronext, os dados relativos ao S&P500 (SP500), índice de produção industrial americano (IPI) e o VIX índice (VIX) foram obtidos na base de dados da Federal Reserve Economic Data (FRED), as diferentes cotações obtidas correspondem a preços de fecho mensais dos índices mencionados anteriormente, as cotações encontram-se no mesmo horizonte temporal que os preços do ouro já mencionados anteriormente, ou seja, para um período de 20 anos, com início em Janeiro de 1993 até Setembro 2013. A escolha destes índices deve-se ao facto de querer analisar a volatilidade dos preços do ouro a nível nacional com o índice PSI 20 e posteriormente efetuar uma comparação da volatilidade no índice S&P500 e VIX índice. Para efetuar o processamento dos dados obtidos recorreu-se ao *software* econométrico *evIEWS 8.0*.

4.2 - Resultados preliminares

Iniciamos o estudo com uma análise estatística sobre os dados utilizados. Posteriormente vai-se efetuar a realização dos testes *ADF* para verificar a significância e a estacionaridade dos dados. Seguidamente procedemos a apresentação e análise dos correlogramas. Por fim vamos proceder a modelação da volatilidade dos modelos através dos modelos *GARCH* e *VAR* apresentando e analisando os respetivos resultados obtidos.

Tabela 1- Estatísticas descritivas

	<i>dleuror</i>	<i>dldollar</i>	<i>dIVIX</i>	<i>dIPI20</i>	<i>dIS&P500</i>	<i>Dlpi</i>
Mean	0.003023	0.003605	0.001170	0.000428	0.003464	0.001782
Median	-0.000762	0.003402	-0.008279	0.004178	0.007636	0.002403
Maximum	0.151984	0.155189	0.645797	0.169800	0.111029	0.020992
Minimum	-0.160385	-0.180798	-0.395491	-0.231931	-0.217941	-0.043029
Std. Dev.	0.047594	0.047436	0.175142	0.059860	0.037671	0.006722
Skewness	0.105163	-0.123803	0.474468	-0.421661	-1.287087	-1.850913
Kurtosis	3.765579	4.270761	3.558374	4.293169	8.183242	12.40853
Jarque-Bera	6.513596	17.32015	12.52668	24.62926	346.0878	1056.315
Probability	0.038512	0.000173	0.001905	0.000004	0.000000	0.000000
Sum Sq. Dev.	0.559491	0.555797	7.576636	0.885059	0.350520	0.011162
Observation	248	248	248	248	248	248

Com a análise da tabela 1 podemos aferir que as séries em estudo apresentam uma distribuição assimétrica, pois através da análise da *skewness* (coeficiente de assimetria) de cada série verificamos valores bastantes superiores a zero, o que nos indica a existência de assimetria. A *kurtosis* (coeficiente de achatamento) indica-nos que as séries não seguem uma distribuição normal (para uma distribuição normal o valor da *kurtosis* seria de 3). Pelo teste de *Jarque-Bera* podemos rejeitar a normalidade das séries.

O próximo teste efetuado é o teste das raízes unitárias, o critério utilizado foi *SIC* (*Schwartz Info Criterion*). Na abordagem do cálculo optou-se de um método geral para o particular, começou-se por testar com tendência e constante. Como os testes não foram significantes testou-se só com a constante, como os resultados obtidos não foram significantes repetiu-se o cálculo sem tendência e constante.

Tabela 2- Teste de raízes unitárias em nível

ADF			
level	t)	c)	n)
lvix	-17.67633	-17.70327	-17.73876***
lPSI-20	-13.23294	-13.15270	-13.17963***
lS&P500	-12.34530	-12.33913	-12.28203***
leuro	-17.50854	-17.45939	-17.41639***
ldollar	-12.34530	-12.33913	-12.28203***

Nota: t) representa o *test statistic* com tendência e constante; c) o *test statistic* com constante; n) o *test statistic* sem tendência e constante;***, **, * representa a significância a 1%, 5%, 10%

Tabela 3-Teste de raízes unitárias em 1ºdiferenças

ADF			
1st difference	t)	c)	n)
dlvix	-10.29778	-10.32093	-10.34357***
dI PSI-20	-15.12953	-15.16076	-15.19232***
dIS&P500	-13.69920	-13.72797	-13.75666***
dleuro	-13.19513	-13.22447	-13.24190***
dldollar	-9.612386	-9.615343	-9.627490***

Nota: t) representa o *test statistic* com tendência e constante; c) o *test statistic* com constante; n) o *test statistic* sem tendência e constante;***, **, * representa a significância a 1%, 5%, 10%

Através da análise das tabela 2 e tabela 3 podemos concluir que os valores para o teste ADF em nível não são significantes, conseqüentemente efetuou-se de novo o teste ADF em 1º diferenças onde se veio a verificar que os resultados obtidos são significantes e estacionários em i(1).

De seguida são apresentados os correlogramas dos diferentes índices em estudo nas figuras 1, 2 e 3.

Figura 1-Correlograma PSI-20

Date: 05/27/14 Time: 14:20
 Sample: 1993M01 2013M09
 Included observations: 249

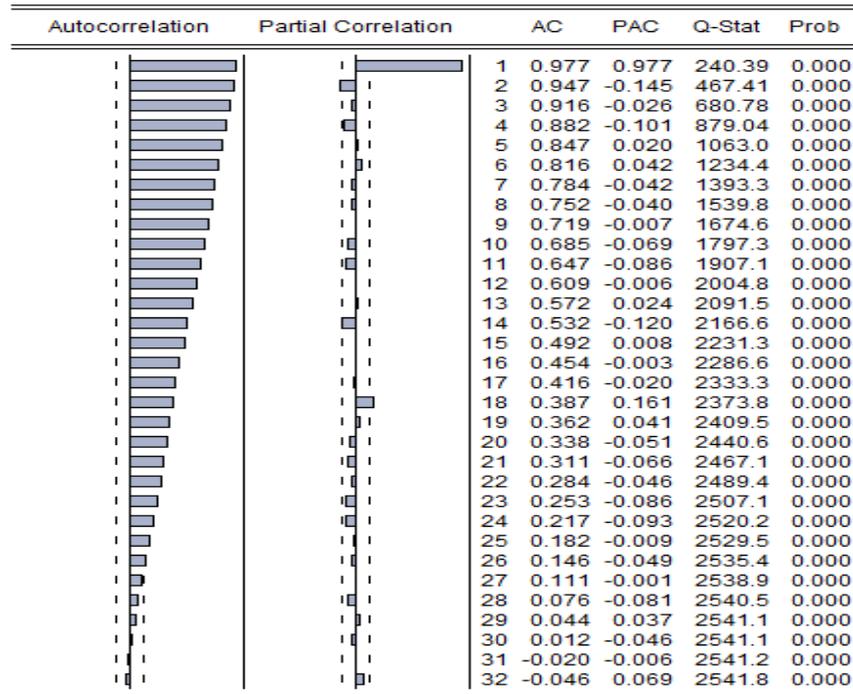


Figura 2-Correlograma S&P500

Date: 05/27/14 Time: 14:19
 Sample: 1993M01 2013M09
 Included observations: 249

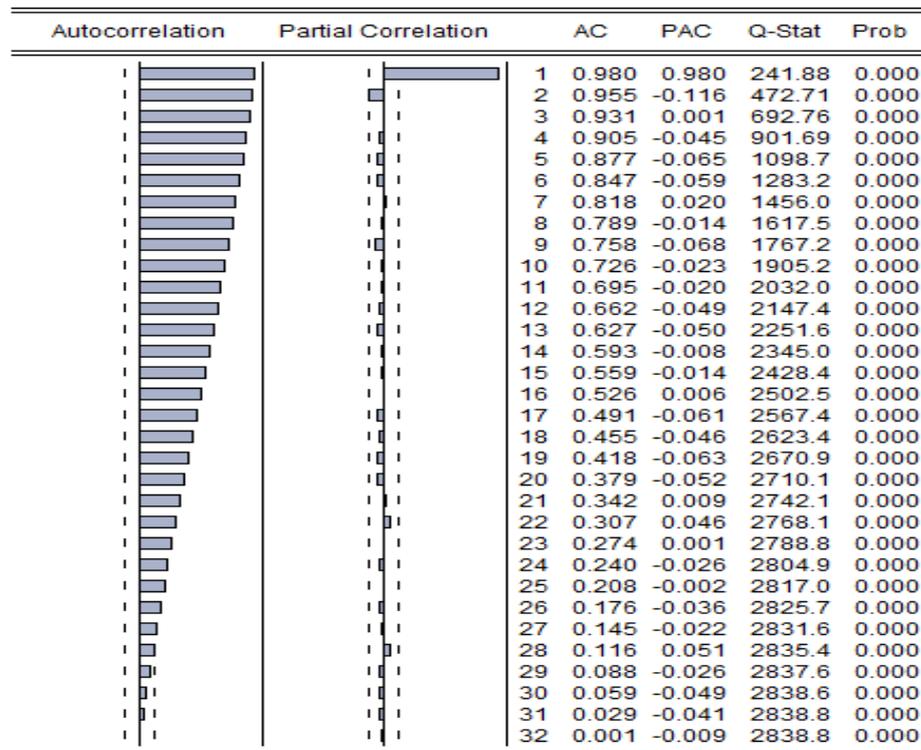
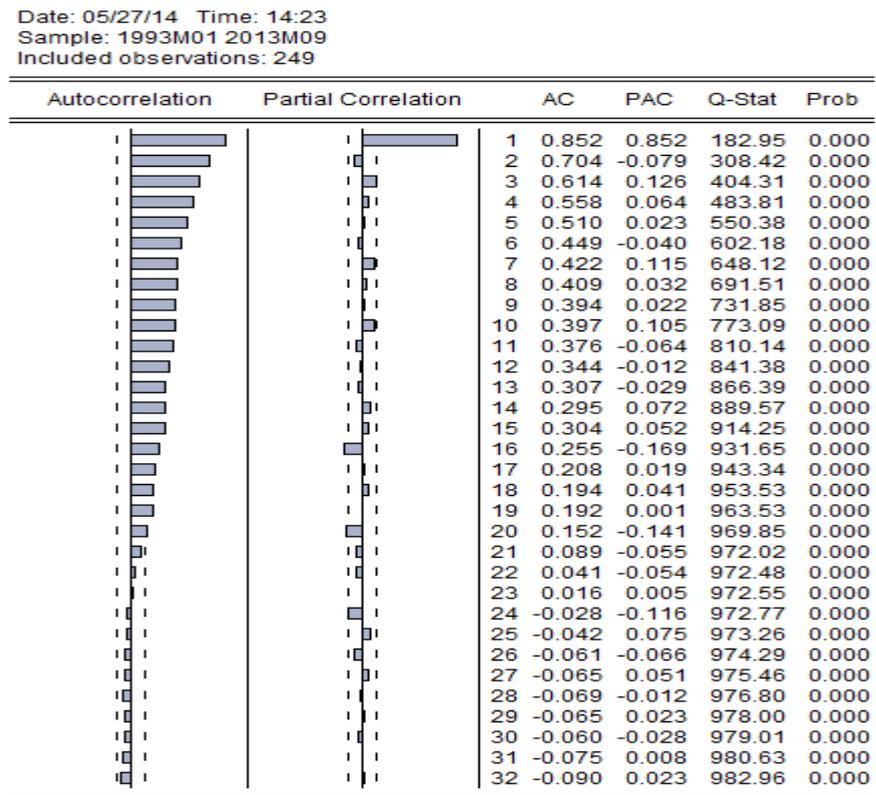


Figura 3-Correlograma VIX



As figuras 1, figura 2 e figura 3 indicam-nos que as cotações do PSI-20, S&P500 e VIX apresentam um comportamento de memória longa, ou seja, revela um processo estacionário no qual a função de autocorrelação decresce hiperbolicamente para zero.

A possível causa do efeito característico de memória longa deve-se a possível existência de uma mudança estrutural, um processo estacionário pode deparar-se com mudanças ocasionais de regime que terá propriedades de memória longa que são semelhantes aos processos I(d) (Granger, 1998).

4.3 - Estimação do modelo GARCH (1,1)

Nesta etapa do trabalho, precedeu-se a elaboração dos modelos *GARCH* (1,1), com o objetivo e modelar o comportamento da volatilidade nos índices em estudo, PSI20, S&P500 e VIX e IPI. Antes de se proceder a modelização dos modelos *GARCH* (1,1) foi preciso refinar os dados através da utilização do modelo ARIMA. De seguida apresentam-se as figuras 4, 5, 6 e 7 com os resultados obtidos de cada modelo *GARCH* (1,1).

Figura 4- GARCH (1,1) PSI20

Dependent Variable: DLPSI20R
Method: ML - ARCH
Date: 04/03/14 Time: 14:53
Sample (adjusted): 1994M04 2013M09
Included observations: 234 after adjustments
Convergence achieved after 33 iterations
MA Backcast: 1993M01 1994M03
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(9) + C(10)*RESID(-1)^2 + C(11)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.000546	0.004170	-0.130867	0.8959
AR(1)	1.261351	0.118491	10.64508	0.0000
AR(2)	-0.790216	0.120062	-6.581753	0.0000
SAR(12)	0.188788	0.167956	1.124030	0.2610
MA(1)	-1.048792	0.124423	-8.429219	0.0000
MA(2)	0.520468	0.136637	3.809130	0.0001
MA(3)	0.240998	0.068381	3.524361	0.0004
SMA(12)	-0.324249	0.170778	-1.898656	0.0576

Variance Equation				
C	0.000436	0.000241	1.812302	0.0699
RESID(-1)^2	0.283491	0.139455	2.032856	0.0421
GARCH(-1)	0.612903	0.151638	4.041871	0.0001

R-squared	0.079983	Mean dependent var	-0.001287
Adjusted R-squared	0.051487	S.D. dependent var	0.059717
S.E. of regression	0.058159	Akaike info criterion	-2.901322
Sum squared resid	0.764436	Schwarz criterion	-2.738892
Log likelihood	350.4547	Hannan-Quinn criter.	-2.835830
Durbin-Watson stat	2.034981		

Inverted AR Roots	.87	.75+.44i	.75-.44i	.63+.63i
	.63-.63i	.44-.75i	.44+.75i	.00+.87i
	-.00-.87i	-.44-.75i	-.44+.75i	-.75+.44i
	-.75-.44i	-.87		
Inverted MA Roots	.91	.79+.46i	.79-.46i	.66-.67i
	.66+.67i	.46-.79i	.46+.79i	.00+.91i
	-.00-.91i	-.27	-.46-.79i	-.46+.79i
	-.79-.46i	-.79+.46i	-.91	

Figura 5- GARCH (1,1) S&P500

Dependent Variable: DLSP500R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 05/15/14 Time: 14:18
Sample: 1994M03 2013M09
Included observations: 235
Convergence achieved after 37 iterations
MA Backcast: 1992M12 1994M02
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(9) + C(10)*RESID(-1)^2 + C(11)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.001891	0.004029	0.469314	0.6388
ID08M10	-0.196525	0.075103	-2.616724	0.0089
AR(1)	0.950679	0.073684	12.90210	0.0000
SAR(12)	0.715426	0.142687	5.013968	0.0000
MA(1)	-0.786839	0.119635	-6.577007	0.0000
MA(2)	-0.104600	0.096559	-1.083271	0.2787
MA(3)	-0.062864	0.070789	-0.888037	0.3745
SMA(12)	-0.699667	0.144970	-4.826307	0.0000

Variance Equation				
C	4.60E-05	3.74E-05	1.229027	0.2191
RESID(-1)^2	0.108848	0.052132	2.087924	0.0368
GARCH(-1)	0.860594	0.063702	13.50963	0.0000

R-squared	0.186447	Mean dependent var	0.003435
Adjusted R-squared	0.161360	S.D. dependent var	0.038644
S.E. of regression	0.035390	Akaike info criterion	-3.878483
Sum squared resid	0.284300	Schwarz criterion	-3.716544
Log likelihood	466.7217	Hannan-Quinn criter.	-3.813197
Durbin-Watson stat	1.970303		

Inverted AR Roots	.97	.95	.84+.49i	.84-.49i
	.49+.84i	.49-.84i	.00+.97i	-.00-.97i
	-.49+.84i	-.49-.84i	-.84-.49i	-.84+.49i
	-.97			
Inverted MA Roots	.97	.96	.84+.49i	.84-.49i
	.49+.84i	.49-.84i	.00+.97i	-.00-.97i
	-.09-.24i	-.09+.24i	-.49-.84i	-.49+.84i
	-.84-.49i	-.84+.49i	-.97	

Figura 6- GARCH (1,1) VIX

Dependent Variable: DLVIX
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 05/27/14 Time: 16:43
Sample (adjusted): 1994M04 2013M09
Included observations: 234 after adjustments
Convergence achieved after 48 iterations
MA Backcast: 1993M03 1994M03
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(9) + C(10)*RESID(-1)^2 + C(11)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.008174	0.004789	-1.706866	0.0878
ID98M08	0.471489	0.201652	2.338134	0.0194
ID08M09	0.678895	0.228953	2.965212	0.0030
AR(1)	0.592192	0.112581	5.260120	0.0000
AR(2)	-0.004715	0.089495	-0.052680	0.9580
SAR(12)	0.802837	0.040860	19.64868	0.0000
MA(1)	-0.819535	0.102046	-8.031035	0.0000
SMA(12)	-0.926371	0.016308	-56.80367	0.0000

Variance Equation				
C	0.004087	0.008396	0.486773	0.6264
RESID(-1)^2	0.007326	0.038029	0.192648	0.8472
GARCH(-1)	0.813581	0.373391	2.178896	0.0293

R-squared	0.248541	Mean dependent var	-0.000891
Adjusted R-squared	0.225266	S.D. dependent var	0.176065
S.E. of regression	0.154970	Akaike info criterion	-0.834822
Sum squared resid	5.427568	Schwarz criterion	-0.672393
Log likelihood	108.6742	Hannan-Quinn criter.	-0.769331
Durbin-Watson stat	1.992527		

Inverted AR Roots	.98	.85+.49i	.85-.49i	.58
	.49-.85i	.49+.85i	.01	.00-.98i
	-.00+.98i	-.49-.85i	-.49+.85i	-.85+.49i
	-.85-.49i	-.98		
Inverted MA Roots	.99	.86-.50i	.86+.50i	.82
	.50-.86i	.50+.86i	.00+.99i	-.00-.99i
	-.50+.86i	-.50-.86i	-.86+.50i	-.86-.50i
	-.99			

Figura 7- GARCH (1,1) IPI

Dependent Variable: DLIPI
Method: ML - ARCH
Date: 04/22/14 Time: 15:49
Sample (adjusted): 1994M04 2013M09
Included observations: 234 after adjustments
Convergence achieved after 51 iterations
MA Backcast: 1993M02 1994M03
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(8) + C(9)*RESID(-1)^2 + C(10)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000941	0.000709	1.327632	0.1843
AR(1)	1.436704	0.222380	6.460584	0.0000
AR(2)	-0.541509	0.189967	-2.850536	0.0044
SAR(12)	0.811114	0.041946	19.33709	0.0000
MA(1)	-1.395762	0.212455	-6.569678	0.0000
MA(2)	0.612823	0.157750	3.884769	0.0001
SMA(12)	-0.919303	0.023200	-39.62543	0.0000

Variance Equation				
C	1.47E-05	2.80E-06	5.232265	0.0000
RESID(-1)^2	0.286394	0.049726	5.759411	0.0000
GARCH(-1)	0.254886	0.104541	2.438141	0.0148

R-squared	0.289560	Mean dependent var	0.001703
Adjusted R-squared	0.270782	S.D. dependent var	0.006866
S.E. of regression	0.005863	Akaike info criterion	-7.559939
Sum squared resid	0.007803	Schwarz criterion	-7.412276
Log likelihood	894.5129	Hannan-Quinn criter.	-7.500402
Durbin-Watson stat	2.023555		

Inverted AR Roots	.98	.85+.49i	.85-.49i	.72-.16i
	.72+.16i	.49+.85i	.49-.85i	-.00-.98i
	-.00+.98i	-.49-.85i	-.49+.85i	-.85+.49i
	-.85-.49i	-.98		
Inverted MA Roots	.99	.86-.50i	.86+.50i	.70-.35i
	.70+.35i	.50-.86i	.50+.86i	.00+.99i
	-.00-.99i	-.50+.86i	-.50-.86i	-.86+.50i
	-.86-.50i	-.99		

Da análise das figuras 4 até a figura 7, acima mencionadas, verifica-se que o a soma dos valores dos coeficientes das séries em estudo são respetivamente 0,89683 (PSI20), 0,969488 (S&P500), 0,824994 (VIX) e 0,5412947 (IPI), estes valores indicam-nos que para o PSI20, S&P500 e o VIX estão sujeitos a elevados choques de volatilidade, o que torna o processo lento para voltar a normalidade, como o somatório dos coeficientes de cada modelo apresentado é inferior a 1 estamos perante a existência de processos estacionários. É importante realçar ainda que os testes *GARCH* (1,1) são todos estatisticamente significantes. Para o cálculo dos modelos *GARCH* (1,1) relativos ao S&P500 e ao VIX foi necessário incorporar variáveis *dummies* para absorver determinados picos de volatilidade com o objetivo de obter modelos mais coerentes.

4.5 - Estimação do Modelo VAR

Neste capítulo são apresentados os modelos *VAR*, para proceder a criação dos modelos *VAR* foi necessário efetuar a transformação dos dados obtidos nos modelos *GARCH* (1,1), criou-se uma equação da variância para cada modelo *GARCH* (1,1) com o objetivo de obter o valor do desvio padrão de cada série, para permitir a criação dos modelos *VAR*.

Figura 4.8 - VAR SP500

Vector Autoregression Estimates
Date: 05/27/14 Time: 17:30
Sample (adjusted): 1994M09 2013M09
Included observations: 229 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

	STDDLSP50...	STDDLVIK	STDDLPI
STDDLSP500R(-1)	0.751786 (0.05843) [12.8654]	-0.099284 (0.16248) [-0.61105]	-0.029349 (0.01560) [-1.88165]
STDDLSP500R(-2)	0.136189 (0.07094) [1.91983]	0.514020 (0.19725) [2.60597]	0.048720 (0.01893) [2.57303]
STDDLSP500R(-3)	-0.105198 (0.07130) [-1.47546]	-0.456427 (0.19825) [-2.30227]	0.016258 (0.01903) [0.85428]
STDDLSP500R(-4)	0.033616 (0.06818) [0.49308]	-0.201448 (0.18957) [-1.06266]	-0.012989 (0.01820) [-0.71374]
STDDLSP500R(-5)	0.099978 (0.05366) [1.86326]	0.276651 (0.14920) [1.85424]	-0.013822 (0.01432) [-0.96508]
STDDLVIK(-1)	0.036773 (0.01865) [1.97196]	-0.269052 (0.05185) [-5.18885]	-0.006542 (0.00498) [-1.31435]
STDDLVIK(-2)	0.024467 (0.01872) [1.30664]	-0.077453 (0.05207) [-1.48761]	-0.001391 (0.00500) [-0.27828]
STDDLVIK(-3)	-0.008381 (0.01914) [-0.43792]	-0.062243 (0.05322) [-1.16959]	0.007629 (0.00511) [1.49334]

STDDLVI(-4)	0.005192 (0.01837) [0.28259]	0.002174 (0.05109) [0.04255]	-0.002444 (0.00490) [-0.49828]
STDDLVI(-5)	0.012116 (0.01733) [0.69917]	0.036039 (0.04819) [0.74793]	-0.002045 (0.00463) [-0.44213]
STDDLPI(-1)	1.684397 (0.16481) [10.2202]	2.803476 (0.45827) [6.11757]	0.490673 (0.04399) [11.1537]
STDDLPI(-2)	-0.673047 (0.19380) [-3.47290]	-0.277314 (0.53887) [-0.51462]	-0.008815 (0.05173) [-0.17041]
STDDLPI(-3)	0.029896 (0.18464) [0.16192]	-1.218284 (0.51339) [-2.37301]	0.089046 (0.04928) [1.80681]
STDDLPI(-4)	-0.008385 (0.17709) [-0.04735]	0.572211 (0.49242) [1.16205]	-0.048586 (0.04727) [-1.02783]
STDDLPI(-5)	0.022975 (0.15496) [0.14827]	-0.578486 (0.43088) [-1.34257]	-0.044129 (0.04136) [-1.06688]
C	-0.012607 (0.00806) [-1.56377]	0.204170 (0.02242) [9.10814]	0.002818 (0.00215) [1.30962]

(...)

R-squared	0.961267	0.753682	0.873937
Adj. R-squared	0.950664	0.686254	0.839428
Sum sq. resids	0.001194	0.009229	8.50E-05
S.E. equation	0.002582	0.007180	0.000689
F-statistic	90.66047	11.17760	25.32496
Log likelihood	1067.896	833.7077	1370.357
Akaike AIC	-8.889920	-6.844609	-11.53151
Schwarz SC	-8.140199	-6.094888	-10.78178
Mean dependent	0.036395	0.160784	0.005458
S.D. dependent	0.011626	0.012819	0.001720
Determinant resid covariance (dof adj.)		1.38E-16	
Determinant resid covariance		6.60E-17	
Log likelihood		3291.038	
Akaike information criterion		-27.43264	
Schwarz criterion		-25.18348	

A figura 8 representa o modelo VAR sobre o índice S&P500, este modelo comporta três variáveis endógenas: STDDLSP500, STDDLVI e STDDLPI. Para saber o número de defasamentos apropriados para este modelo recorreu-se ao critério AIC (*Akaike Information Criterion*), o número recomendado de defasamentos para este modelo foi de cinco defasamentos para cada variável, então deve-se estimar um modelo VAR (3,5) - 3 variáveis e

5 desfasamentos. A fim de obter um modelo mais refinado possível tivemos de criar umas variáveis *dummies* e sazonais para absorver os picos de volatilidade existentes no modelo, foi também inserida mais uma variável exógena ao modelo, a variável do preço do ouro em dólares (STDDL DOLLAR). Devido a extensão do modelo optou-se por apresentar apenas a informação essencial do modelo.

Figura 9 - VAR PSI20

Vector Autoregression Estimates			
Date: 06/05/14 Time: 15:34			
Sample (adjusted): 1994M05 2013M09			
Included observations: 233 after adjustments			
Standard errors in () & t-statistics in []			
	STDDLPSI20R	STDDLVIK	STDDLPII
STDDLPSI20R(-1)	0.724859 (0.02535) [28.5963]	-0.029836 (0.03083) [-0.96764]	0.005355 (0.00320) [1.67141]
STDDLVIK(-1)	0.081378 (0.03910) [2.08140]	-0.192700 (0.04756) [-4.05176]	-0.016131 (0.00494) [-3.26439]
STDDLPII(-1)	1.140945 (0.29708) [3.84056]	1.582915 (0.36138) [4.38025]	0.503313 (0.03755) [13.4051]
C	-0.005265 (0.00648) [-0.81209]	0.174873 (0.00789) [22.1731]	0.004163 (0.00082) [5.08085]
(...)			
R-squared	0.896618	0.705164	0.815817
Adj. R-squared	0.877629	0.651010	0.781988
Sum sq. resids	0.007813	0.011560	0.000125
S.E. equation	0.006314	0.007680	0.000798
F-statistic	47.21885	13.02155	24.11560
Log likelihood	869.6929	824.0423	1351.635
Akaike AIC	-7.147579	-6.755728	-11.28442
Schwarz SC	-6.599560	-6.207709	-10.73640
Mean dependent	0.056543	0.160973	0.005443
S.D. dependent	0.018048	0.013000	0.001709
Determinant resid covariance (dof adj.)		1.36E-15	
Determinant resid covariance		8.08E-16	
Log likelihood		3056.757	
Akaike information criterion		-25.28546	
Schwarz criterion		-23.64141	

A figura 9 representa o modelo VAR do índice PSI20, este modelo contém três variáveis endógenas: STDDLPSI20, STDDLVIK e STDDLPII. Para este modelo o número de desfasamentos recomendado pelo critério *AIC* foi de um desfasamento para cada variável, por isso deve ser estimado um modelo VAR (3,1) - 3 variáveis e 1 desfasamento. Este modelo VAR

tal como o anterior demonstra picos de volatilidade, para tal criou-se variáveis *dummies* e sazonais para os absorver, o modelo também contém a variável exógena do preço do ouro em euros (STDDLEURO3). Devido a extensão do modelo optou-se por apresentar a informação mais pertinente do modelo. Através do teste de normalidade efetuado em ambos os modelos verificamos que não existe normalidade nas variáveis presentes no modelo, o que é usual ocorrer nas séries financeiras, representado nas tabelas 14 e 15 presentes no apêndice.

No sentido de prosseguir com a análise dos modelos VAR, procedeu-se a análise da decomposição de variância. Este teste demonstra a influência que uma variável exerce sobre as outras, este teste foi efetuado para um período 12 meses de ambos os modelos representados através das tabelas 4 e 5

Tabela 4- Decomposição da variância VAR SP500

<i>Variance Decomposition of STDDLSPSP500:</i>				
Period	S.E.	STDDLSP500	STDDLVIIX	STDDLPII
1	0.002582	100.0000	0.000000	0.000000
3	0.004240	85.35208	1.711949	12.93597
6	0.005285	81.09797	2.012691	16.88934
12	0.006534	79.67801	2.206835	18.11515

<i>Variance Decomposition of STDDLVIIX</i>				
Period	S.E.	STDDLSP500	STDDLVIIX	STDDLPII
1	0.007180	10.83519	89.16481	0.000000
3	0.007664	11.57658	82.36383	6.059593
6	0.007723	12.11615	81.48311	6.400735
12	0.007728	12.17606	81.41865	6.405295

<i>Variance Decomposition of STDDLPII</i>				
Period	S.E.	STDDLSP500	STDDLVIIX	STDDLPII
1	0.000689	2.940037	2.120006	94.93996
3	0.000774	2.832033	1.702591	95.46538
6	0.000818	7.372483	2.301928	90.32559
12	0.000820	7.753559	2.312205	89.93424

Cholesky Ordering: STDDLSP500 STDDLVIIX STDDLPII

Podemos concluir através deste teste que a decomposição da variância que a variável STDDLSP500 é explicada por ela própria sendo também influenciada pela variável STDDLPII. Em relação variável STDDLVIIX indica-nos que a variável é explicada por ela própria bem como

pelas variáveis STDDLSP500 e STDDLPI. Por fim a variável STDDLPI revela-nos que ela é explicada por ela própria e pela variável STDDLSP500

Tabela 5-Decomposição da variância do VAR PSI20

<i>Variance Decomposition of STDDLPSI20</i>				
Period	S.E	STDDLPSI20	STDDLVIK	STDDLPI
1	0.006314	100.0000	0.000000	0.000000
3	0.008692	96.00176	1.058532	2.939711
6	0.009442	93.48714	1.107261	5.405603
12	0.009595	92.86702	1.110781	6.022200

<i>Variance Decomposition of STDDLVIK</i>				
Period	S.E.	STDDLPSI20	STDDLVIK	STDDLPI
1	0.007680	5.289736	94.71026	0.000000
3	0.007903	5.594675	91.75493	2.650390
6	0.007906	5.594843	91.69038	2.714780
12	0.007906	5.594825	91.68983	2.715343

<i>Variance Decomposition of STDDLPI</i>				
Period	S.E	STDDLPSI20	STDDLVIK	STDDLPI
1	0.000798	0.406259	3.840144	95.75360
3	0.000910	0.435453	3.168031	96.39652
6	0.000917	0.715710	3.116368	96.16792
12	0.000918	0.819824	3.112484	96.06769

Cholesky Ordering: STDDLPSI20 STDDLVIK STDDLPI

A decomposição da variância relativa ao VAR PSI20 indica-nos que a variável STDDLPSI20 é explicada por ela própria e é influenciada pela variável STDDLPI. Relativamente a variável STDDLVIK demonstra-nos que a variável é influenciada pela variável STDDLPSI20 e é explicada por ela própria. A variável STDDLPI explicada por si mesmo e pela variável STDDLVIK.

Com base nos resultados obtidos criou-se as funções impulso resposta de cada modelo VAR em estudo. O objetivo deste tipo de função é de demonstrar como as variáveis endógenas do modelo VAR reagem na presença de um choque sobre uma variável endógena específica. As figuras 10 e 11 representam as funções impulso resposta dos modelos VAR.

Figura 10 - Função impulso resposta SP500

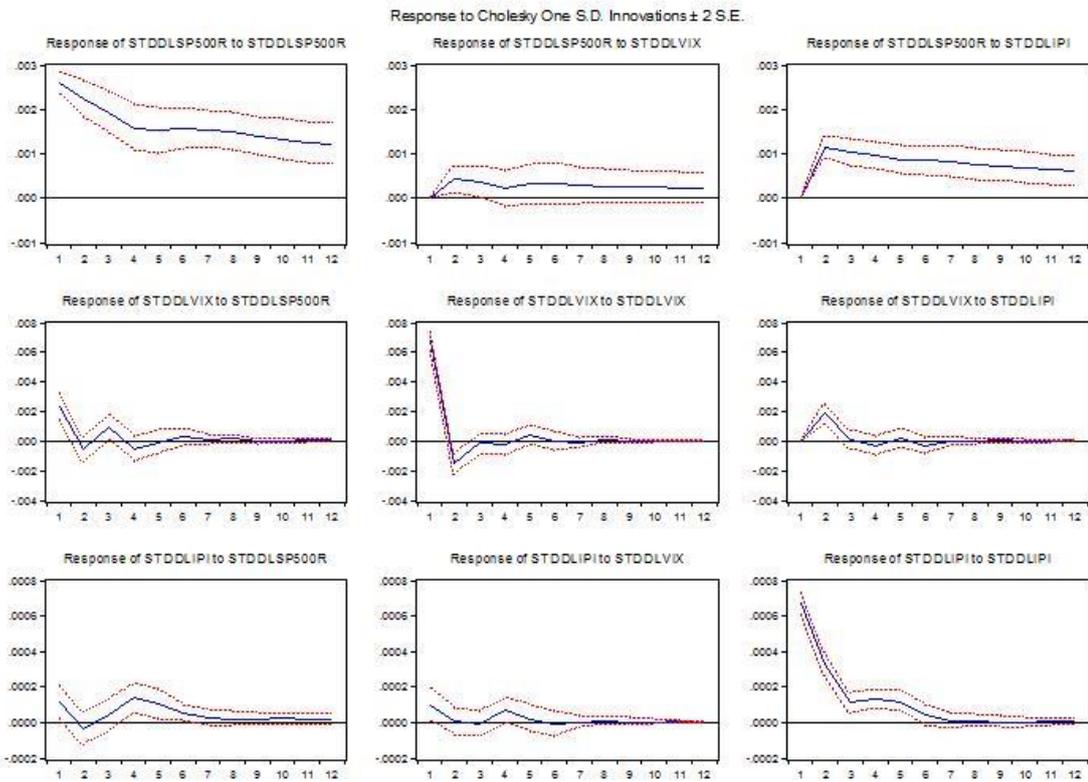
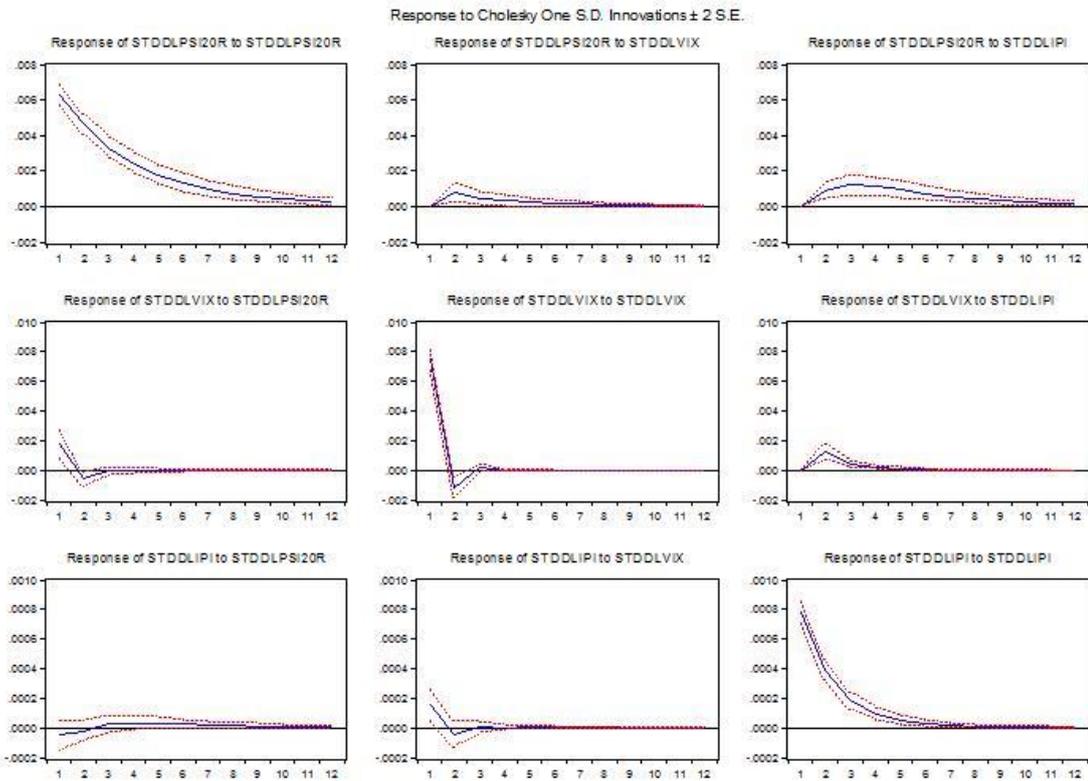


Figura 11- Função impulso resposta PSI20



Relativamente a figura 10 verificamos que a função impulso revela-nos que as variáveis sofreram um choque durante os primeiros cinco meses, a partir do sétimo mês verifica-se que as variáveis tendem a convergir, perdendo-se o efeito do choque. A figura 11 indica-nos que ambas as variáveis também sofreram um choque nos primeiros quatro meses, as variáveis demonstram um rápido efeito de convergência para um equilíbrio perdendo-se os efeitos do choques, exceto as variáveis STDDLPSI20 e STDDLPI com resposta a elas mesmas demonstram um período de recuperação mais longo relativamente as outras variáveis.

De seguida é apresentado os resultados dos testes de causalidade de *Granger* nos dois modelos, de forma a compreender a relação de causalidade entre as variáveis.

Tabela 6- Teste de causalidade de Granger SP500

<i>Dependent variable: STDDLSP500</i>			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
STDDLVI	5.702298	5	0.3363
STDDLPI	107.1679	5	0.0000
all	170.4223	10	0.0000

<i>Dependent variable: STDDLVI</i>			
Excluded	Chi-sq	df	Prob
STDDLSP500	12.17979	5	0.0324
STDDLPI	49.06887	5	0.0000
all	54.85907	10	0.0000

<i>Dependent variable: STDDLPI</i>			
Excluded	Chi-sq	df	Prob
STDDLSP500	13.91385	5	0.0162
STDDLVI	5.424582	5	0.3663
all	23.69228	10	0.0085

Através do teste de causalidade de *Granger* verificamos que a variável STDDLVI não causa a variável STDDLSP500, mas o STDDLPI causa o STDDLSP500, mas verificamos que na globalidade as variáveis causam STDDLSP500. As variáveis STDDLSP500 e STDDLPI causam o STDDLVI, por fim podemos averiguar que o STDDLSP500 causa o STDDLPI enquanto o STDDLVI não causa o STDDLPI.

Tabela 7- Teste de causalidade de Granger PSI20

<i>Dependent variable: STDDLPSI20</i>			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
STDDLVI	4.332214	1	0.0374
STDDLPI	14.74994	1	0.0001
all	32.66875	2	0.0000

<i>Dependent variable: STDDLVI</i>			
Excluded	Chi-sq	df	Prob
STDDLPSI20	0.936327	1	0.3332
STDDLPI	19.18658	1	0.0000
all	19.81961	2	0.0000

<i>Dependent variable: STDDLPI</i>			
Excluded	Chi-sq	df	Prob
STDDLPSI20	2.793619	1	0.0946
STDDLVI	10.65625	1	0.0011
all	12.05862	2	0.0024

Podemos constatar através do teste de *Granger* que as variáveis STDDLVI e STDDLPI causam *Granger* em todas as variáveis. O STDDLPSI20 não causa *Granger* nas diferentes variáveis.

4.6 - Discussão

A decomposição da variância permitiu-nos verificar a existência de uma relação dinâmica entre as variáveis. Em relação ao modelo VAR SP500 verificamos que o poder explicativo da variável VIX diminui ao longo do tempo passando de 89.16481 no mês 1 para 81.41865 no mês 12, esta variável é fortemente influenciada pelo SP500. O modelo VAR PSI20 demonstra que a variável VIX tem um comportamento similar ao modelo anterior, o poder de explicação da variável vai diminuindo passando de 94.71026 no mês 1 para 91.68983 no mês 12, a variável VIX é explicado pelo PSI20. Este teste mostra-nos que a variável VIX é influenciada pelos índices bolsistas.

A função impulso resposta do modelo VAR SP500 indica que a resposta a inovação da variável VIX em relação a variável SP500 após sofrer um choque tem uma recuperação mais rápida (do que a situação inversa) demonstrando uma estabilização ao longo do tempo, o modelo VAR PSI20 apresenta um comportamento semelhante ao modelo anterior demonstrando uma recuperação estabilização rápida, exceto a variável STDDLPSI20 que tem uma recuperação mais lenta relativamente as outras variáveis.

Os modelos VAR revelam-nos que as variáveis do modelo são endógenas. Não existe normalidade nos modelos, porque não se consegue obter normalidade com séries financeiras, através dos resultados obtidos denotamos a existência de uma relação entre as variáveis, ou seja, a volatilidade dos preços do ouro é influenciada pelos índices bolsistas, quando existem perturbações nos índices bolsistas elas refletem-se na volatilidade dos preços do ouro. Confirmamos a existência de causalidade de *Granger* entre as variáveis IPI→S&P500; S&P500→VIX; VIX→PSI20. Verificamos que os diferentes índices apresentam um comportamento similar ao longo do tempo, quando existe um choque no índice S&P500, esse mesmo choque é refletido no índice PSI20. Constatamos ainda que a volatilidade dos mercados financeiros é causada principalmente por eles próprios.

5 - Conclusão

Após uma recolha teórica sobre os dados em estudo procedeu-se a um estudo prático com o objetivo de analisar a relação dinâmica entre a volatilidade dos preços do ouro e os mercados financeiros: PSI20, S&P500, VIX e os preços do ouro, para um horizonte temporal compreendido entre Janeiro 1993 a Setembro 2013.

A modelização da volatilidade através dos modelos VAR permitiu-nos verificar que há uma relação entre as variáveis, existe uma dinâmica condicional que influencia a volatilidade. Todas as variáveis são endógenas com exceção dos preços do ouro. Provou-se que o índice S&P500 exerce uma forte influência sobre o índice VIX o que influencia diretamente os preços do ouro bem como se pode verificar que o índice VIX tem uma influência no PSI20. Constatamos que a volatilidade dos mercados financeiros é causada por eles próprios. Foi detetada a causalidade de *Granger* das variáveis $IPI \rightarrow S\&P500$; $S\&P500 \rightarrow VIX$; $VIX \rightarrow PSI20$. Verificamos ainda que os índices adotam um comportamento semelhante ao longo do tempo onde se pode observar que os choques sentidos num índice vão ter consequências nos outros. O contributo deste trabalho é duplo, tendo-se efetuado a formalização e a modelização das volatilidades através dos modelos VAR.

Para estudos futuros, um possível caminho poderá passar por incorporar novos mercados tais como os mercados asiáticos ou os mercados dos países emergentes, a fim de verificar a existência dos efeitos da volatilidade.

6 - Referencias Bibliográficas

- Batten, J. a., Ciner., & Lucey, B. M. (2010). "The macroeconomic determinants of volatility in precious metals markets." *Resources Policy*, 35(2), pp. 65-71.
- Baur, D G. (2012). "Asymmetric volatility in the gold market.", pp. 26-39.
- Baur, D. G. (2013a). "Gold- Fundamental drivers and asset allocation." pp. 1-50
- Baur, D. G. (2013b). "The autumn effect of gold." *Research in International Business and Finance*, 27(1), pp. 1-11.
- Beckmann, J., & Czudaj, R. (2013). "Gold as an inflation hedge in a time-varying coeficiente framework." *The North American Journal of Economics and Finance*, 24, pp. 208-222
- Bera, A. K., & Higgins, M. L. (1993), "ARCH models: properties, estimation and testing." *Journal of Economics Surveys*, Vol. 7, No. 4, pp. 307-366.
- Blose, L. E. (2010). "Gold prices, custo f carry, and expected inflation." *Journal of Economics and Business*, 62(1), pp. 35-47.
- Borlowski, B., Krawiec, M., & Shachmurove, Y. (2013). "Impacto f volatility estimation method on theoretical option values." *Global Finance Journal*, 24(2), p. 119-128.
- C. Board, O. Exchange (2009). "The CBOE volatiliy index - VIX"

- Caiado, J. (2002). "Modelos VAR, taxas de juro e inflação.", *Literacia e Estatística* (Ed. P. Brito, A. Figueiredo, F. Sousa, P. Teles e F. Rosado), Actas do X Congresso da Sociedade Portuguesa da Estatística, pp. 215-228.
- Campbell, J. Y., & Hentschel, L. (1992). "No news is good news." *Journal of Financial Economics*, 31(3), pp. 281-318.
- Capie, F., Mills, T. C., & Wood, G. (2005). "Gold as a hedge against the dollar." *Journal of International Financial Markets, Institution and Money*, 15(4), pp. 343-352.
- Chang, C. L., Della Chang, J. C., & Huang, Y. W. (2013). "Dynamic price integration in the global gold market." *The North American Journal of Economics and Finance*, 26, pp. 227-235.
- Chen, S. X., & Xu, Z. (2014). "On implied volatility for options - Some reasons to smile and more to correct." *Journal of Econometrics*, 179(1), pp. 1-15.
- Christie, A. A. (1982). "The stochastic behavior of common stock variance-value, leverage and interest rate effects." *Journal of Financial Economics*, 10, pp. 407-432.
- Christopher G. Lamoureux, William D. Lastrapes, (1990). "Heteroskedasticity in return data: volume versus GARCH effects." *Journal of Finance*, Volume 45, issue 1(Mar., 1990), pp. 221-229.
- Cristina Aurélio (2012). "Assimetria na volatilidade dos mercados de ações." Instituto Politécnico de Lisboa Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- Day, T. E., & Lewis, C. M. (1992). "Stock market volatility and the information content of stock index options." *Journal of Econometrics*, 52(1-2), pp. 267-287.
- Dooley, M. P., Isard, P., & Taylor, M. P. (1995). "Exchange rates, country-specific shocks and gold." *Applied Financial Economics*, 5(3), pp. 121-129.
- Fioruci, J. A. (2012). "Modelagem de volatilidade via modelos GARCH com erros assimétricos: abordagem Bayesiana."
- Fleming, J (1998). "The quality of market volatility forecasts implied by S&P 100index option prices." *Journal of Empirical Finance* 5, pp. 317-345.
- French, K. R., Schwert, G. W., Stambaugh, R. F. (1987). "Expected stock returns and volatility." *Journal of Financial Economics*, pp. 3-30.
- Granger, C. W. J., (1998). "Real and spurious long-memory properties of stock market data: comment." *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, pp. 268-269.
- Granger, C. W. J., Ding, Z., (1996). "Varieties of long memory models." *Journal of Econometrics* 73, pp. 61-78.
- Grossman, Sanford, J., & Shiller., Robert, J., (1981). "The determinants of the variability of stock market prices." *American Economic Review*, American Economic Association, vol. 71(2), pp. 222-27.
- Hammoudeh, S., Yuan, Y., McAleer, M., & Thompson, M. (2010). "Precious metals-exchange rate volatility transmissions and hedging strategies. *International Review of Economics and Finance*, 19(4), pp.633-647

- Hood, M., & Malik, F. (2013). "Is gold the best edge and safe haven under changing stock market volatility?" *Review of Financial Economics*, 22(2), pp. 47-52.
- Indices, P. U. S. (2014). *S&P U.S. Indices*, (February).
- Jeff Fleming (1998). "The economic significance of the forecast bias of S&P 100 index options implied volatility." Jones Graduation School of Management Rice University.
- John, Y. Campbell, Ludger Hentschel, (1991). "No news is good news: na asymmetric modelo f changing volatility in stock returns."
- Jones, D. (2014). *Equity S&P500 Description S&P500*.
- Latane, H., Rendleman, R. J., (1976). "Standard deviation of stock price ratios implied by option premia." *Journal of Finance* 31, pp. 369-382.
- M. G. Kendall, A. Bradford Hill., (1953). "The analysis of economic time séries part 1: Prices." *Journal of Royal Statistical Society. Séries A (General)*, Volume 116, pp. 11-34.
- Mandelbrott, B., (2009). "The variation of certain speculative prices." *The Journal of Business*, Vol. 36, No. 4 (Oct., 1963), pp. 394-419.
- Mash, Terry A. & Merton, Robert C., (1984). "Dividend variability and variance bounds tests for the rationality of stock market prices." Working papers 1584-84., Massachusetts Institute of Technology (MIT), Sloan School of Management.
- Martins, G., & Utl, D. P. (2003). "Análise da volatilidade do prémio de risco do mercado de capitais portugueses.", 2002, pp. 1-36.
- Mencía, J., & Sentana E. (2013). "Valuation of VIX derivatives." *Journal of Financial Economics*, 108(2), pp. 367-391.
- Mishra, B., & Rahman, M. (2005). "The Dynamics of Bombay stock, US stock and London gold markets." *Indian Journal of Economics and Business*, 4(1), pp. 151-160.
- Mizrach, B., (1990). "Learning and conditional heteroskedasticity in asset returns." Mimeo, Department of Finance, The Warthon School, University of Pennsylvania.
- Poterba, James. M. & Summers, Lawrence H, (1986). "The persistence of volatility and stock market fluctuations." *American Economic Review*, American Economic Association, vol. 76(5), pp. 1142-51.
- Pukthuanthong, K., & Roll, R. (2011). "Gold and the dollar (and the Euro, Pound, and Yen)." *Journal of Banking & Finance*, 35(8), pp. 2070-2083.
- Robert F. Engle, (1982). "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation." *Econometrica*, vol. 50, No.4. pp. 987-1007
- Robert F. Engle, Victor k. Ng, (1993). "Measuring and testing the impacto f news on volatility." *The Journal of Finance*, Vol. 48, No.5., pp. 1749-1778.
- Shafiee, S., & Topal, E. (2010). "An overview of global gold market and gold price forecasting." *Resources Policy*, 35(3), pp. 178-189.
- Street, L., & Grubb, M. (2014). "Gold demand trends full year 2013, (February).
- Tully, E., & Lucey, B. M. (2007). "A power GARCH examination of the gold market.". *Reaserch in International Business and Finance*, 21(2), pp. 316-325.

- Vedat Akgiray, (1989). "Conditional heteroscedasticity in time séries of stock returns: Evidence and forecasts." *The Journal of Business*, vol. 62, No.1., pp, 55-80.
- Whaley, R. E. (2009). "Understanding the VIX, pp. 98-106.
- Ziaei, S. M. (2012). "Effects of gold price on equity, bond and domestic credit: Evidence from ASEAN+3." *Procedia- Social and Behavioral Science*, 40, pp. 341-346.

7-Apêndice

Figura 12 - VAR PSI20 completo

Vector Autoregression Estimates
Date: 06/05/14 Time: 15:34
Sample (adjusted): 1994M05 2013M09
Included observations: 233 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

	STDDLPSI20R	STDDLVIIX	STDDLPII
STDDLPSI20R(-1)	0.724859 (0.02535) [28.5963]	-0.029836 (0.03083) [-0.96764]	0.005355 (0.00320) [1.67141]
STDDLVIIX(-1)	0.081378 (0.03910) [2.08140]	-0.192700 (0.04756) [-4.05176]	-0.016131 (0.00494) [-3.26439]
STDDLPII(-1)	1.140945 (0.29708) [3.84056]	1.582915 (0.36138) [4.38025]	0.503313 (0.03755) [13.4051]
C	-0.005265 (0.00648) [-0.81209]	0.174873 (0.00789) [22.1731]	0.004163 (0.00082) [5.08085]
M1	0.001701 (0.00214) [0.79620]	-0.001733 (0.00260) [-0.66707]	0.000303 (0.00027) [1.12098]
M2	0.005882 (0.00220) [2.67740]	-0.002000 (0.00267) [-0.74862]	0.000196 (0.00028) [0.70558]
M3	0.004101 (0.00219) [1.87366]	0.001171 (0.00266) [0.44002]	0.000154 (0.00028) [0.55653]
M4	0.002659 (0.00215) [1.23401]	0.000448 (0.00262) [0.17075]	0.000148 (0.00027) [0.54273]
M5	0.003606 (0.00211)	-0.001032 (0.00257)	7.38E-05 (0.00027)
ID05M10	0.000853 (0.00656) [0.13016]	0.001456 (0.00797) [0.18266]	0.006825 (0.00083) [8.23874]
ID97M11	0.004455 (0.00665) [0.67039]	0.036191 (0.00808) [4.47675]	-0.001057 (0.00084) [-1.25817]
ID02M10	0.055839 (0.00655) [8.52310]	0.018165 (0.00797) [2.27936]	-0.000294 (0.00083) [-0.35452]
ID00M03	0.048118 (0.00652) [7.37871]	-0.000567 (0.00793) [-0.07143]	-0.000281 (0.00082) [-0.34067]
ID12M12	0.005195 (0.00658) [0.78901]	0.003076 (0.00801) [0.38396]	0.003639 (0.00083) [4.37267]
ID08M07	0.043305 (0.00649) [6.67068]	0.011874 (0.00790) [1.50364]	-0.000399 (0.00082) [-0.48613]
ID98M11	0.047718 (0.00681) [7.00574]	0.016675 (0.00829) [2.01262]	-0.001379 (0.00086) [-1.60149]
ID07M08	-0.003686 (0.00651) [-0.56602]	0.052706 (0.00792) [6.65272]	-0.000150 (0.00082) [-0.18167]
STDDLEUROR3(-1)	0.418032 (0.56962) [0.73387]	1.446171 (0.69291) [2.08709]	0.174029 (0.07199) [2.41733]
STDDLEUROR3(-2)	-0.502723 (0.56540) [-0.88915]	-1.254984 (0.68777) [-1.82471]	-0.161384 (0.07146) [-2.25844]

ID00M04	0.027538 (0.00662) [4.16248]	-0.003219 (0.00805) [-0.39998]	-0.000675 (0.00084) [-0.80783]
ID10M12	0.032406 (0.00658) [4.92249]	-0.005849 (0.00801) [-0.73043]	-0.000453 (0.00083) [-0.54443]
ID12M06	0.036096 (0.00660) [5.47264]	0.012098 (0.00802) [1.50784]	-0.000639 (0.00083) [-0.76677]
ID11M10	0.003311 (0.00683) [0.48449]	0.051940 (0.00831) [6.24776]	-0.000169 (0.00086) [-0.19513]
ID08M02	0.035336 (0.00654) [5.40671]	0.011070 (0.00795) [1.39248]	-0.000395 (0.00083) [-0.47789]
ID03M11	-0.006025 (0.00652) [-0.92375]	0.036812 (0.00793) [4.64006]	-0.000655 (0.00082) [-0.79441]
ID11M08	0.006003 (0.00655) [0.91587]	0.042820 (0.00797) [5.37091]	0.000373 (0.00083) [0.45069]
ID97M10	0.029663 (0.00659) [4.50418]	0.008028 (0.00801) [1.00215]	0.000769 (0.00083) [0.92338]
ID98M02	0.029898 (0.00653) [4.57920]	-0.000248 (0.00794) [-0.03128]	-0.000387 (0.00083) [-0.46903]

R-squared	0.896618	0.705164	0.815817
Adj. R-squared	0.877629	0.651010	0.781988
Sum sq. resids	0.007813	0.011560	0.000125
S.E. equation	0.006314	0.007680	0.000798
F-statistic	47.21885	13.02155	24.11560
Log likelihood	869.6929	824.0423	1351.635
Akaike AIC	-7.147579	-6.755728	-11.28442
Schwarz SC	-6.599560	-6.207709	-10.73640
Mean dependent	0.056543	0.160973	0.005443
S.D. dependent	0.018048	0.013000	0.001709
Determinant resid covariance (dof adj.)		1.36E-15	
Determinant resid covariance		8.08E-16	
Log likelihood		3056.757	
Akaike information criterion		-25.28546	
Schwarz criterion		-23.64141	

Figura 13 - VAR S&P500 completo

Vector Autoregression Estimates
Date: 05/27/14 Time: 17:30

STDDLVI(-4)	0.005192 (0.01837) [0.28259]	0.002174 (0.05109) [0.04255]	-0.002444 (0.00490) [-0.49828]
STDDLVI(-5)	0.012116 (0.01733) [0.69917]	0.036039 (0.04819) [0.74793]	-0.002045 (0.00463) [-0.44213]
STDDLPI(-1)	1.684397 (0.16481) [10.2202]	2.803476 (0.45827) [6.11757]	0.490673 (0.04399) [11.1537]
STDDLPI(-2)	-0.673047 (0.19380) [-3.47290]	-0.277314 (0.53887) [-0.51462]	-0.008815 (0.05173) [-0.17041]
STDDLPI(-3)	0.029896 (0.18464) [0.16192]	-1.218284 (0.51339) [-2.37301]	0.089046 (0.04928) [1.80681]
STDDLPI(-4)	-0.008385 (0.17709) [-0.04735]	0.572211 (0.49242) [1.16205]	-0.048586 (0.04727) [-1.02783]
STDDLPI(-5)	0.022975 (0.15496) [0.14827]	-0.578486 (0.43088) [-1.34257]	-0.044129 (0.04136) [-1.06688]
C	-0.012607 (0.00806) [-1.56377]	0.204170 (0.02242) [9.10814]	0.002818 (0.00215) [1.30962]

M1	-0.000879 (0.00090) [-0.97179]	-0.000594 (0.00251) [-0.23614]	0.000249 (0.00024) [1.03346]
M2	-0.001449 (0.00092) [-1.57277]	-0.002438 (0.00256) [-0.95176]	7.89E-05 (0.00025) [0.32077]
M3	0.000609 (0.00095) [0.64253]	0.000265 (0.00264) [0.10043]	7.30E-05 (0.00025) [0.28873]
M4	-0.000186 (0.00093) [-0.19981]	0.000545 (0.00259) [0.21050]	0.000285 (0.00025) [1.14668]
M5	0.000495 (0.00091) [0.54516]	-0.001943 (0.00253) [-0.76892]	0.000220 (0.00024) [0.90753]
M6	0.000543 (0.00093) [0.58446]	0.002999 (0.00258) [1.16112]	7.32E-05 (0.00025) [0.29530]
M7	0.000167 (0.00090) [0.18423]	0.002145 (0.00252) [0.85291]	0.000123 (0.00024) [0.50789]
M8	0.000145 (0.00094) [0.15489]	-0.001543 (0.00261) [-0.59088]	0.000264 (0.00025) [1.05372]
M9	-0.000135 (0.00092) [-0.14584]	0.000916 (0.00257) [0.35674]	0.000233 (0.00025) [0.94626]
M10	-0.000982 (0.00096) [-1.02373]	-0.001075 (0.00267) [-0.40294]	0.000124 (0.00026) [0.48508]
M11	0.000909 (0.00094) [0.97190]	0.001453 (0.00260) [0.55869]	0.000298 (0.00025) [1.19480]
STDDL DOLLARR2(-1)	-0.000541 (0.07860) [-0.00689]	0.220239 (0.21854) [1.00776]	0.026901 (0.02098) [1.28226]
STDDL DOLLARR2(-2)	-0.038335 (0.07819) [-0.49025]	-0.075785 (0.21743) [-0.34856]	-0.023552 (0.02087) [-1.12842]
ID98M09	0.008644 (0.00268) [3.22795]	0.065696 (0.00745) [8.82316]	0.005211 (0.00071) [7.28975]
ID08M10	0.000331 (0.00291) [0.11392]	0.076604 (0.00809) [9.46836]	0.015518 (0.00078) [19.9810]
ID05M10	0.000563 (0.00269) [0.20971]	-0.001715 (0.00747) [-0.22957]	0.006732 (0.00072) [9.38978]
ID01M10	0.017769 (0.00272) [6.52987]	0.012298 (0.00757) [1.62542]	-0.000605 (0.00073) [-0.83302]
ID12M12	0.001543 (0.00275) [0.56116]	0.004558 (0.00765) [0.59604]	0.003663 (0.00073) [4.98921]
ID08M09	0.003349 (0.00274) [1.22324]	-0.003871 (0.00761) [-0.50854]	0.004085 (0.00073) [5.58969]

ID07M08	-0.001589 (0.00272) [-0.58461]	0.056149 (0.00756) [7.43090]	-0.000192 (0.00073) [-0.26494]
ID11M08	0.000258 (0.00269) [0.09591]	0.047657 (0.00749) [6.36579]	0.000301 (0.00072) [0.41907]
ID11M10	0.000658 (0.00301) [0.21863]	0.059043 (0.00837) [7.05070]	0.000875 (0.00080) [1.08874]
ID11M09	0.016319 (0.00278) [5.87348]	0.018643 (0.00773) [2.41313]	0.000181 (0.00074) [0.24348]
ID03M11	-0.004656 (0.00269) [-1.73121]	0.034153 (0.00748) [4.56748]	-0.000433 (0.00072) [-0.60256]
ID97M11	-0.004392 (0.00269) [-1.63062]	0.033045 (0.00749) [4.41248]	-0.000691 (0.00072) [-0.96065]
ID08M02	0.012167 (0.00274) [4.43290]	0.009680 (0.00763) [1.26837]	-0.000293 (0.00073) [-0.39964]
ID07M03	-0.001220 (0.00273) [-0.44730]	0.023824 (0.00759) [3.14009]	0.002083 (0.00073) [2.86044]
ID97M06	0.008636 (0.00269) [3.20635]	-0.006681 (0.00749) [-0.89202]	-0.000382 (0.00072) [-0.53101]
ID01M04	0.009689 (0.00270) [3.58253]	-0.004781 (0.00752) [-0.63568]	-0.000396 (0.00072) [-0.54890]
ID98M12	0.010733 (0.00298) [3.60764]	0.004305 (0.00827) [0.52036]	-0.000385 (0.00079) [-0.48439]
ID96M03	0.002447 (0.00270) [0.90799]	0.007283 (0.00749) [0.97180]	0.002158 (0.00072) [3.00004]
ID02M08	0.010213 (0.00271) [3.76867]	0.017742 (0.00754) [2.35466]	0.000944 (0.00072) [1.30448]
ID05M11	-0.010555 (0.00291) [-3.62406]	-0.015326 (0.00810) [-1.89253]	0.001151 (0.00078) [1.48053]
ID98M10	-0.007594 (0.00294) [-2.58459]	-0.017685 (0.00817) [-2.16465]	-0.000432 (0.00078) [-0.55042]
R-squared	0.961267	0.753682	0.873937
Adj. R-squared	0.950664	0.686254	0.839428
Sum sq. resids	0.001194	0.009229	8.50E-05
S.E. equation	0.002582	0.007180	0.000689
F-statistic	90.66047	11.17760	25.32496
Log likelihood	1067.896	833.7077	1370.357
Akaike AIC	-8.889920	-6.844609	-11.53151
Schwarz SC	-8.140199	-6.094888	-10.78178
Mean dependent	0.036395	0.160784	0.005458
S.D. dependent	0.011626	0.012819	0.001720
Determinant resid covariance (dof adj.)		1.38E-16	
Determinant resid covariance		6.60E-17	
Log likelihood		3291.038	
Akaike information criterion		-27.43264	
Schwarz criterion		-25.18348	

Figura 14 - Teste normalidade PSI20

VAR Residual Normality Tests
 Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
 Null Hypothesis: residuals are multivariate normal
 Date: 06/19/14 Time: 18:52
 Sample: 1993M01 2013M09
 Included observations: 233

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	1.220876	57.88256	1	0.0000
2	1.255890	61.25023	1	0.0000
3	2.050233	163.2343	1	0.0000
Joint		282.3671	3	0.0000

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	5.751834	73.51722	1	0.0000
2	5.463518	58.91911	1	0.0000
3	10.11913	492.0379	1	0.0000
Joint		624.4742	3	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	131.3998	2	0.0000
2	120.1693	2	0.0000
3	655.2722	2	0.0000
Joint	906.8413	6	0.0000

Figura 15 - Teste normalidade S&P500

VAR Residual Normality Tests
 Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
 Null Hypothesis: residuals are multivariate normal
 Date: 06/19/14 Time: 18:53
 Sample: 1993M01 2013M09
 Included observations: 229

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	1.543223	90.89529	1	0.0000
2	0.975466	36.31687	1	0.0000
3	1.286173	63.13685	1	0.0000
Joint		190.3490	3	0.0000

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	8.576065	296.6743	1	0.0000
2	4.653874	26.09933	1	0.0000
3	6.039281	88.13853	1	0.0000
Joint		410.9121	3	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	387.5696	2	0.0000
2	62.41619	2	0.0000
3	151.2754	2	0.0000
Joint	601.2612	6	0.0000

Lista de Acrónimos

ADR	<i>American Depositary Receipt</i>
ADS	<i>American Depositary Share</i>
AIC	<i>Akaike Information Criterion</i>
APGARCH	<i>Asymmetric Power Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
ARCH	<i>Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
CBOE	<i>Chicago Board Options Exchange</i>
EFT	<i>Exchange Traded Funds</i>
EGARCH	<i>Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
ETN	<i>Exchange Traded Note</i>
GARCH	<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity</i>
IPI	<i>Índice de produção industrial americano</i>
NASDAQ	<i>National Association of Securities Dealers Automated Quotation</i>
NYSE	<i>New York Stock Exchange</i>
PSI	<i>Portuguese Stock Index</i>
SIC	<i>Schwarz Information Criterion</i>
VAR	<i>Vector Autoregressive</i>
VI	<i>Volatilidade Implícita</i>
VIX	<i>Market Volatility Index</i>
WGC	<i>World Gold Council</i>