

A Influência do Índice de Volatilidade na Dinâmica do Mercado Acionário Brasileiro

Diogo Lemos Oliveira - Graduando em Matemática Aplicada
IM/UFRJ
diogolemos010@gmail.com

Pedro Gil Antunes Alcântara - Graduando em Matemática Aplicada
IM/UFRJ
pedrogil.alcantara@gmail.com

Vinicius Mothé Maia - Doutor em Administração
FACC/UFRJ
vmaia@facc.ufrj.br

RESUMO

O índice de volatilidade implícita do mercado acionário (IVOL-BR) tem como principal objetivo servir como uma fonte adicional de informação para pesquisadores e praticantes acerca da incerteza futura do Ibovespa. A volatilidade possui grande relevância uma vez que é a única variável que não pode ser obtida explicitamente no próprio mercado. Calculado aos moldes do VIX, precursor dos índices de volatilidade, o IVOL-BR busca captar a expectativa de risco do mercado um mês a frente, funcionando assim como um antecedente das boas e más notícias presente no cotidiano do mercado. Sendo assim, a presente pesquisa tem o intuito de analisar a influência do índice de volatilidade no mercado acionário brasileiro, contribuindo com uma nova perspectiva em busca de oportunidades de ganho para termos de curto e médio prazo.

Palavras-chave: IVol-BR, índice de volatilidade, mercado acionário.

1 - INTRODUÇÃO

Em finanças, a volatilidade é vista como sendo o risco de um ativo ou índice de mercado, estando diretamente relacionada às variações dos preços dos ativos. Quanto maior a variação no preço de uma ação, maior será a volatilidade observada e conseqüentemente maior o risco de se ganhar ou perder dinheiro negociando essa ação. Por ser a única variável não observada no mercado, a volatilidade costuma receber especial atenção de acadêmicos e agentes de mercado devido à sua importância nos modelos de precificação de ativos e opções e gestão de risco.

Sendo assim, como o intuito de minimizar tal incerteza, a Bolsa de Valores de Chicago criou o VIX. O VIX foi o primeiro índice de volatilidade implícita a ser criado, tendo como objetivo condensar a superfície de volatilidade em um único valor. A ideia do índice de volatilidade é condensar a superfície de volatilidade, sendo assim o VIX calcula a volatilidade implícita da bolsa de valores para os próximos 30 dias utilizando as opções do índice de ações do S&P 500. Uma das principais características da volatilidade implícita é o fato de o preço de uma opção estar relacionado com a volatilidade futura. Em seu estudo, Giot (2005) buscou estudar a relação entre o índice da Bolsa. Num primeiro passo ele considerou as mudanças nos índices contemporâneos da bolsa (S&P 100 e Nasdaq 100) e o seu correspondente índice de volatilidade (VIX e VXN, respectivamente).

Assim como Whaley (2000), Giot (2005) obtém uma relação negativa e estatisticamente significativa para ambos os mercados acionários e seus respectivos índices de volatilidade. Já num segundo passo, o foco foi a possível relação entre o índice de volatilidade implícito e o retorno futuro do mercado acionário. O objetivo era verificar se altos índices de

volatilidade implícita podem ser vistos como sinais de compra para termos de curto e médio prazo, ou seja, se esses índices representam oportunidades de ganho.

A partir do exposto, o objetivo do presente trabalho é aplicar o estudo feito por Giot para as informações do mercado acionário brasileiro (Ibovespa) e seu índice de volatilidade implícita, IVol-BR, calculado pelo Nefin. Segundo Astorino (2017), a metodologia do IVol-BR combina a metodologia internacional padrão utilizada em mercados de alta liquidez com ajustes que levam em conta a baixa liquidez nos mercados de opções brasileiros, fazendo-se uma série de testes empíricos para validar o IVol-BR. Foi usado esse índice de volatilidade implícita para calcular o chamado *variance risk premium*, ou prêmio de risco para o Brasil. Também se definiu uma medida de aversão ao risco variável no tempo do investidor representativo no mercado brasileiro e, de acordo com a evidência internacional, mostrou-se que o prêmio de variação prevê fortemente os futuros retornos das ações. Além disso, também se concluiu que essa medida de aversão ao risco é um forte preditor de retornos futuros com um índice ligeiramente superior ao prêmio de risco.

Sendo assim, a presente pesquisa é motivada pela perspectiva de compreender uma nova dinâmica de mercado, dado que há poucos trabalhos sobre índice de volatilidade acionária no Brasil e considerando o fato de o país estar passando por um período de instabilidade política e financeira, seria muito relevante ter um novo instrumento como esse capaz de apresentar aos agentes o nível de volatilidade esperada no curto prazo e proteger os portfólios dos investidores contra cenários de grande incerteza.

Para se atingir o objetivo proposto, utilizou-se de estatística descritiva para tomar um primeiro contato com as variáveis estudadas e em seguida aplicar o método de regressão múltipla. Por fim, classificou-se a série histórica do índice de volatilidade visando identificar se esse funcionaria como um indicador antecedente do índice de mercado. As séries históricas diárias do IVol-BR e índice Ibovespa estudadas foram de agosto de 2011 a julho de 2017.

Os resultados indicam que “notícias ruins” afetam com maior intensidade o índice Ibovespa, enquanto que as “notícias boas” não apresentaram significância estatística. Ao analisar o IVol-BR como indicador antecedente dos retornos do Ibovespa, os resultados apontam para sua utilização no médio prazo e potencialmente no longo prazo.

2- REFERENCIAL TEÓRICO

Ao se analisar a volatilidade como o risco de um ativo relacionada diretamente com as variações do preço desse ativo e uma vez que a mensuração da volatilidade não se encontra disponível no mercado para ser usada nos modelos de apreçamento de ativos e derivativos, entende-se porque ela é tão importante para investidores e estudada por acadêmicos (Whaley, 2000). A previsão de volatilidade pode ser gerada utilizando diferentes modelos. De forma mais genérica, a previsão da volatilidade pode apresentar resultados diferentes dependendo do modelo utilizado e das condições de mercado. Além disso, há um fator relevante nas previsões, mesmo que somente um tipo de modelo seja usado, esse fator é a escolha dos parâmetros, de forma que quando os mercados são estáveis, as diferentes entre as previsões são relativamente pequenas.

Segundo Pinho, Camargos e Figueiredo (2017), o fato de a volatilidade não ser uma variável diretamente observável faz com que existam três enfoques principais para seu cálculo:

- Estatístico: calculada por meio de modelos econométricos, com dados passados da variável. Com o desenvolvimento computacional, esses modelos evoluíram de estimadores simples como o alisamento exponencial, para modelos mais sofisticados de regressão e volatilidade estocástica;

- Implícito: calculada com o equacionamento do preço de mercado observado com o preço modelado de uma opção europeia (Black-Scholes);
- Histórico: obtida através de uma média de uma função dos últimos “k” retornos de uma série ou pelo desvio padrão da amostra.

Segundo Gabe e Portugal (2004), muitos economistas indicam que se o mercado de opções for eficiente, a volatilidade implícita derivada do preço de uma opção e deve ser um melhor preditor do mercado da volatilidade futura do que as que se baseiam em dados históricos. A volatilidade implícita contém a crença dos participantes do mercado sobre eventos futuros e informações que não são estritamente históricas, tal como mudança de cenário político, novos indicadores de política econômica, por exemplo. Sendo assim, muitas pesquisas (Mota e Fernandes, 2004; Andrade e Tabak, 2001; Day e Lewis, 1992; Corrado e Miller, 2006) têm sido realizadas com o intuito de determinar o melhor estimador que prediz com maior eficiência a volatilidade dos mercados financeiros. Porém os resultados obtidos não são conclusivos e longe de serem unânimes, pois o resultado final depende do modelo de apreçamento utilizado para extrair a volatilidade implícita e do modelo estatístico usado para analisar os dados históricos.

A volatilidade implícita tem se tornado um tema importante em finanças, incentivado tanto por sua dimensão acadêmica como pelo mercado de capitais. No âmbito acadêmico, o número de pesquisas acerca do assunto é crescente sobre o conteúdo informacional embutido no preço dos ativos. Já do ponto de vista do mercado, a volatilidade implícita vem sendo negociada diretamente no mercado de derivativos como um ativo, o que permite seu emprego para diversificação de riscos em carteiras de investimentos.

Ainda em relação à volatilidade implícita, a fórmula de Black-Scholes calcula o preço de uma opção em função do preço de exercício da opção, do preço atual do ativo, da taxa livre de risco do mercado e da volatilidade do ativo. Através dos valores negociados em bolsa, esta fórmula pode ser invertida, obtendo-se a partir dos demais termos, a volatilidade do ativo e esta é a volatilidade implícita (Odegaard, 1999).

Porém, o estimador mais simples da volatilidade é o desvio padrão histórico, que atribui peso uniforme a todas as observações. Embora sua implementação seja razoavelmente simples, esse modo de cálculo é um tanto quanto superficial, pois acaba ignorando características inerentes de uma série de retornos, pelo fato de não distinguir observações mais recentes de mais antigas, dando pesos iguais no cálculo, apesar de as mais recentes serem mais relevantes, por exemplo. Para contornar esse problema, geralmente usa-se a chamada “janela móvel”, com um número pré-determinado de observações, em vez de utilizar toda a amostra (Mota e Fernandes, 2004).

Um outro problema possível, tratado por alguns autores, como Bodie, Kane e Marcus em seu livro “Fundamentos de Investimentos”, é quando há um dado discrepante da média, chamado evento extremo. Esse evento vai causar grande impacto na volatilidade, de forma instantânea, uma vez que está na amostra para a estimação da volatilidade e possui peso igual aos outros eventos. Esse método ainda é muito empregado, geralmente para se ter uma ideia do tamanho e grandeza da volatilidade da carteira e ou ativo, e sendo de rápida e fácil implementação, características vistas com bons olhos no mercado financeiro.

Além disso, o modelo não é tão discrepante à realidade quando o ambiente econômico não está tão turbulento, ou seja, em que não há existência de retornos extremos em um passado recente. Sendo assim, quando o mercado está pouco volátil, o modelo histórico não gera resultado muito diferente dos obtidos por outros modelos mais sofisticados e é obtido com maior rapidez. Mas caso o mercado se encontra bastante volátil, com retornos extremos quase que diariamente, o resultado é incompatível com a realidade. Em contraste, o alisamento exponencial (EWMA – *exponentially weighted moving average*) distribui peso

maior para observações mais recentes, mas apresenta o inconveniente da escolha arbitrária do grau de suavização.

Os modelos GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) e de volatilidade estocástica, por não sofrerem desses problemas, são mais usados (Mota e Fernandes, 2004). O cálculo da volatilidade usa uma janela móvel de tempo. O uso da amostra deve atribuir um peso de maneira que reduza o efeito das observações estatísticas do passado mais distante. O método EWMA considera que a série de retornos diários com T observações históricas é ponderada por um fator de decaimento. As ponderações mais recentes no tempo são consideradas com um peso maior que as observações mais remotas. A volatilidade pode ser expressa como uma função dela própria defasada no tempo. Este tipo de situação juntamente com o modelo que descreve um ativo em função da volatilidade é dito um modelo de volatilidade estocástica.

No âmbito do mercado brasileiro, Gabe e Portugal (2004) destacam que os modelos históricos são superiores aos modelos implícitos. Os autores afirmam que a volatilidade implícita é viesada e ineficiente, enquanto a volatilidade histórica contém informação preditiva sobre a volatilidade futura além do que está contido na volatilidade implícita. Entretanto, destacam que se a volatilidade implícita é uma medida *ex-ante* (baseada em suposição e prognóstico, caráter subjetivo), na qual todos os agentes de mercado teriam à disposição todo o conjunto de informações relevantes sobre o futuro, ela deveria prever com maior habilidade a volatilidade futura do que um modelo que toma os dados *ex-post* (baseado em conhecimento, observação, análise, caráter objetivo) indicando assim uma ineficiência do mercado de opções brasileiro.

Já Andrade e Tabak (2001) utilizaram opções de dólar para estudar se existe informação relevante no mercado de câmbio entre 1999 e 2000. Compararam o poder de previsão da volatilidade implícita com os modelos de média móvel e do tipo GARCH. Os autores concluíram que modelos que utilizam volatilidades históricas são inferiores à volatilidade implícita obtida no mercado, mesmo com o viés na previsão da volatilidade futura, inerente ao modelo implícito.

Existem diversos estudos acerca dessa mesma temática também no mercado norte-americano. Canina e Figlewski (1993) apontam que a volatilidade implícita tem virtualmente nenhuma correlação com a volatilidade futura, o que por si só já seria uma afirmação bastante controversa. Além disso, o fato usado como base para tal afirmação foi obtido a partir de dados entre 1983 e março de 1987, ou seja, antes do “crash de 1987”, considerando o S&P 100, que era o mercado mais líquido de opções da época.

Da mesma forma, Day e Lewis (1992) analisaram opções de S&P 100 entre 1985 e 1989. Eles analisaram o poder de previsão da volatilidade implícita ao índice e fez-se uma comparação com modelos do tipo GARCH. Os resultados além de indicarem a volatilidade implícita como um estimador ineficiente e viesado, mostraram que a volatilidade passada contém informação preditiva relevante sobre a volatilidade futura, além daquela contida na volatilidade implícita. Para isso, usou-se as hipóteses de sobreposição da maturidade de opções e diferença temporal na obtenção dos dados, isto é, o horário de fechamento de opções é diferente das ações.

Ainda sobre essa comparação, Corrado e Miller (2006) analisaram qual das duas volatilidades melhor explicava os retornos esperados. Nessa pesquisa concluíram que os índices de volatilidade implícitos dominam a volatilidade do índice histórico quanto ao fornecimento de previsões de volatilidade futura dos preços para os índices de ações S&P 100, S&P 500 e Nasdaq 100. Os índices de volatilidade implícitos têm um certo viés, mas ainda assim, são mais eficientes em termos de erro quadrático médio em relação à volatilidade histórica.

Sendo assim, dessa relação entre volatilidade implícita e retorno, o comportamento dos índices de volatilidade foi cada vez mais alvo de pesquisas, tendo como foco central dos estudos o VIX, que é o precursor desses índices.

Com respeito ao VIX, Whaley (2000) estudou a relação entre a variação no índice da bolsa de valores americana e a variação do VIX. Segundo ele, níveis elevados de VIX são coincidentes com altos níveis de turbulência no mercado, seja atribuição de declínio do mercado de ações ou ameaças de guerras, mudanças inesperadas nas taxas de juros etc. Sendo assim, quanto maior o medo, maior o VIX. Por isso o VIX ganhou o nome de medidor do medo do mercado acionário ("*investor fear gauge*" em inglês).

Whaley (2000) trata como se dá a transmissão entre o aumento do risco e o impacto nos preços dos ativos. Em momentos de crise, as taxas de desconto são revisadas para cima o que gera uma diminuição do valor presente dos fluxos futuros aos acionistas, e, conseqüentemente, uma queda acentuada no valor dos ativos.

Já Giot (2005), estudou a relação entre índices de volatilidades implícitos e retorno no índice de ações. Ele constatou uma correlação negativa forte entre as mudanças contemporâneas nos índices de volatilidade implícita e os índices de ações subjacentes. Ele afirma que em momentos de baixa no mercado acionário, ocorre também altos índices de volatilidade, mas a recíproca não acontece na mesma intensidade, ou seja, quando há aumento no retorno das ações, não ocorrem índices muito baixos de volatilidade. Isso nos mostra uma assimetria entre as variáveis estudadas, que segundo estudos de Black (1976) e Christie (1982), é chamado de efeito alavancagem.

Black (1976) teria encontrado, em seu estudo, evidências de que retornos de ações são negativamente correlacionados com a volatilidade dos retornos, que posteriormente, Whaley (2000) corroborou, que a volatilidade tende a subir em resposta a "más notícias" (retorno menos do que o esperado) e tende a cair quando há "boas notícias" (retorno menor do que o esperado). Christie (1982) também colaborou para a teoria da alavancagem, ao afirmar que um dos fatores que poderia afetar a variação dos preços de uma ação é o grau de alavancagem financeira. A autora encontra uma associação forte e positiva entre a volatilidade dos retornos de ações e alavancagem financeiro, que determina que se o preço de uma ação cai (ou se eleva), a alavancagem financeira se eleva (ou diminui), pois altera a proporção de capital de terceiros em relação ao capital próprio.

E essa relação entre o VIX e o S&P 500 é amplamente estudada, pois os índices de volatilidade têm grande importância no mercado de opções e derivativos, dado que possibilitam a negociação dos derivativos sobre o nível de incerteza futura, o que permite um gerenciamento do risco de uma carteira de opções, assim como gerenciar o risco de taxa de juros em uma carteira de renda fixa (Dario, 2007).

Sendo assim, Astorino et al. (2015) propuseram em seu trabalho um índice de volatilidade implícita chamado IVol-BR, calculada pelo NEFIN (que é o Centro Brasileiro de Pesquisa em Economia Financeira da Universidade de São Paulo), cuja metodologia para computá-lo combina a metodologia internacional de última geração utilizada nos EUA com ajustes propostos que levem em consideração a baixa liquidez no mercado de opções brasileiro. O volume diário médio negociado neste mercado é de US\$20 milhões, e, como consequência, poucas opções de exercício são negociadas. Tal metodologia proposta pode ser aplicada a outros mercados de baixa liquidez.

Além disso, o IVol-BR possui boas características empíricas. Primeiramente, fazendo regressão da volatilidade voltada para o futuro no IVol-BR e uma série de variáveis de previsão de volatilidade tradicional, mostrou-se que a IVol-BR contém informações sobre a volatilidade futura. Em segundo lugar, decompueram o quadrado do IVol-BR em (i) a variância esperada dos retornos de ações e (ii) o "*equity variance premium*" (a diferença entre o quadrado do IVol-BR e a variância esperada). Esta decomposição é de interesse, uma vez

que esse prêmio está diretamente relacionado com a aversão ao risco do investidor representativo. Então, usa-se tal decomposição para definir uma medida de aversão ao risco variável no tempo para o mercado brasileiro. Por fim, mostraram que tanto a medida de aversão ao risco como o prêmio de risco têm poder preditivo sobre os retornos futuros das ações. Assim sendo, é importante que o IVol-BR se estabeleça como uma referência de mercado, como mencionado por Dario (2007), possibilitando uma futura aplicação da sua metodologia ao índice da Bolsa brasileira.

3 - METODOLOGIA

A base de dados utilizada para este estudo foram as séries históricas diárias do IVOL-BR e índice Ibovespa, fornecidas, respectivamente, pelo Nefim e Bloomberg. O período considerado foi de agosto de 2011 até julho de 2017.

Numa análise inicial foram realizados testes de correlação e visualização gráfica das séries com o objetivo de compreender, de maneira preliminar, a relação das variáveis. Já num segundo momento, foi realizada uma análise estatística e, baseado no estudo de Giot (2005). Por motivos de estacionariedade, foram calculadas as variações diárias dos logaritmos do IVol-BR e índice Ibovespa utilizados para realizar a regressão linear utilizando a equação 1:

$$\Delta_{ivol,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ \Delta_{ibov,t} D_t^+ + \beta_1^- \Delta_{ibov,t} D_t^- + \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde:

- $\beta_0^+, \beta_0^-, \beta_1^+, \beta_1^-$ são os coeficientes da regressão;
- $\Delta_{ibov,t}$ é a variação do logaritmo da Ibov obtida pela equação: $\ln(\text{Ibov}, t) - \ln(\text{Ibov}, t-1)$;
- D_t^+ e D_t^- são variáveis “dummy” onde D_t^- assume o valor 1 se $\Delta_{ibov,t} < 0$ e 0 caso contrário e, de forma análoga, D_t^+ assume o valor 1 se $\Delta_{ibov,t} > 0$ e 0 caso contrário.

A modelagem sugere a influência da Ibovespa sobre o índice de volatilidade implícita ao captar as relações entre as variáveis. Como o sinal não é fixado, esta influência pode ser captada sendo a mesma positiva ou negativa. Desta maneira, espera-se que uma queda na Ibovespa gere um aumento no índice de volatilidade e, de maneira análoga, um aumento da Ibovespa gere uma diminuição no índice de volatilidade.

Primeiramente, a regressão foi calculada para a série completa. Posteriormente, procurou-se avaliar os cenários de instabilidade política e econômica no país e sua possível relação com as variáveis. Para isso, a série foi dividida em três períodos:

- Momento 1: 01 de agosto de 2011 até 31 de dezembro de 2014
- Momento 2: 01 de janeiro de 2015 até 31 de julho de 2016
- Momento 3: 01 de agosto de 2016 até 31 de julho de 2017

Para investigar a capacidade preditiva do IVol-BR em relação ao retorno do Ibov foi realizado o estudo da seguinte maneira: os dois primeiros anos da amostra foram tomados como observações “conhecidas”, variáveis no tempo $t = 0$, e ordenou-se o logaritmo do IVol-

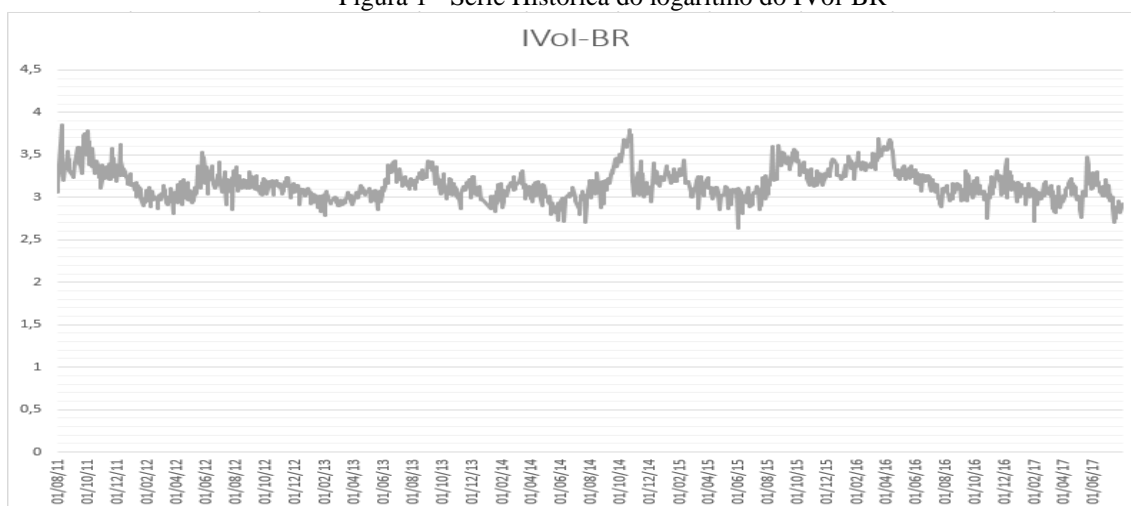
BR em 20 percentis. Em seguida observou-se a volatilidade no tempo $t = 1$, a mesma era classificada como “Volatilidade Alta”, se estivesse nos quatro primeiros percentis e como “Volatilidade Baixa”, se estivesse nos quatro últimos, sendo o restante classificado como “Volatilidade Média”. Por um lado, se a variável fosse classificada como “Volatilidade Alta” ou “Volatilidade Baixa”, a mesma era incorporada a série, armazenava-se os retornos do Ibovespa para 1, 5, 15, 21 e 42 dias, em seguida incorporava-se o valor na série das variáveis “conhecidas” e recalculava-se os percentis, repetindo o processo para o tempo $t = t + 1$. Por outro, se a variável fosse classificada como “Volatilidade média”, seus retornos eram ignorados e analisava-se a variável seguinte. Assim, obteve-se a média de retorno para cada prazo estudado seguinte a uma observação de baixa e de alta volatilidade.

4 - RESULTADOS

4.1 - Análise Estatística

Para análise dos dados foram utilizadas as séries históricas diárias do IVol-BR e do índice Ibovespa compreendidas entre o período de 01/08/2011 até 31/07/2017. Ambas são apresentadas nas figuras 1 e 2.

Figura 1 - Série Histórica do logaritmo do IVol-BR



Fonte: Nefin (<http://nefin.com.br/principal.html>)

Figura 2 - Série Histórica do logaritmo do Ibov



Fonte: Bloomberg

A análise dos gráficos demonstra indícios de que se a volatilidade implícita está muito mais alta que a volatilidade histórica, ou simplesmente “parece” estar, pode sugerir que o mercado está em queda, pois é empiricamente constatável que a volatilidade sobe quando o mercado cai e, para o mercado em alta, é constatado que os mesmos tendem a apresentar uma menor volatilidade, assim como afirma Elvis e Pfützenreuter (2008).

Tabela 1 – Correlação de Pearson entre as variáveis

| | IVol-BR | Ibov |
|----------------|----------------|-------------|
| IVol-BR | 1 | -0,4421 |
| Ibov | -0,4421 | 1 |

Fonte: Bloomberg e Nefin (<http://nefin.com.br/principal.html>)

O coeficiente de correlação de Pearson (ρ) será um valor no intervalo $[-1,1]$ para medir o grau de correlação entre as variáveis e sua direção (positiva ou negativa). Para os dados coletados, conforme a tabela 1, observa-se o valor de $\rho = -0,4421$, assim, como esperado, tal correlação é negativa, ou seja, as variáveis caminham em direções opostas, o aumento de uma implica na diminuição da outra.

Tabela 2 – Estatística descritiva para o logaritmo do índice IVol-BR

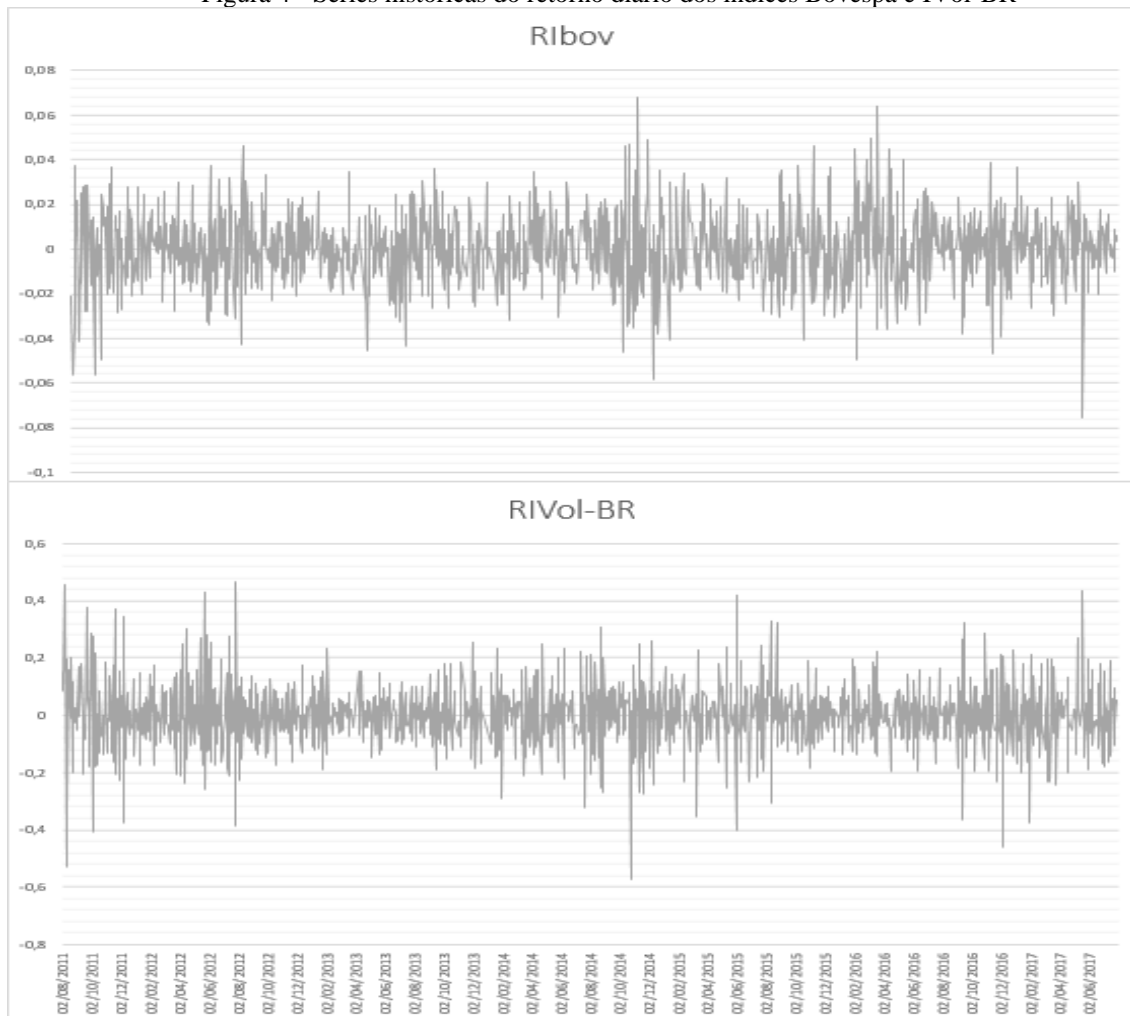
| Estatística | Amostra | | |
|----------------------|------------------------|-----------------------|-----------------|
| | Primeira Metade | Segunda Metade | Completa |
| Máximo | 3,8513 | 3,7940 | 3,8513 |
| Mínimo | 2,7107 | 2,6303 | 2,6303 |
| 1 Quartil | 3,0171 | 3,0576 | 3,0373 |
| 3 Quartil | 3,2231 | 3,3011 | 3,2634 |
| Média | 3,1317 | 3,1921 | 3,1619 |
| Mediana | 3,1196 | 3,1703 | 3,1412 |
| Variância | 0,0258 | 0,0351 | 0,0313 |
| Desvio-Padrão | 0,1606 | 0,1874 | 0,1770 |
| Assimetria | 0,7857 | 0,3841 | 0,5959 |
| Curtose | 1,4171 | 0,2095 | 0,6239 |
| Jarque-Bera | < 0.001 | <0.001 | <0.001 |

Fonte: Bloomberg e Nefin (<http://nefin.com.br/principal.html>)

Nota: A tabela trata das propriedades estatísticas do logaritmo da série do IVol-BR, sendo a primeira metade compreendida entre o período de 01/08/2011 à 22/07/2014 e a segunda metade entre 23/07/2014 e 31/07/2017

Na tabela 2, pode ser observada a estatística descritiva para o logaritmo do índice IVol-BR, com as medidas tradicionais tais como: máximo, mínimo, primeiro e terceiro quartil, média, mediana, variância, desvio-padrão, assimetria e curtose. Foi também realizado um teste de normalidade de Jarque-Bera onde foi visto que a série não apresenta distribuição normal. A assimetria, conforme esperado, é positiva. Nota-se um pequeno aumento na média e na variância do IVol-BR na segunda metade da amostra, o que era esperado em decorrência da instabilidade política e econômica em que se encontrava o país uma vez que notícias negativas tendem a ter uma maior influência no mercado e um maior impacto na volatilidade em comparação as notícias positivas.

Figura 4 - Séries históricas do retorno diário dos índices Bovespa e IVol-BR



Fonte: Bloomberg e Nefin (<http://nefin.com.br/principal.html>)

Na figura 4, percebe-se que o aumento da dispersão dos retornos está atrelado ao aumento da variação da volatilidade. Observa-se, também, que a volatilidade dos retornos não é constante ao longo do tempo, sofrendo grande variação nos retornos em certos períodos enquanto sofre pequenas alterações em outros.

Para o cálculo da regressão, um teste de estacionariedade é necessário para a série dos retornos, uma vez que há a necessidade de a série ser estacionária.

Tabela 3 – Teste de Estacionariedade (ADF)

| Retornos | Augmented Dickey-Fuller | p-valor |
|----------|-------------------------|---------|
| IVol-BR | -12,5620 | < 0.01 |
| Ibovespa | -10,4710 | < 0.01 |

Nota: A hipótese nula do teste de estacionariedade é de que a série apresenta raiz unitária e a hipótese alternativa de que a série não tem raiz unitária.

Segundo Brooks (2014) séries não estacionárias apresentam uma tendência temporal, portanto, podem apresentar alto poder explicativo mesmo com variáveis não correlacionadas. Por isso foi realizado o Teste de Estacionariedade Aumentado de Dickey-Fuller e, como resultado, as séries não apresentam raiz unitária, portanto, são estacionárias, desta forma, pode-se prosseguir com a regressão.

4. 2 - Relação entre o IVol-BR e o Ibovespa

Primeiramente, a regressão foi calculada para a série completa. Posteriormente, procurou-se avaliar os cenários de instabilidade política e econômica no país e sua possível relação com as variáveis. Para isso, a série foi dividida em três períodos, assim como abordado na metodologia. Na tabela 4 é apresentado o resultado com a série como um todo e na tabela 5 é apresentado o resultado considerando cada um dos momentos analisados.

Tabela 4 - Regressão Completa para o Ivol-BR

$$\text{Regressão : } \Delta_{ivol,t} = \beta_0^+ D_t^+ + \beta_0^- D_t^- + \beta_1^+ \Delta_{ibov,t} D_t^+ + \beta_1^- \Delta_{ibov,t} D_t^- + \varepsilon_t$$

| Variáveis | Coefficiente | Erro-padrão | Estatística t | p-valor |
|-------------------------|--------------|-------------|---------------|--------------|
| D_t^+ | -0,022 | 0,007 | -3,283 | 0,001055** |
| D_t^- | -0,013 | 0,006 | -2,159 | 0,031* |
| $\Delta_{ibov,t} D_t^+$ | 0,640 | 0,497 | 1,286 | 0,199 |
| $\Delta_{ibov,t} D_t^-$ | -2,317 | 0,528 | -4,388 | 1,232e-05*** |

Nota: O teste F teve p-valor = 1,408e-11 e Breusch-Pagan de valor 0.01845 por isso os estimadores foram corrigidos usando a matriz HAC (matriz de covariância de Newey-West).

Significância: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Os resultados indicam que, a menos dos fatores de amortecimento, os retornos negativos apresentam um impacto no índice Ivol-BR de 2,32% para cada 1,00% de redução da Ibovespa. Os valores para variações positivas não foram considerados significativos, isto ocorre em decorrência do contexto amplamente documentado na literatura em que “notícias ruins” tem um impacto maior no mercado em comparação a “notícias boas” uma vez que o esperado é que estas afetem, respectivamente, negativa e positivamente o índice Ibovespa.

Tabela 5 – Regressão para o Ibovespa considerando momento de análise

| Momento 1 | | | | |
|-----------|--------------|-------------|---------------|---------|
| Variáveis | Coefficiente | Erro-padrão | Estatística t | p-valor |
| D_t^+ | -0,024 | 0,009 | -2,520 | 0,012* |
| D_t^- | -0,016 | 0,008 | -1,990 | 0,047* |

| $\Delta_{ibov,t} D_t^+$ | 0,794 | 0,710 | 1,117 | 0,264 |
|-------------------------|--------------|-------------|---------------|----------|
| $\Delta_{ibov,t} D_t^-$ | -2,549 | 0,686 | -3,716 | 0,000*** |
| Momento 2 | | | | |
| Variáveis | Coefficiente | Erro-padrão | Estatística t | p-valor |
| D_t^+ | -0,024 | 0,012 | -1,947 | 0,052 |
| D_t^- | -0,004 | 0,010 | -0,413 | 0,680 |
| $\Delta_{ibov,t} D_t^+$ | 0,545 | 0,754 | 0,722 | 0,471 |
| $\Delta_{ibov,t} D_t^-$ | -1,496 | 0,711 | -2,105 | 0,036* |
| Momento 3 | | | | |
| Variáveis | Coefficiente | Erro-padrão | Estatística t | p-valor |
| D_t^+ | -0,017 | 0,019 | -0,890 | 0,374 |
| D_t^- | -0,015 | 0,017 | -0,931 | 0,353 |
| $\Delta_{ibov,t} D_t^+$ | 0,505 | 1,902 | 0,266 | 0,791 |
| $\Delta_{ibov,t} D_t^-$ | -2,582 | 1,503 | -1,718 | 0,087. |

Nota: O teste F teve p-valor de (4,247e-07; 0,009865; 0,05381) nos momentos (1; 2; 3) A primeira amostra conteve 773 observações, a segunda 337 observações e a terceira 223 observações, totalizando 1333 observações após a perda de uma observação inicial para o cálculo do retorno. Significância: 0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '.' 0.1 '.' 1

A tabela 5 apresenta o resultado das regressões para os momentos 1, 2 e 3. Os resultados sugerem que devido ao processo de impeachment, no Momento 2, uma menor influência da Ibovespa no IVol-BR que pode ser em decorrência da instabilidade política no país. Já no momento pós-impeachment a influência do impacto negativo na Ibovespa tornou-se ainda maior. De maneira geral, os resultados evidenciam que o IVol-BR age como um captador do medo do mercado, pois quaisquer mudanças na Ibovespa estão atreladas a um aumento no índice de volatilidade.

4.3 - IVol-BR como Indicador Antecedente para o Ibovespa

Foi realizado um estudo para verificar se a média de baixa e alta volatilidade apresentava diferenças quando comparada com a série completa. Para isso foram realizados o Teste T para diferença de médias e o teste Wilcoxon-Mann-Whitney (teste U). Os resultados obtidos estão nas tabelas 6 e 7 a seguir.

Tabela 6 – Teste T para médias

| | Média | Média Série Completa | Estatística t | p-valor |
|-----------------------------|-------------|----------------------|---------------|---------|
| 1 Dia – Vol. Alta | 4,575 e-04 | 6,861 e-05 | 0,193 | 0,847 |
| 1 Dia – Vol. Baixa | 8,103 e-05 | 6,861 e-05 | 0,007 | 0,993 |
| 5 Dias – Vol. Alta | 3,897 e-03 | 4,767 e-04 | 0,809 | 0,419 |
| 5 Dias – Vol. Baixa | 9,146 e-04 | 4,767 e-04 | 0,117 | 0,906 |
| 15 Dias – Vol. Alta | 5,659 e-04 | 1,532 e-03 | -0,164 | 0,869 |
| 15 Dias – Vol. Baixa | 2,489 e-03 | 1,532 e-03 | 0,154 | 0,877 |
| 21 Dias – Vol. Alta | 1,452 e-03 | 1,948 e-03 | -0,065 | 0,947 |
| 21 Dias – Vol. Baixa | 4,688 e-03 | 1,948 e-03 | 0,385 | 0,700 |
| 42 Dias – Vol. Alta | -5,000 e-03 | 4,832 e-03 | -0,976 | 0,330 |
| 42 Dias – Vol. Baixa | 1,172 e-02 | 4,832 e-03 | 0,637 | 0,525 |

Tabela 7 – Teste Wilcoxon-Mann-Whitney

| | Média | Média Série Completa | p-valor |
|--|-------|----------------------|---------|
|--|-------|----------------------|---------|

| | | | |
|-----------------------------|-------------|------------|-------|
| 1 Dia – Vol. Alta | 4,575 e-04 | 6,861 e-05 | 0,668 |
| 1 Dia – Vol. Baixa | 8,103 e-05 | 6,861 e-05 | 0,887 |
| 5 Dias – Vol. Alta | 3,897 e-03 | 4,767 e-04 | 0,467 |
| 5 Dias – Vol. Baixa | 9,146 e-04 | 4,767 e-04 | 0,918 |
| 15 Dias – Vol. Alta | 5,659 e-04 | 1,532 e-03 | 0,938 |
| 15 Dias – Vol. Baixa | 2,489 e-03 | 1,532 e-03 | 0,871 |
| 21 Dias – Vol. Alta | 1,452 e-03 | 1,948 e-03 | 0,820 |
| 21 Dias – Vol. Baixa | 4,688 e-03 | 1,948 e-03 | 0,804 |
| 42 Dias – Vol. Alta | -5,000 e-03 | 4,832 e-03 | 0,058 |
| 42 Dias – Vol. Baixa | 1,172 e-02 | 4,832 e-03 | 0,443 |

No âmbito do IVol-BR como antecedente para a Ibovespa os resultados se apresentaram inconclusivos, uma vez que a média, após a realização dos testes T e U, não apresentaram significância estatística. No entanto, para os resultados observados após 42 dias os resultados, principalmente no teste U onde desconsideramos a normalidade da amostra (e a convergência da média amostral para uma normal-padrão, pelo Teorema Central do Limite, devido a um tamanho suficientemente grande), obteve-se diferença de média com certa significância estatística. Por este motivo, sugere-se, o estudo para longo prazo do IVol-BR como antecedente para o Ibovespa.

6 – CONCLUSÃO

A pesquisa teve como objetivo investigar a relação contemporânea entre o IVol-BR e o Ibovespa, além da capacidade de o IVol-BR captar uma possível relação entre o nível de incerteza presente no mercado e as variações relativas futuras no mercado acionário. Para isso, foram examinadas as séries históricas do IVol-BR e do índice Ibovespa de agosto de 2011 até julho de 2017. A regressão indicou que o IVol-BR age como um captador do medo do mercado brasileiro, assim como o VIX para o mercado americano evidenciado no estudo de Whaley (2000) e Giot (2005).

Através da análise de regressão, observou-se também que “notícias ruins” aumentam o IVol-BR, resultado esperado, todavia ao analisar as “notícias boas”, não se obteve uma significância estatística. Esse fato decorre de notícias negativas afetarem com maior intensidade o mercado acionário que notícias boas.

Já no âmbito do IVol-BR como indicador antecedente dos retornos do Ibovespa, os resultados se apresentaram inconclusivos, uma vez que a média, após a realização dos testes T e U, não apresentaram significância estatística. No entanto, para os resultados observados após 42 dias, principalmente no teste U, obteve-se diferença de média estatisticamente significativa. Esses resultados sugerem que o IVol-BR funcione como um indicador antecedente dos retornos do Ibovespa no longo prazo.

Como sugestão para a continuidade da pesquisa, seria interessante investigar com maior profundidade a relação entre o IVol-BR e o Ibovespa no longo prazo, assim como utilizar outros modelos estatísticos que possam se adequar ao IVol-BR, para obter resultados sob outras perspectivas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, S. C.; TABAK, B. M. Is it worth tracking dollar/real implied volatility? **Banco Central do Brasil - World Paper Series**. n.15, 2001.

ASTORINO, E. S.; VHAGUE F.; GIOVANNETTI, B.; SILVA, M. E. Variance premium and implied volatility in a low-liquidity option market. **Revista Brasileira de Economia**, v. 71, n. 1, p. 3-28, 2017.

BLACK, F. Studies of Stock Price Volatility Changes. **Proceedings of the 1976 Meetings of the American Statistical Association**, p. 171-181, 1976.

BODIE, Z.; KANE, A.; MARCUS, A. **Fundamentos de investimentos**. AMGH Editora, 2014.

BROOKS, C. **Introductory Econometrics for Finance**. 3rd. ed. Cambridge University Press: New York, 2014.

CANINA, L.; FIGLEWSKI, S. The informational content of implied volatility. **The Review of Financial Studies**, v. 6, n. 3, p. 659-681, 1993.

CHRISTIE, A. A. The stochastic behavior of common stock variances: Value, leverage and interest rate effects. **Journal of financial Economics**, v. 10, n. 4, p. 407-432, 1982.

DAY, T. E.; LEWIS, C. M. Stock market volatility and the information content of stock index options. **Journal of Econometrics**, v. 52, n. 1-2, p. 267-287, 1992.

GIOT, P. Relationships between Implied Volatility Indexes and Stock Index Returns: are implied volatility indexes leading indicators?, **The Journal of Portfolio Management**, v. 31, n. 3, p. 92-100, 2005.

MOTA, B. D. S.; FERNANDES, M. Desempenho de estimadores de volatilidade na bolsa de valores de São Paulo. **Revista Brasileira de Economia**, v. 58, n. 3, p. 429-448, 2004.

MAIA, V. M.; LEITE, A. L.; FIGUEIREDO, A. C.; KLOTZLE, M. C. FXvol: Indicador Antecedente da Taxa de Câmbio. **Revista de Administração FACES Journal**, v. 15, n. 3, p. 88-106, 2016.

ODEGAARD, B. A. Financial numerical recipes. **SI: sn] Working Paper**, 1999.

PINHO, F. M.; DE CAMARGOS, M. A.; FIGUEIREDO, J. M. Uma revisão da literatura sobre modelos de volatilidade em estudos brasileiros. **Revista de Administração FACES Journal**, v. 16, n. 1, p. 10-28, 2017.

PFUTZENREUTER, E. **Investindo no mercado de opções: Aprenda a operar opções na bolsa de valores com segurança e controle dos riscos**. 1ª ed, Novatec, 2008.

SILVA, C. A. T.; DE CARVALHO, C. C.; NUNES, D. M. S. O que move o preço da ação? Uma abordagem sobre a influência das notícias no mercado acionário. **Revista Reunir**, v. 2, n. 3, p. 1-13, 2015.

WHALEY, R. E. The Investor Fear Gauge. *Journal of Portfolio Management*, v. 3, n. 26, p. 12-17, 2000.