

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SETOR DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MACROECONOMIA E FINANÇAS

ESTUDO DE MODELAGEM ECONOMETRICA PARA PREVISÃO DO ÍNDICE BOVESPA

CURITIBA
2014

EVELIN DA CUNHA ALVES DE SOUZA

ESTUDO DE MODELAGEM ECONÔMETRICA PARA PREVISÃO DO ÍNDICE BOVESPA

Artigo de conclusão de curso de especialização do
Programa de Pós-Graduação em Macroeconomia e
Finanças, Setor de Ciências Sociais Aplicadas,
da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Dr. João Basílio Pereira Neto.

CURITIBA

2014

RESUMO

Séries temporais, ou seja, dados organizados cronologicamente nos fornece uma base de dados para analisar e estudar o comportamento da série, muitos modelos possuem capacidade de previsão do comportamento futuro de uma série com base em seu dado histórico, como o Ibovespa, é indicador de desempenho médio das cotações dos ativos com maior negociação e representação no mercado de ações brasileiro, através de seu comportamento histórico é possível realizar uma previsão do comportamento geral desses ativos o que reflete as negociações no mercado brasileiro, cabe então uma avaliação do melhor modelo para este caso, como será visto neste estudo.

PALAVRAS CHAVE

Séries Temporais, Ibovespa, ARMA, GARCH.

RESUME

Time series, that is, chronologically organized data provides us with a database to analyze and study the behavior of the series, many models have future behavior prediction capability of a series based on its historical data, such as Ibovespa, is indicator average performance of prices of assets with greater negotiation and representation in the Brazilian stock market through its historical behavior you can perform a forecast of the general behavior of these assets reflecting negotiations in the Brazilian market, then it is an assessment of the best model for this case, as will be seen in this study.

KEYWORDS

Time Series, Ibovespa, ARMA, GARCH.

1. INTRODUÇÃO

O Objetivo geral desta pesquisa é estudar a capacidade de previsão do Índice Bovespa, através da utilização dos modelos econométricos, das classes ARMA e GARCH, e verificar qual modelagem possui melhor aplicação para previsão do índice e seus efeitos de combinações, utilizando-se por base o histórico apresentado pelo índice em um período de 24 meses.

Para atender a esse objetivo geral criaram-se três objetivos específicos, o primeiro explicar o que é o índice Bovespa, como é calculado e qual sua importância para o mercado de ações brasileiro, a fim de entender a variável escolhida.

O segundo objetivo criado é explicar os modelos econométricos das classes ARMA e GARCH, justificando sua escolha para aplicação neste estudo.

O terceiro objetivo será analisar a aplicação dos modelos na previsão do Índice Bovespa, com base nos dados históricos de comportamento deste índice, visando entender a aplicabilidade dos modelos, e qual é o melhor indicado para os casos de previsão de comportamento da variável escolhida.

Busca-se entender a capacidade de previsão dos modelos ARMA e GARCH, através de estudos econométricos em séries temporais, assim como testar efeitos e combinações da variável escolhida, e a capacidade dos modelos de ajustar sazonalidades. Ainda será estudado qual melhor modelo se ajusta ao tema proposto, respondendo com maior assertividade a previsão do Índice Bovespa.

A escolha do Índice Bovespa como variável de estudo, se deu pela sua importância no mercado financeiro, visto que este é um índice que reflete o comportamento dos principais

ativos do país. Também influenciou nessa escolha a disponibilidade dos dados, pois o Índice Bovespa apresenta histórico em base de dados desde 1968.

Para tratamento dos dados, foi escolhida econometria de séries temporais pela capacidade de inferência e combinações que esta proporciona, também serão adotados todos os testes necessários para avaliar a significância dos resultados encontrados.

Restringiu-se o uso à modelagens ARMA e GARCH por que esses dois modelos proporcionam significância na previsão dos acontecimentos futuros e presente, com base no estudo da influencia dos acontecimentos no período anterior da variável, além de possibilitarem ajustes no histórico minimizando informações desnecessárias e realçando as informações que de fato influenciam no comportamento da mesma no momento presente ou futuro.

2. ÍNDICE BOVESPA

O Índice Bovespa ou Ibovespa, é indicador de desempenho médio das cotações dos ativos com maior negociação e representação no mercado de ações brasileiro. Para mensurar esse indicador, utiliza-se uma carteira hipotética de ativos que contenham três características, (I) estar entre as ações que possuem índice de negociabilidade de no mínimo 80% do total de todos os índices individuais, (II) ter participação superior a 0,1% em termos de volume total das negociações e (III) ter sido negociada em mais de 80% do total de pregões no período. O Ibovespa é um índice de retorno total¹, para ser mensurado são ponderados os valores de mercado de seus ativos em circulação *free float*² com limite de participação baseado na liquidez. (METODOLOGIA DO INDICE BOVESPA, 2013).

O acompanhamento do Ibovespa fornece um quadro geral do comportamento das ações das principais empresas do Brasil, portanto é entendido como um termômetro dessas empresas, fundamental na formação da expectativa do mercado de ações brasileiro, pois é um dos principais e mais importantes indicadores das ações das grandes empresas.

Devido a essa importância, o estudo do comportamento desta variável permite uma visão privilegiada do mercado, assim como o domínio de técnicas de modelagens econométricas proporciona uma elevação na capacidade analítica, pois através de embasamento é possível prever o comportamento de variáveis, e agir antecipadamente.

De acordo com Bueno (2008) a econometria é usada para explicar fatos passados, testar teorias e prever resultados futuros, através de modelagens quantitativas. Visando eliminar problemas econômicos, como endogeneidade, regressão espúria e omissão de variáveis, dentre outras, as modelagens sempre devem ser economicamente fundamentadas. Devido sua formulação bastante dinâmica a econometria de séries temporais é especialmente interessante para previsões futuras, uma vez que conhecendo ou explicando o passado, e através da formulação recursiva do passado é possível vislumbrar o futuro.

A volatilidade pode ser mensurada através de diferentes métodos paramétricos, como por exemplos os modelos de volatilidade determinística e os modelos de volatilidade estocástica. Ao mensurar as variações do retorno do Ibovespa em abordagens determinísticas entende-se que sua volatilidade é explicada apenas por variáveis conhecidas pelos participantes do mercado, como o nível de preços e com os processos estocásticos o desempenho histórico do nível de preços em observações discretas do índice não é suficiente para explicar sua variação.

¹ De acordo com o Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da BM&FBOVESPA, um índice de retorno total reflete as variações nos preços dos ativos integrante do índice no tempo e o impacto que distribuição de proventos por parte das empresas que emitem esses ativos.

² *Free float* é a quantidade percentual de ações livres a negociação de mercado, ou seja, a quantidade de ações que não pertencem a acionistas estratégicos. O cálculo dos índices da BM&FBOVESPA ponderados pelo *free float*, consideram como valores dos ativos, os ativos em circulação na espécie pertencente à carteira do índice. (Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da BM&FBOVESPA)

O Modelo Auto Regressivo de Médias Móveis (ARMA) apresenta um termo auto regressivo, ou seja, um termo que é dependente de seu valor no período anterior e um termo de media móvel de erro atual e erros passados através de uma combinação linear de termos de erro e ruído branco. (GUJARATI, 2011)

Como modelos determinísticos, estudaremos os modelos Auto Regressivos de Heterocedasticidade Condicional (GARCH) incorporam as dependências temporais de ordem superior ao primeiro momento condicional, tornando a série capaz de expressar a existência de aglomerações, assim como os períodos de alternância entre baixa e alta volatilidade. Os modelos GARCH são fundamentados na estimação da variância condicional e não a considera constante ao longo do tempo, esses modelos ainda apresentam capacidade de distinguir o uso entre momentos de segunda ordem condicionais e não condicionais. (BUENO, 2008)

3. SÉRIES TEMPORAIS

Séries temporais são conjuntos de dados ordenados cronologicamente, ou seja, fluxos de valores periódicos que permitem uma visão geral sobre o comportamento da variável analisada. O estudo das séries temporais pode ser utilizado para vários objetivos, como avaliar o andamento das variáveis, classifica-las e descreve-las ao longo do tempo, identificar fatos geradores de seu comportamento e determinar casualidades. Esse estudo é feito com o objetivo de prever, projetar ou controlar os correspondentes valores e ou o comportamento futuro dos fenômenos. (MILONE; 2004)

De acordo com Bueno (2008), a distribuição do termo aleatório determina a estacionariedade da série, quando flutuam em torno de uma mesma média as séries temporais são estacionárias e quando possuem uma tendência, são não estacionárias.

Embora a maior parte das séries encontradas na prática sejam não estacionárias, a suposição mais frequente é de que elas são estacionárias, portanto, caso a série estudada seja não estacionária, será necessário transformar os dados originais até se obter uma série estacionária, essa transformação normalmente consiste em tomar diferenças sucessivas da série original. (MORETTIN E TOLOI; 2006).

Como séries não estacionárias não possuem média e variância constantes ao longo do tempo, tornam ineficazes as inferências estatísticas, portanto, devem ser realizadas em séries com resíduos estacionários, pois somente neste caso os testes estatísticos de coeficiente da regressão são confiáveis. (BUENO;2008)

A análise de séries temporais busca isolar e interpretar os componentes da série, pois através desse sistema é possível identificar informações úteis para estudo e previsão do comportamento da variável. De acordo com seus movimentos os componentes das séries temporais podem ser desmembrados em sistemáticos e não sistemáticos. São sistemáticos quando apontam movimentos regulares, já quando os movimentos são díspares, irregulares os componentes são classificados como não sistemáticos. (MILONE; 2004)

3.1 Tendência

Indica a direção global dos dados, é um componente macro da série, portanto define a inercia da série, o percurso e sua extensão em determinado intervalo de tempo. (MILONE; 2004)

Morettin e Toloí (2006) nos ensinam que há vários métodos para eliminar a tendência, porém os métodos mais utilizados são:

I – Ajustar uma função no tempo através de uma função suave da própria tendência, que pode ser feita com um polinômio ou uma exponencial por exemplo.

II – Suavizar o valor da série em torno de um ponto, para estimar a tendência naquele ponto.

III – Suavizar os valores da série com sucessivos ajustes de retas de mínimos quadrados ponderados

IV – Tomar diferenças, ou seja, medir a variação do comportamento da variável no período t menos seu comportamento nos períodos $t-1$, $t-2$, $t-3$,..., $t-n$, esse método normalmente é utilizado em séries econômicas, onde com a primeira diferença o valor já é estacionário.

3.2 Ciclo

São as oscilações em torno da tendência, esse componente é típico das séries longas, ou seja, séries com períodos superiores a um ano, pois séries de curto prazo geralmente mascaram seu efeito confundindo-o com o efeito produzido pela tendência. Os ciclos podem ser múltiplos de amplitudes diferentes e superpostos.

Estudar ciclos permite antecipar seu ponto de reversão através do controle de causa e efeito. (MILONE; 2004)

3.3 Sazono

Milone (2006) define a sazono são ciclos de curto prazo, ou seja, menores que um ano, em torno da tendência.

Para Morettin e Tolo (2006) é difícil, tanto do ponto de vista conceitual, quanto estatístico definir o que seja sazonalidade. Empiricamente fenômenos que ocorrem de um ano para o outro são considerados como sazonais, observa-se ainda, que em séries que possuem sazonalidade existem a seguinte relação:

I – Entre observações em um ano particular, em meses sucessivos;

II – Entre observações para o mesmo mês, em anos sucessivos.

3.4 Aleatória

O conceito de aleatória é uma mistura de perturbações bruscas irregulares e esporádicas nos movimentos das séries temporais. Essas perturbações tipificam os fenômenos. Estatisticamente a definição de aleatória é tudo aquilo que não é possível atribuir tendência, ciclos ou sazões, ou seja, é o que resta após o isolamento dos componentes (em tendência, ciclo ou sazão), portanto se seu estudo apontar alguma regularidade há forte indicio de má qualidade da análise.

É uma componente de bastante relevância, pois a aleatória tem poder de alterar a direção da tendência e amplitude dos ciclos existentes, comprometendo portanto a precisão das estimativas. (MILONE; 2004)

De acordo com Morettin e Tolo (2006), há dois enfoques usados para construção de modelos na análise de séries temporais, no primeiro enfoque a análise é feita no domínio temporal que propõe modelos que possuem números finitos de parâmetros, são os ditos paramétricos. No segundo enfoque, a análise é feita sobre o domínio de frequências, portanto os modelos propostos são não paramétricos.

Como exemplo de modelos paramétricos estão os modelos ARIMA, que consistem em ajustar modelos auto regressivos integrados de médias móveis a um conjunto de dados. A construção deste modelo é embasada em um ciclo iterativo, em que a escolha da estrutura do modelo é feita com base dados que se pretende analisar.

4. PROCESSOS AUTOREGRESSIVOS

Séries temporais que possuem valores com sequência lógica e algum relacionamento entre si e também permitem supor um comportamento cíclico, são chamadas de processos autoregressivos. Em algumas séries os valores passados podem ser utilizados como estimadores para o comportamento futuro. (BUSCARIOLLI e EMERICK; 2011)

4.1 Modelos AR

De acordo com Buscariolli e Emerick (2011), o AR(1) é o tipo mais simples de processos autoregressivos, e podem ser representados pelo seguinte equação:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Onde:

Y_t é o valor presente ou valor a ser previsto

ϕ_1 é o coeficiente do período anterior

ε_t é o ruído branco³

Como se observa na equação esse modelo considera apenas uma defasagem e o fator ruído branco, porém na prática a estimação dos valores pode ser influenciado por mais de uma defasagem, para este caso deve-se utilizar o modelo AR(p) que pode ser representado pela seguinte equação:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_n Y_{t-n} + \varepsilon_t$$

Onde:

Y_t é o valor presente ou valor a ser previsto

ϕ_n é o coeficiente do n-ésimo período

Y_t é o valor da variável no n-ésimo período

ε_t é o ruído branco

A construção do modelo AR(p) é possível considerar quantos períodos passados for necessário, pois existem series temporais em que muitas defasagens são relevantes para o modelo. (BUSCARIOLLI e EMERICK; 2011)

No modelo AR o erro não é correlacionado com a variável, portanto, da própria variância da variável é possível se obter o coeficiente de autocorrelação correspondente.

4.2 Processos de Média Móvel (MA)

Processos que possuem o comportamento da variável atrelado ao comportamento do erro contemporâneo e de erros passados são denominados processos de médias móveis, e são representados pela seguinte equação:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}$$

Onde:

Y_t é o valor presente ou valor a ser previsto

ε_t é o erro contemporâneo

$\theta \varepsilon_{t-1}$ é o coeficiente do erro no período anterior

Assim como no processo AR, se essa dependência ocorrer com o erro do período imediatamente passado, será um processo MA(1) como visto na equação acima, porém, essa dependência também pode estar relacionada a períodos passados mais distantes, e nesse caso será um processo MA(q). (BUENO; 2008)

³ Se o erro apresenta média zero, variância constante e autocorrelação igual à zero, ou seja, não é correlacionado com qualquer realização da própria série, será um ruído branco. (BUENO; 2008)

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \Theta\varepsilon_{t-1} + \Theta\varepsilon_{t-2} + \dots + \Theta\varepsilon_{t-n}$$

Onde:

Y_t é o valor presente ou valor a ser previsto

ε_t é o erro contemporâneo

$\Theta\varepsilon_{t-1}$ é o coeficiente do erro no período anterior

$\Theta\varepsilon_{t-n}$ é o coeficiente do erro no n-ésimo período

4.3 Processos Autoregressivos de Médias Móveis – ARMA(p,q)

O processo ARMA(p,q) é uma combinação dos processos AR e MA que pode ser escrito por:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_n Y_{t-n} + \varepsilon_t + \Theta\varepsilon_{t-1} + \Theta\varepsilon_{t-2} + \dots + \Theta\varepsilon_{t-n}$$

A relação dos modelos AR e MA é relativamente simples, porém nos modelos AR os coeficientes de autocorrelação caem gradativamente ao longo do tempo, enquanto o coeficiente de correlação parcial apresenta queda vertical e define a ordem do processo, nos modelos MA ocorre o contrário. Nos modelos ARMA os coeficientes de autocorrelação e correlação parcial, caem ao longo do tempo e de forma gradativa, o que dificulta a determinação da ordem do processo. (ROSSI e NEVES; 2014)

Para estimar modelos ARMA é preciso que a série seja estacionária. (BUENO; 2008)

4.4 Estimação do modelo ARMA

Primeiramente deve-se definir a ordem de integração⁴ da série através do correlograma da série e o teste de raiz unitária. Assim que a série é identificada como estacionária se define se o processo é do tipo AR, MA ou ARMA, e qual a ordem do processo (p,q).

Um procedimento útil para identificar a ordem desses processos é estimar processos de ordem AR razoavelmente elevado e então através do critério de informação Akaike, ou de Schwarz para determinar a ordem do processo. Após identificação do melhor modelo AR, utilizam-se os resíduos da regressão para determinar o melhor modelo ARMA, e mais uma vez a ordem do modelo será determinada através do critério de informação Akaike, ou de Schwarz. (ROSSI e NEVES; 2014)

5. MODELOS GARCH

Para Buscarioli e Emerick (2011) os modelos GARCH existem para corrigir a Heterocedasticidade de uma série pela modelagem de sua volatilidade⁵. Engle desenvolveu os modelos ARCH⁶ para estimar, não somente o valor futuro, mais também a variância e a média de uma série.

Bueno (2008) propõe começar a explicação dos modelos GARCH pelo modelo ARCH, em que ε_t é um processo estocástico real em tempo discreto condicionado a informação em $t - 1$

Séries de retorno de ativos financeiros podem apresentar retornos que oscilam ao longo do tempo alternando entre alta volatilidade por vários períodos, e baixa volatilidade também por vários períodos, caracterizando uma variância condicionada dos retornos, essa variância é denominada heterocedástica. (ROSSI e NEVES; 2014)

⁴ Definir a ordem de integração da série significa determinar quantas vezes ela será diferenciada até que se obtenha a estacionaridade.

⁵ Em contextos menos rígidos de conceitos estatísticos o desvio padrão ou variância podem ser denominados volatilidade, como citado neste caso. (BUSCARIOLI e EMERICK; 2011)

⁶ Engle (1982) desenvolveu o modelo ARCH, que posteriormente foi generalizado por Bollerslev (1986), ficando conhecido como GARCH. (BUSCARIOLI e EMERICK; 2011)

Modelos Garch são modelos de heterocedasticidade condicional auto-regressivos generalizados, parcimoniosos, que tratam os retornos de maneira simétrica, pois considera a volatilidade uma função quadrática do retorno. Há uma vasta literatura sobre a extensão desses modelos, nesse estudo serão tratadas apenas as extensões que se aplicarem a série temporal do Ibovespa. (BUENO; 2008)

A equação do modelo Garch é representada por:

$$\epsilon_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{\max\{p,q\}} (\alpha_i + \beta_i) + \epsilon_t^2 - \sum_{j=1}^p \beta_j v_{t-j} + v_t$$

A ideia central do modelo GARCH é utilizar os resíduos para estudar sua distribuição visando prever a variância da série de interesse. (BUSCARIOLLI e EMERICK; 2011)

Assim como para os modelos ARMA, o modelo GARCH a ser utilizado, será definido pelo critério de informação Akaike ou pelo critério de informação Schwarz.

5.1 GARCH

Como visto, os modelos GARCH evidenciam a relação entre média e risco, ou variância, o modelo GARCH-M acrescenta à equação a média da variável explicativa ou seu quadrado. (BUENO; 2008)

5.2 TGARCH(p,q)

Os modelos da classe GARCH vistos até aqui supõem que os impactos dos choques aleatórios são simétricos e que os parâmetros da série sejam positivos para manter a estacionaridade da série, porém a evidência empírica contradiz esses pressupostos, então Zaköian (1994) propõe um modelo com limitação do TGARCH, representado pela seguinte equação:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{k=1}^r \gamma_k d(\epsilon_{t-k} \leq 0) |\epsilon_{t-k}|^a$$

Onde, d é a variável dummy igual a 1 quando o erro satisfaz a condição imposta entre parênteses e 0, caso não satisfaça. O modelo considera ainda um aumento de volatilidade representado por $\epsilon_{t-k} < 0$, e acompanhados por coeficientes positivos, ou seja $\gamma_k > 0$. (BUENO; 2008)

5.3 PGARCH

Esse modelo combina as ideias apresentadas até aqui, e propõe um modelo assimétrico potência GARCH, que possui a assimetria capturada pelo coeficiente γ e captura memória longa por meio do coeficiente a :² (BUENO; 2008)

$$\sigma_t^a = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^a + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^a (|\epsilon_{t-k}| - \gamma_i \epsilon_{t-1})^a$$

5.4 EGARCH

Esse modelo permite a absorção de impactos assimétricos, através do ajuste do coeficiente γ , e com uma vantagem adicional que consiste na possibilidade de que alguns coeficientes sejam

negativos, pois possuem especificações logarítmicas que impedem que a variância seja negativa:

$$\ln \sigma_t^a = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln \sigma_{t-j}^a + \sum_{i=1}^q \chi_j \left| \frac{\epsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} - E\left(\frac{\epsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}\right) \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{\epsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}$$

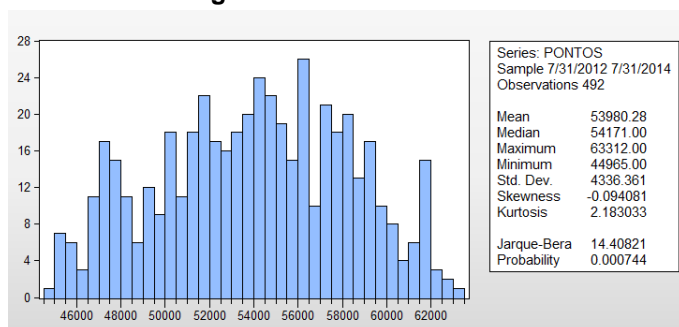
Um choque negativo produz o mesmo efeito de um choque positivo nas volatilidade. (BUENO; 2008)

6. DADOS E AMOSTRA

Este estudo compreende o período de dois anos, ou seja, de 31/07/2012 até 31/07/2014, gerando 492 observações. Os dados utilizados são diários coletados na BM&F Bovespa. Optou-se por este período devido à escolha da série do tipo Random Walk ou Passeio Aleatório. Esse tipo específico de série define o comportamento da variável por sucessivos passos que possuem uma direção escolhida aleatoriamente, portanto assume-se que o coeficiente da variável em uma defasagem é igual a 01 e sua alteração é decorrente apenas da própria variável cujo valor não possui uma causa identificável. Em longo prazo as oscilações do Ibovespa poderiam sofrer influências de fatores macroeconômicos, por isso limitou-se o período de estudo a dois anos, para considerar o comportamento da variável no curto prazo, sendo influenciado apenas por sua defasagem como propõe o Random Walk. (BUSCARIOLLI e EMERICK; 2011)

Características Da Série Observada

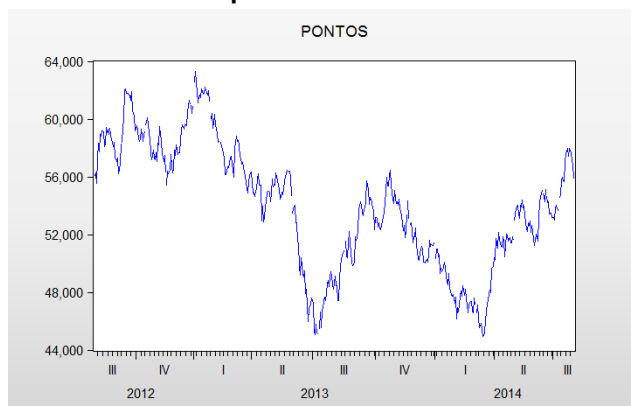
Gráfico 1 - Histograma e estatísticas:



Fonte: Elaboração própria através do software Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

A média de pontos do Ibovespa é de 53980,28, com desvio padrão de 4336,361

Gráfico 2 - Ibovespa em Pontos – em nível:



Fonte: Elaboração própria através do software Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Essa série apresenta claramente um comportamento não estacionário, pois nota-se que não uma oscilação próxima a um valor constante, notando até a presença de tendência. A informação de não estacionariedade da série é confirmada através do teste de raiz unitária.

Teste de Raiz Unitária – em nível:

Para realizar o teste de raiz unitária, utilizou-se o teste Augmented Dickey-Fuller (ADF)⁷, aplicado em nível, desconsiderando a existência de tendência e intercepto no modelo.

Null Hypothesis: PONTOS has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=17)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.155095	0.6297
Test critical values:		
1% level	-2.569680	
5% level	-1.941469	
10% level	-1.616266	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(PONTOS)
Method: Least Squares
Date: 08/10/14 Time: 16:26
Sample (adjusted): 8/01/2012 7/31/2014
Included observations: 491 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PONTOS(-1)	-8.63E-05	0.000557	-0.155095	0.8768
R-squared	0.000048	Mean dependent var		-0.545825
Adjusted R-squared	0.000048	S.D. dependent var		667.9046
S.E. of regression	667.8884	Akaike info criterion		15.84815
Sum squared resid	2.19E+08	Schwarz criterion		15.85670
Log likelihood	-3889.722	Hannan-Quinn criter.		15.85151
Durbin-Watson stat	2.035908			

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

O teste ADF tem como hipótese nula que a série possui raiz unitária. O resultado do teste não rejeita a hipótese nula, pois probabilidade apresentada pelo teste é de 62,97% e a estatística t é -0,1550095, ou seja, resultado bem superior aos valores críticos. Portanto conclui-se que a serie possui raiz unitária, eliminando-se a possibilidade da serie ser estacionaria.

Estacionariedade da série:

O componente estacionariedade presente ou não em uma série temporal implica em características e propriedades significativas no comportamento da variável ao longo do tempo. Regressões realizadas com séries não estacionarias podem ocasionar analises incorretas, como regressões espúrias por exemplo, portanto, para este estudo será realizada a estacionariedade da série Ibovespa. (BUSCARIOLLI e EMERICK; 2011)

Para realizar a estacionariedade da série será considera a variação percentual entre cada dia, para tal, assume-se que:

$$Y = (Y_t / Y_{(t-1)}) - 1$$

Em que:

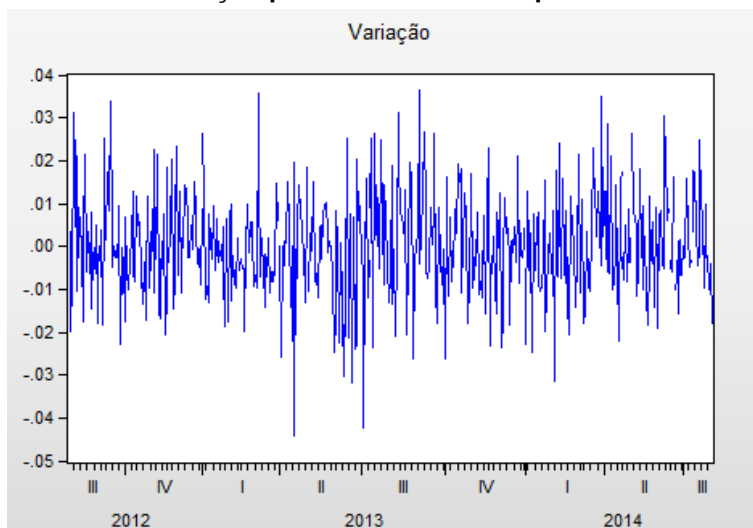
Y é a variação percentual de cada dia

Y_t é o valor da variável no tempo estimado

$Y_{(t-1)}$ é o valor da variável no período imediatamente anterior

⁷ O Augmented Dickey-Fuller, ou Dickey-Fuller Aumentado (teste ADF) é o teste de raiz unitária mais utilizado. É possível escolher se o teste será realizado com a série em nível ou se será aplicado alguma diferença, assim como a inclusão ou não de intercepto no modelo. (BUSCARIOLLI e EMERICK; 2011)

Gráfico 3 - Variação percentual do Ibovespa



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Podemos notar claramente a mudança do comportamento da série se comparado ao Gráfico 1. Neste Gráfico observa-se que os valores oscilam em torno de 01 mantendo-se constantes ao longo do tempo, pois não nota-se um comportamento de tendência. A informação de estacionaridade da série é confirmada através de um novo teste de raiz unitária.

Null Hypothesis: VARIACAO has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=17)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-22.79104	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.569680	
5% level	-1.941469	
10% level	-1.616266	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(VARIACAO)
Method: Least Squares
Date: 08/13/14 Time: 21:05
Sample (adjusted): 8/01/2012 7/31/2014
Included observations: 491 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
VARIACAO(-1)	-1.028773	0.045139	-22.79104	0.0000
R-squared	0.514578	Mean dependent var		3.14E-06
Adjusted R-squared	0.514578	S.D. dependent var		0.018021
S.E. of regression	0.012555	Akaike info criterion		-5.915284
Sum squared resid	0.077244	Schwarz criterion		-5.906737
Log likelihood	1453.202	Hannan-Quinn criter.		-5.911927
Durbin-Watson stat	1.994589			

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

O segundo teste ADF, assim como o primeiro tem como hipótese nula que a série possui raiz unitária. O resultado do teste rejeita a hipótese nula, pois probabilidade apresentada pelo teste é inferior a 0001% e a estatística t é -22,79104, ou seja, resultado inferior aos valores críticos. Conclui-se que a serie não possui raiz unitária, sendo, portanto estacionaria.

7. MODELO ARMA(p,q)

Para escolha do numero de defasagens, primeiramente, foram geramos modelos com máximo de 23 defasagens para a parte AR, pois foi o máximo de defasagens que o *software* Eviews

conseguiu rodar. A escolha do número de defasagens a ser utilizado foi com base no critério de Schwarz, que apresentou o menor resultado para 01 defasagem, conforme mostra a tabela 01:

Tabela 01 – Critério de informações dos testes AR

AR	Akaike	Schwarz
1	-5,91124	-5,89415
2	-5,90533	-5,87965
3	-5,90356	-5,86927
4	-5,91135	-5,86842
5	-5,91403	-5,86243
6	-5,91113	-5,85084
7	-5,91563	-5,84662
8	-5,9094	-5,83163
9	-5,90382	-5,81728
10	-5,89895	-5,8036
11	-5,89836	-5,79418
12	-5,89317	-5,78013
13	-5,90076	-5,77883
14	-5,89527	-5,76442
15	-5,89398	-5,75419
16	-5,88787	-5,73911
17	-5,88330	-5,72553
18	-5,87880	-5,71200
19	-5,88271	-5,70685
20	-5,88334	-5,69839
21	-5,87869	-5,68462
22	-5,88127	-5,67805
23	-5,8755	-5,6631
Menor	-5,91563	-5,89415

Fonte: Elaboração própria através dos resultados obtidos com *software* Eview s, baseado nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Na tabela 01, também está exposto o critério de Akaike, que possui o menor resultado para 07 defasagens.

Para escolha do numero de defasagem do MA, analisou-se o a correlação residual do modelo AR(1), conforme mostra tabela 02. Para a Parte MA do modelo será considerado um total de 08 defasagens, onde se mostrou significativo o valor da probabilidade superior a 0,05 que representa a existência de correlação serial dos resíduos.

Date: 09/21/14 Time: 16:45

Sample: 8/01/2012 7/31/2014

Included observations: 491

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.027	-0.027	0.3712	
		2 0.038	0.037	1.0738	0.300
		3 -0.069	-0.067	3.4464	0.178
		4 0.058	0.054	5.1370	0.162
		5 -0.054	-0.047	6.5677	0.161
		6 0.082	0.073	9.9609	0.076
		7 0.054	0.069	11.442	0.076
		8 0.038	0.027	12.184	0.095
		9 0.089	0.104	16.166	0.040
		10 0.002	0.001	16.168	0.063
		11 0.014	0.015	16.269	0.092
		12 -0.046	-0.037	17.341	0.098
		13 0.057	0.039	18.990	0.089
		14 -0.020	-0.014	19.194	0.117
		15 0.012	-0.019	19.263	0.155
		16 -0.005	-0.005	19.277	0.201
		17 0.013	-0.009	19.366	0.250
		18 0.001	0.004	19.366	0.308
		19 0.015	0.009	19.489	0.362
		20 0.036	0.036	20.150	0.386
		21 -0.015	-0.008	20.268	0.441
		22 -0.000	-0.007	20.268	0.504
		23 0.007	0.016	20.293	0.565

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

A construção do modelo ARMA(1,8) retornou o seguinte *output*⁸:

⁸ *Output* é o resultado da equação apresentada pelo *software* econométrico, neste caso Eviews.

Dependent Variable: VARIACAO
 Method: Least Squares
 Date: 09/21/14 Time: 16:57
 Sample (adjusted): 8/01/2012 7/31/2014
 Included observations: 491 after adjustments
 Convergence achieved after 25 iterations
 MA Backcast: 7/20/2012 7/31/2012

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.89E-05	0.000645	0.075852	0.9396
AR(1)	-0.513614	0.492146	-1.043622	0.2972
MA(1)	0.496176	0.493888	1.004633	0.3156
MA(2)	-0.030363	0.051548	-0.589026	0.5561
MA(3)	0.045842	0.052153	0.879003	0.3798
MA(4)	0.013601	0.056796	0.239462	0.8108
MA(5)	0.061478	0.051419	1.195619	0.2324
MA(6)	0.009720	0.060450	0.160795	0.8723
MA(7)	0.068152	0.052463	1.299039	0.1946
MA(8)	0.058120	0.056622	1.026467	0.3052
R-squared	0.017283	Mean dependent var	6.89E-05	
Adjusted R-squared	-0.001105	S.D. dependent var	0.012560	
S.E. of regression	0.012567	Akaike info criterion	-5.895259	
Sum squared resid	0.075969	Schwarz criterion	-5.809792	
Log likelihood	1457.286	Hannan-Quinn criter.	-5.861696	
F-statistic	0.939902	Durbin-Watson stat	1.994946	
Prob(F-statistic)	0.489859			
Inverted AR Roots	-.51			
Inverted MA Roots	.64-.33i	.64+.33i	.18-.66i	.18+.66i
	-.38-.60i	-.38+.60i	-.69+.05i	-.69-.05i

Fonte: Elaboração própria através do software Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Análise da Regressão:

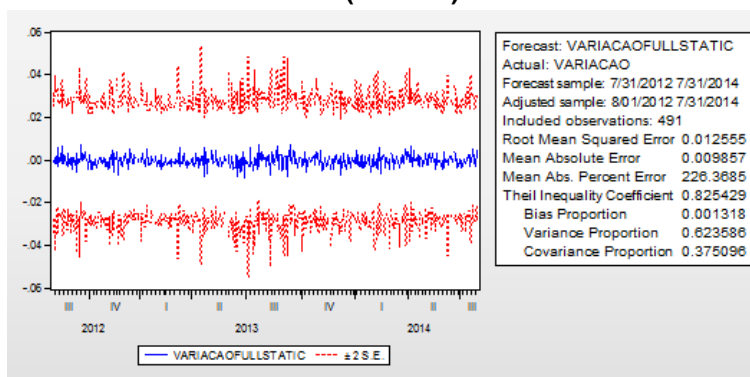
Como modelos ARMA são baseados apenas no passado das variáveis, seus coeficientes não são interpretados, sendo assim será examinada a plausibilidade do modelo de forma geral. Essa regressão considerou a variação do Ibovespa como variável dependente, utilizou-se como método para análise os Mínimos Quadrados Ordinários. No total, foram incluídas as 491 observações, após ajustes, realizados pelo próprio software.

O erro padrão, exposto na coluna Std. Error demonstra que todos os coeficientes do modelo são confiáveis, pois apresentam resultado superior a 0,05, assim como a estatística t (t-Statistic), que rejeita a hipótese de qualquer coeficiente ser igual à zero.

Forecast

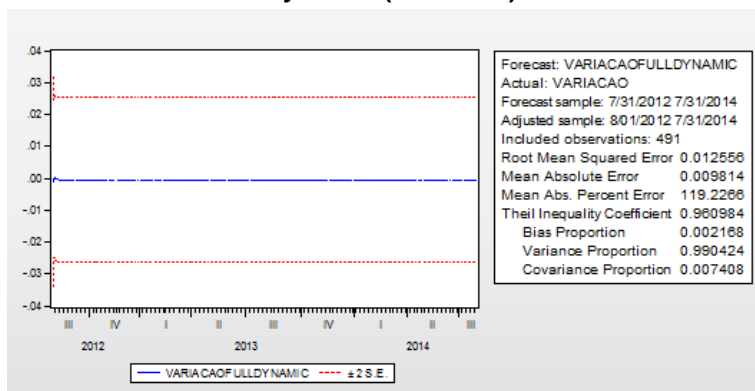
Para realizar o Forecast da regressão ARMA(1,8), considerou-se o período 31/07/2012 até 31/07/2014

Gráfico 4 - Forecast Static (estática)



Fonte: Elaboração própria através do software Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

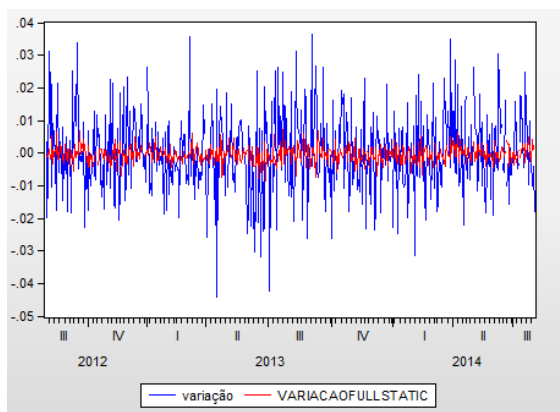
Gráfico 5 - Forecast Dynamic (dinâmica):



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

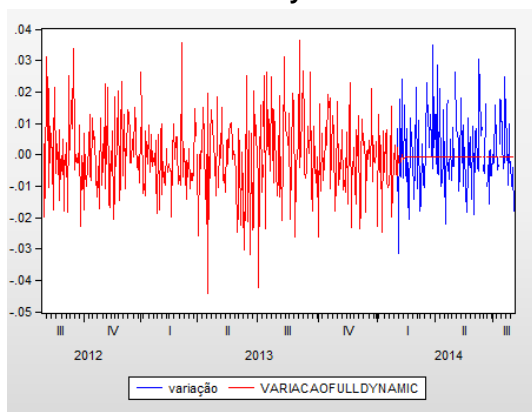
Abaixo gráfico 6 e 7 das previsões Static (estática) e Dynamic (dinâmica):

Gráfico 6 – Previsão Static



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

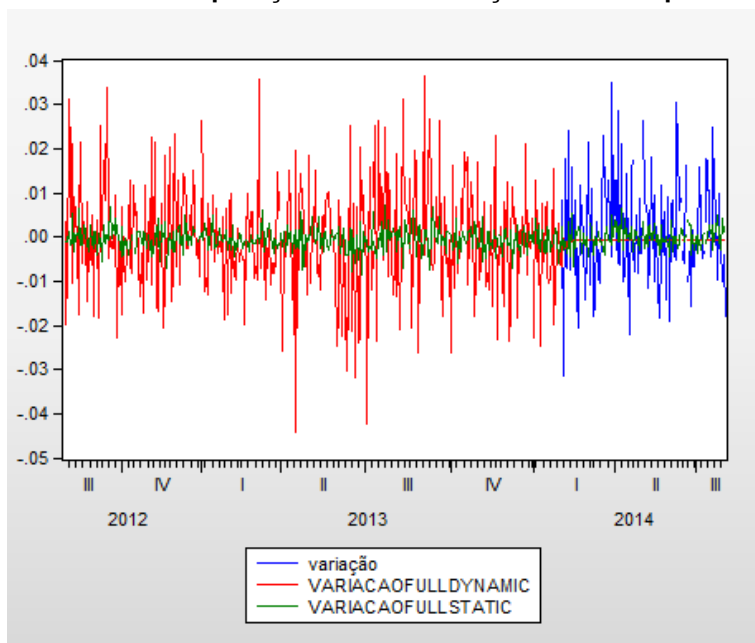
Gráfico 7 – Previsão Dynamic



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

Comparação entre a Variação do Ibovespa observada no período 31/07/2012 até 31/07/2014 e a previsão Static e Dynamic:

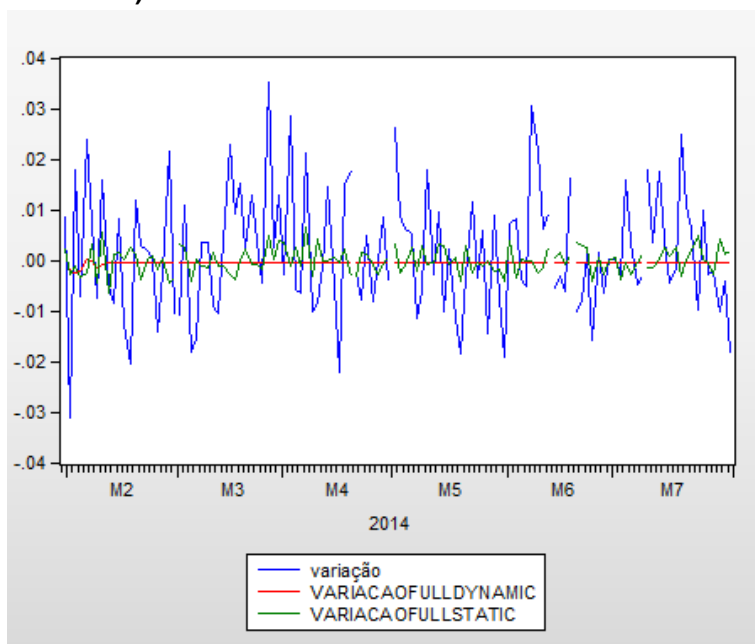
Gráfico 8 – Comparação entre a Variação do Ibovespa e suas previsões



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eviews, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

Para melhor visualização da previsão realizada pelo *software* Eviews, vamos reduzir o período da amostra para 31/01/2014 até 31/07/2014

Gráfico 9 – Comparação entre a Variação do Ibovespa e suas previsões (31/01/2014 até 31/07/2014)



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eviews, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

Após conclusão das previsões, serão utilizadas três medidas básicas para avaliar as previsões, conforme tabelas abaixo:

Tabela 2 - Teste para Igualdade de variâncias entre séries

	Varição	Varição Full Dynamic	Varição Full Statisc
Std. Dev.	0.012580	0.010992	0.002636
Mean Abs. Mean Diff.	0.009846	0.007435	0.007422
Mean Abs. Median Diff.	0.002636	0.002080	0.002077

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Tabela 3 - Teste de igualdade das médias entre séries

	Varição	Varição Full Dynamic	Varição Full Statisc
Mean	2.82E-05	-0.000465	-0.000387
Std. Dev.	0.012580	0.010992	0.002636
Std. Err. of Mean	0.000567	0.000496	0.000119

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Tabela 4 - Teste de igualdade de medianas, entre séries

	Varição	Varição Full Dynamic	Varição Full Statisc
Median	-0.000523	-0.000517	-0.000499
Mean Rank	739,0305	729,4827	745,5020
Mean Score	0.008895	-0.022156	0.013288

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

8. MODELO GARCH

Para escolha do modelo GARCH a ser trabalhado, gerou-se todas as combinações possíveis e foi escolhido através dos critérios de Akaike e Schwarz o modelo que apresentou melhor resultado, conforme mostra tabela abaixo.

Tabela 5 – Critério de informações dos modelos ARCH:

	Akaike	Schwarz
GARCH	-5,232547	-5,198360
EGARCH	-5,233723	-5,190990
PARCH	-5,227452	-5,176172
Menor	-5,233723	-5,198360

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

O modelo a ser trabalhado será o GARCH. O Eviews retornou o seguinte *output* do modelo GARCH:

Dependent Variable: D(VARIACAO)
 Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
 Date: 09/21/14 Time: 17:51
 Sample (adjusted): 8/01/2012 7/31/2014
 Included observations: 491 after adjustments
 Convergence achieved after 11 iterations
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.000139	0.000693	-0.200417	0.8412

Variance Equation				
C	0.000211	6.13E-05	3.438669	0.0006
RESID(-1)^2	0.264221	0.083786	3.153534	0.0016
GARCH(-1)	0.083596	0.193349	0.432360	0.6655

R-squared	-0.000062	Mean dependent var	3.14E-06
Adjusted R-squared	-0.000062	S.D. dependent var	0.018021
S.E. of regression	0.018021	Akaike info criterion	-5.232547
Sum squared resid	0.159137	Schwarz criterion	-5.198360
Log likelihood	1288.590	Hannan-Quinn criter.	-5.219121
Durbin-Watson stat	3.008560		

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Análise da Regressão:

Assim como no modelo ARMA, essa regressão é baseada apenas no passado das variáveis, seus coeficientes não são interpretados, sendo assim será examinada a plausibilidade do modelo de forma geral.

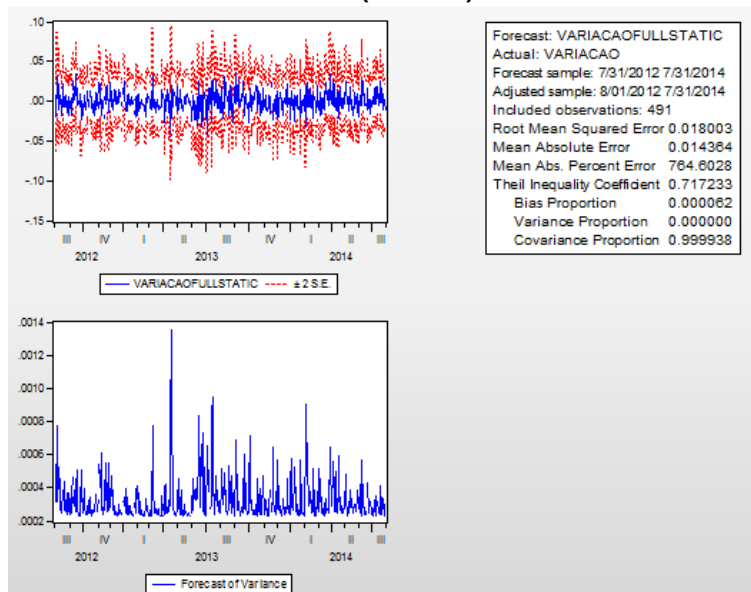
Essa regressão considerou a variação do Ibovespa como variável dependente, utilizou-se como método para análise ML - ARCH (Marquardt) - distribuição normal. No total, foram incluídas as 491 observações, após ajustes, realizados pelo próprio *software*.

O erro padrão, exposto na coluna Std. Error demonstra que todos os coeficientes do modelo são confiáveis, pois apresentam resultado superior a 0,05, assim como a estatística t (t-Statistic), que rejeita a hipótese de qualquer coeficiente ser igual à zero.

Forecast

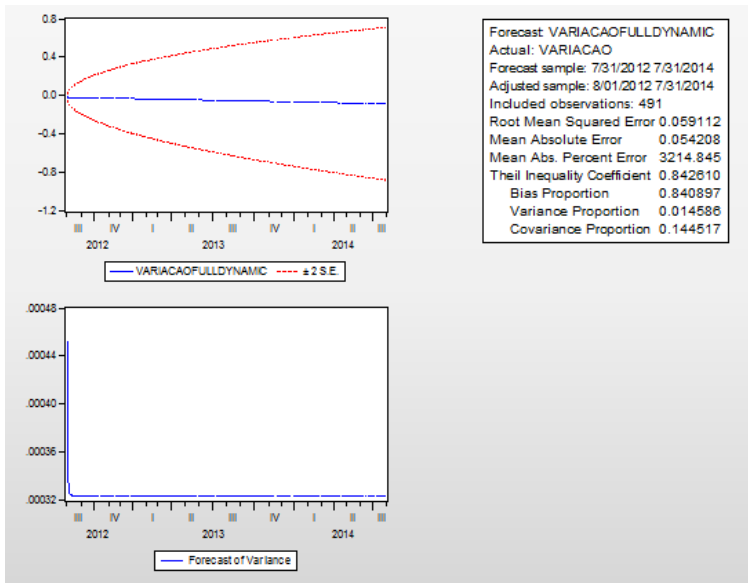
Para realizar o Forecast da regressão ARMA(1,8), considerou-se o período 31/07/2012 até 31/07/2014

Gráfico 10 - Forecast Static (estática)



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

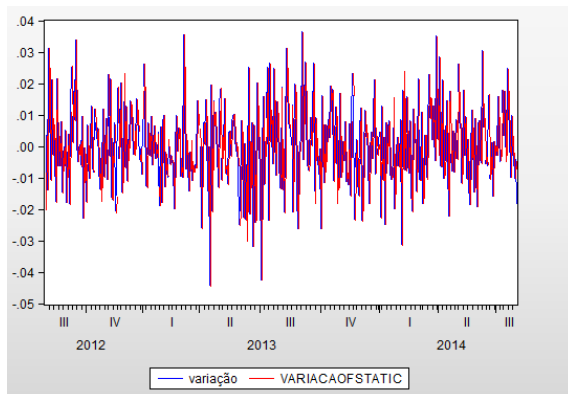
Gráfico 11 - Forecast Dynamic (dinâmica):



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

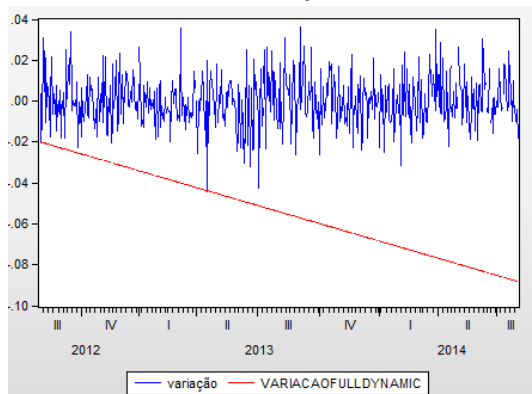
Abaixo gráficos 12 e 13, das previsões Static (estática) e Dynamic (dinâmica):

Gráfico 12 – Previsão Static



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

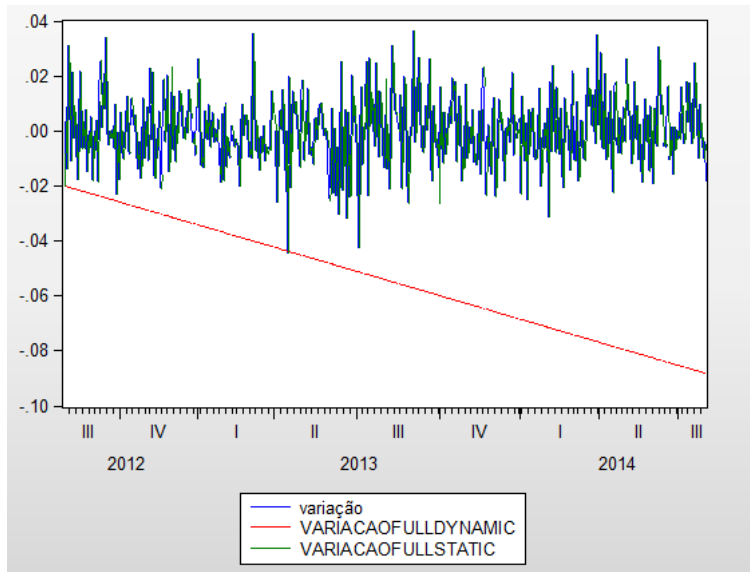
Gráfico 13 – Previsão Dynamic



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

Comparação entre a Variação do Ibovespa observada no período 31/07/2012 até 31/07/2014 e a previsão Static e Dynamic:

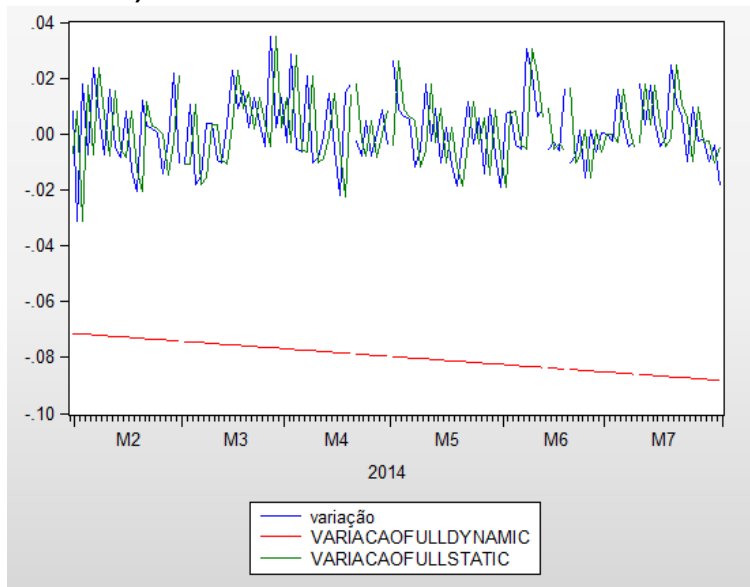
Gráfico 14 – Comparação entre a Variação do Ibovespa e suas previsões



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

Para melhor visualização da previsão realizada pelo software Eviews, vamos reduzir o período da amostra para 31/01/2014 até 31/07/2014

Gráfico 15 – Comparação entre a Variação do Ibovespa e suas previsões (31/01/2014 até 31/07/2014)



Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014

Após conclusão das previsões, serão utilizadas três medidas básicas para avaliar as previsões, conforme tabelas abaixo:

Tabela 6 - Teste para Igualdade de variâncias entre séries

	Varição	Varição Full Dynamic	Varição Full Statisc
Std. Dev.	0.012580	0.009846	0.009834
Mean Abs. Mean Diff.	0.019707	0.017049	0.017049
Mean Abs. Median Diff.	0.012565	0.009830	0.009818

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Tabela 7 - Teste de igualdade das médias entre séries

	Varição	Varição Full Dynamic	Varição Full Statisc
Mean	2.82E-05	-0.054137	-7.31E-05
Std. Dev.	0.012580	0.019707	0.012565
Std. Err. of Mean	0.000567	0.000889	0.000567

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

Tabela 8 - Teste de igualdade de medianas, entre séries

	Varição	Varição Full Dynamic	Varição Full Statisc
Median	-0.000523	-0.054137	-0.000548
Mean Rank	982,5569	250,2678	979,1762
Mean Score	0.544355	-1,0801	0.534678

Fonte: Elaboração própria através do *software* Eview s, com base nos dados da BM&F Bovespa 2014.

9. CONCLUSÃO

Softwares econométricos fornecem um número realmente incrível de possibilidades de análises de series temporais em questão de segundos, bastar ter um prévio conhecimento da ferramenta e entendimento de conceitos econômicos para melhor aplicabilidade das técnicas de modelagem, neste estudo observou-se que séries temporais são fundamentais para entendimento do comportamento da variável estudada o lbovespa.

O período escolhido não foi influenciado por sazonalidade, o que possibilitou um estudo sem influencia de determinado período, porem apresentava tendência, então para estudos mais precisos foi removida a tendência estacionando a série através de sua variação diária percentual.

Uma vez estacionada foram aplicadas os modelos econométricos ARMA e GARCH que melhor se aplicavam a série, porem para chegar a esses resultados, muitos modelos foram gerados e eliminado por seus resultados apresentados, como base nesta escolha foram utilizados os critérios de informações Akaike e de Schawrz. Surge aqui a primeira grande dificuldade em realizar este estudo, a escolha do melhor modelo, no caso dos modelos ARMA não se da de forma clara, então primeiramente deve-se esgotar a possibilidade de modelos gerados, para através de um comparativo realizar a escolha do melhor. Outra dificuldade é a utilização dos critérios de informações Akaike e de Schawrz, que divergiram ao apontar o melhor modelo a ser utilizado, foi utilizado o critério Schawrz devido a sua composição para apresentar o resultado, considerada mais assertiva para realização deste trabalho.

Quanto as técnicas de previsão que cada modelo apresentou, claramente pode-se observar a capacidade superior de previsão do modelo GARCH, que apresenta as mesmas variações que o comportamento apresentado pela variável. Também se observa o comportamento da variável quando a previsão é feita de forma estática, que segue o comportamento da variável até o fim da série e no caso da dinâmica, nota-se no final do período o apontamento da tendência, tanto

para os modelos ARMA e GARCH. Embora a qualidade de previsão do modelo ARMA é claramente superior ao ARMA, pode-se observar também essa qualidade nos resultados demonstrados abaixo em três importantes medidas que avaliam as técnicas de previsão, são elas o erro quadrático médio (MSE), o erro absoluto médio (MAE) e por fim o erro percentual médio (MAPE).

	ARMA		GARCH	
	Variação Full Dynamic	Variação Full Statisc	Variação Full Dynamic	Variação Full Statisc
MSE	0,012556	0,01255	MSE	0,059112
MAE	0,009814	0,009857	MAE	0,0542
MAPE	119,23%	226,37%	MAPE	324,85%

Como o modelo estático prevê sempre um passo a frente, embasado no comportamento do último período da variável, sempre gera o melhor resultado, nota-se também um resultados, significativamente melhor no modelo GARCH comparado ao modelo ARMA, isso por que o modelo GARCH é mais parcimonioso, e esses modelos têm menos parâmetros estimados, portanto a incerteza do resultado estimado tende a ser menor.

Portanto, comparando os modelos ARMA e GARCH, nota-se que modelos GARCH desempenham melhor a função de previsão de comportamento em séries temporais estacionárias.

10. REFERÊNCIAS

ARDIA, David. **Financial risk management with Bayesian estimation of GARCH models: theory and applications**. 2008

BUENO, Rodrigo de Losso da Silveira. **Econometria de Séries Temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

CLINI, Paulo Eduardo. **Mercados futuros eficientes: resultados de testes de cointegracao para o IBOVESPA**. 2003

BUSCARIOLLI, Bruno; EMERICK, Jhonata. **Econometria com Eviews: guia essencial de conceitos e aplicações**. 2011

GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**. 5ª Ed São Paulo: AMGH, 2011.

GRESSLER, Lori Alice. **Introdução à Pesquisa: projetos e relatórios**. 2ª Ed. São Paulo: Loyola, 2004.

HOFFMANN, Rodolfo. **Estatística para economistas**. Pioneira. 2006

MARTINS, Gilberto de Andrade. **Estatística geral e aplicada**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

MILONE, Giuseppe. **Estatística**. Cengage Learning. 2004

MORETTIN, Pedro Alberto; TOLOI, Clelia M. C. **Análise de séries temporais**. ABE Projeto Fisher, Edgard Blucher. 2006.

ROSSI, José W.; NEVES, Cesar das. **Econometria e Séries Temporais**. Rio de Janeiro. 2014

STEIN, Maria de Lourdes Tomio. **Manual para elaboração de Projetos de Pesquisa e Trabalhos Acadêmico-Científico**. Curitiba, 2011.

SHIMIZU, Kenichi. **Bootstrapping Stationary ARMA-GARCH Models**. Vieweg teubner. 2009

Manual De Definições E Procedimentos Dos Índices Da Bm&Fbovespa . Disponível em:
<<http://www.bmfbovespa.com.br/Indices/download/Manual-de-Definicoes-e-Procedimentos-dos-Indices-da-BMFBOVESPA-R.pdf>> Acesso em 04/01/2014

Metodologia Do Índice Bovespa. Disponível em:
<<http://www.bmfbovespa.com.br/Indices/download/Nova-Metodologia-do-Indice-Bovespa-R.pdf>> Acesso em 04/01/2014