



**LISBOA  
SCHOOL OF  
ECONOMICS &  
MANAGEMENT**

**MESTRADO**

**ECONOMETRIA APLICADA E PREVISÃO**

**TRABALHO FINAL DE MESTRADO**

**DISSERTAÇÃO**

**MODELAÇÃO E PREVISÃO DA TAXA DE INFLAÇÃO DE  
ANGOLA**

**VERA MARGARIDA VIEIRA PALMA PEREIRA**

**OUTUBRO-2015**



**LISBOA  
SCHOOL OF  
ECONOMICS &  
MANAGEMENT**

**MESTRADO EM  
ECONOMETRIA APLICADA E PREVISÃO**

**TRABALHO FINAL DE MESTRADO**

**DISSERTAÇÃO**

**MODELAÇÃO E PREVISÃO DA TAXA DE INFLAÇÃO DE  
ANGOLA**

**VERA MARGARIDA VIEIRA PALMA PEREIRA**

**ORIENTAÇÃO:**

**PROFESSOR DOUTOR ANÍBAL JORGE DA COSTA CRISTÓVÃO  
CAIADO**

**OUTUBRO-2015**

## Resumo

O objectivo deste trabalho consiste em comparar os resultados obtidos da previsão das taxas de inflação mensal e homóloga de Angola, usando diferentes modelos (univariados e multivariados) e estratégias.

Nos modelos univariados (ARIMA) adoptaram-se quatro estratégias em que a modelação e previsão foram realizadas sobre: os preços das 12 classes que compõem o IPC, na primeira; as variações mensal e homóloga dos preços das 12 classes que compõem o IPC, na segunda; o IPC, na terceira; as variações mensal e homóloga do IPC, na quarta.

Nos modelos multivariados (VAR/VEC) utilizaram-se duas estratégias em que a modelação e previsão foram executadas sobre: o IPC, na primeira e as variações mensal e homóloga do IPC, na segunda. Em ambos os casos, foram incluídas variáveis endógenas (oferta de moeda e taxa de câmbio) e exógenas (preço do petróleo, taxa de juro e *dummy* sazonal) e criados cenários preditivos para a taxa de inflação de Angola.

Com a análise realizada, conclui-se que os modelos ARIMA (estratégia 4) apresentaram melhor ajustamento para a previsão da taxa de inflação mensal, em comparação com a taxa de inflação homóloga cujos melhores resultados foram obtidos com os modelos VAR/VEC (estratégia 1).

**Palavras-chave:** Taxa de inflação; IPC; ARIMA; VAR; VEC; Previsão; Modelação.

## **Abstract**

The main purpose of this document is to compare the predictions obtained on Angola's monthly and homologous (annual) inflation rate, using univariate and multivariate models and strategies.

For the univariate models (ARIMA) four strategies were used in which modeling and forecasting were performed on: for the first one, 12 price classes that compose the CPI; for the second one, the monthly and annual price variations of the 12 CPI's classes; for the third one, the CPI; and for the fourth one, the monthly and annual CPI variations.

For the multivariate models (VAR/VEC) two strategies were used in which modeling and forecasting were performed on: for the first one, the CPI; and for the second one monthly and annual CPI variations. Both cases included endogenous (money supply and exchange rate) and exogenous variables (oil prices, interest rate) and created predictive scenarios for Angola's inflation rate.

As conclusion, ARIMA models (strategy 4) are better tailored to forecast the monthly inflation rate, while VAR/VEC models (strategy 1) gave better results in predicting the annual inflation rate.

**Key-words: Inflation rate; CPI; ARIMA; VAR; VEC; Forecast; Modeling.**

## **Agradecimentos**

Quero agradecer ao meu orientador e Professor Doutor Jorge Caiado por toda a ajuda e conselhos.

Também quero agradecer pelo enorme apoio da minha família e amigos, sem esquecer a constante companhia do meu amigo de quatro patas.

## Índice

<b>Resumo .....</b>	<b>iii</b>
<b>Agradecimentos.....</b>	<b>v</b>
<b>Índice das Figuras.....</b>	<b>vii</b>
<b>Índice das Tabelas .....</b>	<b>viii</b>
<b>Siglas e Acrónimos.....</b>	<b>ix</b>
<b>1. Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1. Identificação do problema de investigação .....	2
1.2. Questões centrais de investigação .....	2
2. Revisão de Literatura .....	3
3. Enquadramento económico de Angola.....	5
<b>4. Metodologia e Dados .....</b>	<b>8</b>
4.1. Abordagem Univariada: Modelo ARIMA .....	8
4.2. Abordagem Multivariada: Modelo VAR/VEC.....	15
<b>5. Resultados Empíricos.....</b>	<b>21</b>
5.1. Abordagem Univariada.....	21
<b>Estratégia 1 .....</b>	<b>21</b>
<b>Estratégia 2 .....</b>	<b>22</b>
<b>Estratégia 3 .....</b>	<b>23</b>
<b>Estratégia 4 .....</b>	<b>23</b>
5.2. Abordagem Multivariada .....	24
<b>Estratégia 1 .....</b>	<b>24</b>
<b>Estratégia 2 .....</b>	<b>27</b>
5.3. Comparação das previsões.....	30
<b>5.3.1. Taxa de inflação mensal .....</b>	<b>31</b>

<b>5.3.2. Taxa de inflação homóloga .....</b>	<b>32</b>
<b>6. Conclusões e Investigações Futuras .....</b>	<b>35</b>
6.1. Principais Conclusões .....	35
6.2. Investigações Futuras .....	36
<b>7. Bibliografia .....</b>	<b>37</b>
<b>8. Anexos.....</b>	<b>37</b>

### Índice das Figuras

Figura 1 - Crescimento real do PIB (%) de Angola - 2005 a 2015 .....	5
Figura 2 - Metodologia de Box-Jenkins.....	8
Figura 3 - Estratégia 1 da abordagem univariada .....	13
Figura 4 - Estratégia 2 da abordagem univariada .....	14
Figura 5 - Estratégia 3 da abordagem univariada .....	15
Figura 6 - Estratégia 4 da abordagem univariada .....	15
Figura 7 - Matriz de Correlações .....	18
Figura 8: Estratégia 1 da abordagem multivariada.....	20
Figura 9 - Estratégia 2 da abordagem multivariada.....	20
Figura 10: Desvios do equilíbrio do IPC: Estratégia 1 .....	25
Figura 11: Funções de resposta a impulsos: Estratégia 1 .....	26
Figura 12: Desvios do equilíbrio da inflação mensal: Estratégia 2.....	27
Figura 13: Função de resposta a impulsos: Estratégia 2 (Inflação mensal) .....	28
Figura 14 - Funções de resposta a impulsos: Estratégia 2 (Inflação homóloga) .....	29
Figura 15 - Previsão da taxa de inflação mensal de Angola.....	31
Figura 16 - Previsão da taxa de inflação homóloga de Angola.....	32

### **Índice das Tabelas**

Tabela 1 - Coeficientes ajustados das relações de cointegração: Estratégia 1.....	25
Tabela 2 - Coeficientes ajustados da relação de cointegração: Estratégia 2 .....	28
Tabela 3 - Qualidade Preditiva - Abordagens Univariada e Multivariada .....	30

## Siglas e Acrónimos

**ALIMBEB** - Alimentação e Bebidas Não Alcoólicas

**ADF** - *Augmented Dickey-Fuller*

**AO** - *Additive Outlier*

**ARIMA** - *Autoregressive Integrated Moving Average*

**BEBALCOOL** - Bebidas Alcoólicas e Tabaco

**BENSSERV** - Bens e Serviços Diversos

**BNA** - Banco Nacional de Angola

**COMUNIC** - Comunicações

**EAM** - Erro Absoluto Médio

**EDUC** - Serviço de Educação

**EQM** - Erro Quadrático Médio

**EQUIPMAN** - Mobiliário, Equipamento Doméstico e Manutenção

**EPAM** - Erro Percentual Absoluto Médio

**FMI** - Fundo Monetário Internacional

**HAEGCOMB** - Habitação, Água, Electricidade e Combustíveis

**HOTEIS** - Hotéis, Cafés e Restaurantes

**IPC** - Índice de Preços no Consumidor

**LAZER** - Lazer, Recreação e Cultura

**LS** - *Level Shift*

**PIB** - Produto Interno Bruto

**REQM** - Raiz do Erro Quadrático Médio

**SAUDE** - Saúde

**TRANSP** - Transportes

**VEC** - *Vector Error Correction*

**VESTCALC** - Vestuário e Calçado

## 1. Introdução

Viveram-se períodos difíceis durante a grande crise económica e financeira, em que ocorreu a crise do *subprime* (crédito imobiliário de grande risco) em 2008/2009 e a grande crise na zona euro em 2011/2012 após a queda do banco de investimento *Lehman Brothers*.

Apesar de ainda se viverem consequências da crise, já se começam a verificar sinais de recuperação da actividade económica mundial.

Segundo o FMI, prevê-se que o crescimento económico mundial para 2015 atinga os 3,5%, motivado pela diminuição dos preços do petróleo, pelas políticas fiscais mais moderadas e políticas monetárias adoptadas (FMI, 2015).

De acordo com as previsões do Banco Mundial, prevê-se que as economias emergentes apresentem um aumento da taxa de crescimento de 4,4% em 2014 para 4,8% em 2015 (World Bank, 2015).

Findo o período de guerra em 2002, Angola apresentou um rápido crescimento e desenvolvimento económico, verificando-se uma taxa de crescimento do PIB de 6,8% em 2013 (World Bank, 2015). Contudo, a queda dos preços do petróleo afectou a economia angolana levando, assim, a um abrandamento do seu crescimento, que registou valores de crescimento de 4,2% em 2014 (FMI, 2015).

Apesar do abrandamento do crescimento da economia angolana desde 2009, é expectável, a partir de 2014, maior ritmo de crescimento, consequência do aumento de exportações, da produção petrolífera e produção nacional, bem como do Investimento Directo Estrangeiro (IDE). Segundo o FMI, prevê-se que

a economia angolana apresente uma taxa de crescimento do PIB de 4,5%, em 2015 (FMI, 2015).

Muitas decisões económicas são tomadas baseadas nas previsões dos indicadores macroeconómicos e, por isso, as previsões de séries económicas é uma área de estudo com importante utilidade.

O presente documento estuda a economia angolana dada a sua evolução no período pós-guerra, que a conduziu a ser considerada uma economia emergente e com um importante papel na economia mundial.

O principal objecto de estudo deste trabalho é a taxa de inflação que consiste num dos indicadores macroeconómicos e reflecte o desempenho da economia angolana.

### **1.1. Identificação do problema de investigação**

O propósito deste trabalho consiste na modelação e previsão das taxas de inflação mensal e homóloga de Angola. Para a modelação das taxas de inflação utilizar-se-ão dois tipos de modelos: univariados (ARIMA) e multivariados (VAR/VEC), sendo o objectivo principal comparar os resultados preditivos dos dois modelos, usando diferentes estratégias de modelação.

### **1.2. Questões centrais de investigação**

Em primeiro lugar, pretende-se verificar qual o tipo de modelo (ARIMA ou VAR/VEC) mais robusto para prever as taxas de inflação mensal e homóloga de Angola e, em segundo lugar, investigar as suas tendências em 2015.

## 2. Revisão de Literatura

Existe alguma divergência quanto à escolha do tipo de modelo mais adequado para prever as taxas de inflação.

Baillie, Chung e Tieslau (1996), implementaram um novo procedimento para obter estimações próximas do método de máxima verossimilhança de um processo ARFIMA – GARCH. Este modelo é integrado fraccionado com heterocedasticidade condicional. Neste estudo, concluíram que a aproximação ao método da máxima verossimilhança apresentou erros padrão pequenos nas estimações dos parâmetros e sugere que o modelo é significativamente diferente de assumir um comportamento  $I(0)$  ou  $I(1)$ .

Kenny e Quinn (1998) concluíram que os resultados obtidos para a previsão da taxa de inflação irlandesa, com os modelos ARIMA, foram mais robustos em comparação com os modelos multivariados. Contudo, afirmam que, apesar dos resultados obtidos, não significa que os modelos univariados substituam os multivariados. Explicam que o período de análise apresenta relativa estabilidade da taxa de inflação, o que leva ao bom ajustamento de um modelo ARIMA. Ou seja, os modelos ARIMA tendem a perder precisão quando os dados apresentam maior volatilidade. Acrescentam ainda que os modelos multivariados, quando bem especificados, geralmente apresentam melhores desempenhos nas previsões com maior horizonte temporal.

Outra alternativa para a modelação da taxa de inflação foi um modelo VEC, proposto por Klein e Kyei (1998), que permite ao termo dinâmico de curto-prazo das variáveis reagir aos seus desvios de longo-prazo. Com este modelo, concluíram que o ajustamento para o equilíbrio de longo-prazo é relativamente

rápido. Para além disso, este modelo confirmou que os preços internacionais dos produtos não petrolíferos têm uma grande influência nos produtos nacionais. Este era um resultado esperado devido ao elevado número de importações que Angola efectua. Na análise das respostas a impulsos, o modelo confirmou o impacto da taxa de câmbio e o agregado monetário M2 no IPC. Mais, o modelo mostrou que não é o crescimento monetário que influencia a taxa de inflação mas, sim, os seus desvios face ao nível de equilíbrio.

De acordo com Fritzer et al (2002), os modelos multivariados (VAR) apresentaram melhores resultados quanto à previsão de longo-prazo (8-12 meses seguintes) da taxa de inflação austríaca. Contudo, afirmam que a agregação das previsões das subclasses/subcomponentes do IPC melhora consideravelmente a previsão em comparação com a previsão do IPC, no caso dos modelos ARIMA.

Em oposição, Bokhari e Feridum (2006) concluíram que os modelos ARIMA apresentaram melhores resultados face aos modelos multivariados, na modelação e previsão da taxa de inflação do Paquistão.

Em 2012, Barros, Caporale e Alana estudaram o comportamento de variáveis macroeconómicas (taxa de inflação, M1, M2, a taxa de câmbio no início e fim do período, e a média mensal da taxa de câmbio) de Angola, durante o período de Agosto de 1996 a Junho de 2011. Concluíram, que a análise multivariada sugeriu cointegração entre os preços e a base monetária; e entre os preços e a taxa de juro nominal, com a taxa de ajustamento para o equilíbrio de longo-prazo sendo hiperbolicamente lenta.

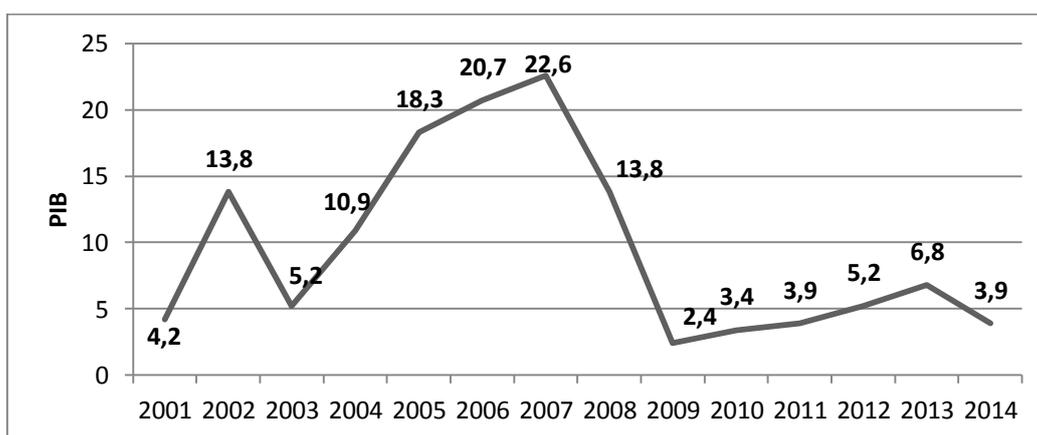
### 3. Enquadramento económico de Angola

Em 1975, Angola tornou-se independente de Portugal. Contudo, a sua independência gerou uma guerra civil devido à luta pelo poder entre três grupos nacionalistas: Movimento Popular de Libertação de Angola (MPLA); Frente Nacional de Libertação de Angola (FNLA); União Nacional para a Independência Total de Angola (UNITA). O fim da guerra civil apenas chegou em Abril de 2002, após quase 30 anos.

Após o período de guerra, a economia de Angola cresceu significativamente. Contudo, nos últimos anos, o seu crescimento tem abrandado.

O crescimento económico de Angola, medido pelo seu produto interno bruto (PIB), abrandou a partir do ano 2008 como se pode verificar no gráfico abaixo, também afectada pela crise económica e financeira mundial.

**Figura 1 - Crescimento real do PIB (%) de Angola - 2005 a 2015**



Fonte: World Bank

Legenda: (e) - estimativas; (p) - previsão

O crescimento da economia angolana é sustentado, principalmente, pelas receitas provenientes da Indústria Extractiva (petróleo e gás). Só em 2011, este sector representou quase 70% do PIB (BNA, 2011).

Actualmente, os efeitos da descida do preço do petróleo, causada pela diminuição mundial da procura de petróleo e pelo abrandamento do crescimento da economia mundial, estão a reflectir-se na sua economia.

Para 2014, as mais recentes estimativas do crescimento do PIB apontam para uma desaceleração significativa do PIB, situando-se nos 4,4% (Ministério das Finanças, 2015). Segundo o Relatório de Fundamentação do Orçamento Geral do Estado 2015 (RFOGE 2015): “Enquanto se perspectiva que o sector petrolífero continuará a ressentir a contracção económica iniciada em 2009, com intervalo em 2012, devendo registar um recuo ao ritmo de -3,5% no corrente ano, as perspectivas para o sector não petrolífero da economia nacional apontam para um crescimento a uma taxa de 8,2%”.

Um dos principais sectores que mais influencia o desempenho do crescimento do PIB não petrolífero é o sector agrícola. Apesar de em 2013 o sector agrícola ter crescido consideravelmente (42,3%), em 2014 o seu crescimento apenas atingiu os 11,9%. Já para 2015, prevê-se que atinja os 12,3%. Em 2013, outro sector que desempenhou um papel importante para o crescimento do PIB foi o sector da energia que cresceu a 34,4%. Contudo, espera-se que o seu crescimento abrande para 17,3% e 12,0%, em 2014 e 2015, respectivamente. Já o sector dos serviços mercantis apresentou uma taxa de crescimento de 7,0% em 2013, e espera-se que uma tendência crescente, alcançando taxas de crescimento de 8,0% e 9,0%, em 2014 e 2015, respectivamente (Ministério das Finanças, 2015).

Resumidamente, as perspectivas do crescimento do PIB para o ano 2015 são optimistas. Espera-se que o sector petrolífero continue a liderar o crescimento do PIB, e que os sectores agrícolas e dos serviços mercantis apresentem taxas de crescimento relevantes no sector não petrolífero (Ministério das Finanças, 2015).

Devido à diminuição dos preços internacionais de produtos alimentares e aos esforços do Banco Central de Angola para estabilizar a taxa de câmbio nominal, a inflação tem vindo a diminuir (Carvalho et al, 2015). A taxa de inflação homóloga abrandou para 8,9% em Janeiro de 2013 e para 7,69% em Dezembro de 2013. Contudo, como a importação de produtos alimentares é uma componente importante no cabaz de consumo de Angola, a inflação de preços no consumidor é bastante sensível a alterações nos preços globais dos alimentos e a oscilações de câmbio (Ministério das Finanças, 2015).

Segundo o RFOGE 2015, “a coordenação das políticas fiscais, monetária e cambial continuam a assegurar consistência de factores de política na realização da estabilidade monetária, assimilada pela trajectória descendente e de estabilização que tem registado a taxa de inflação”.

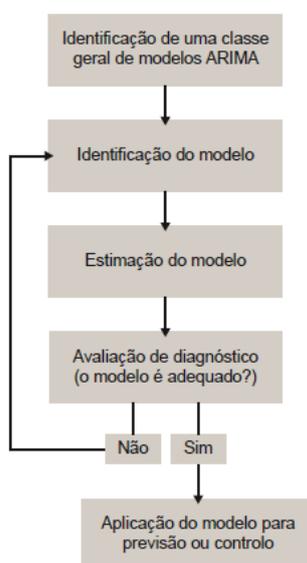
Angola apresentou grandes progressos em termos económicos e políticos desde a guerra civil. Contudo, o seu desenvolvimento ainda enfrenta grandes desafios, entre os quais a redução da dependência do petróleo e a diversificação da economia, melhorias no nível de qualidade de vida da população e melhorias na estabilidade política.

## 4. Metodologia e Dados

### 4.1. Abordagem Univariada: Modelo ARIMA

Neste trabalho, adoptou-se a metodologia de Box-Jenkins (Box e Jenkins, 1976, Box et al. (1994)) para a construção dos modelos ARIMA - *Autoregressive Integrated Moving Average* - aplicada em séries estacionárias e com, pelo menos, 50 observações. Esta metodologia é constituída por três grandes fases iterativas para a construção de modelos: identificação, estimação e avaliação de diagnóstico. Se o modelo seleccionado for adequado, pode passar-se a uma outra etapa, que diz respeito à previsão. Desenvolvimentos mais recentes da modelação e previsão ARIMA encontram-se em Priestley (1981), Diggle (1990), Harvey (1990, 1993), Wei (1990, 2007), Brockwell e Davis (1991), Hamilton (1994), Enders (1995), Shumway e Stoffer (2000), Peña et al. (2001), entre outros.

**Figura 2 - Metodologia de Box-Jenkins**



Fonte: Box e Jenkins (1976), pág. 19.

## Identificação do modelo

O principal objectivo na fase de identificação do modelo é encontrar os valores de  $p$ ,  $d$  e  $q$  necessários para a construção do modelo ARIMA. Nesta fase recorre-se, essencialmente, à análise gráfica para a escolha dos parâmetros a estimar na fase seguinte. Contudo, a identificação exacta do modelo é difícil de alcançar porque os dados são muitas vezes influenciados por factores externos e, muitas vezes, é importante o conhecimento *a priori* do analista para encontrar um modelo mais adequado.

Inicialmente deve-se observar graficamente a série e realizar o teste ADF para testar a presença de raízes unitárias e, portanto, a estacionaridade da série. Caso se conclua que existe evidência estatística da presença de pelo menos uma raiz unitária na série em estudo, Box e Jenkins propõem aplicar as primeiras diferenças para estacionar, em média, a série. No caso de a série não ser estacionária em variância pode-se aplicar logaritmos ou qualquer outra transformação de Box-Cox para estabilizar a variância. Após a sua estacionarização, deve-se analisar a função de autocorrelação (FAC) e a função de autocorrelação parcial (FACP) para se identificar os parâmetros  $p$  e  $q$  do modelo ARIMA a estimar. Para mais detalhes veja-se Box, Jenkins e Reinsel (1994) ou Wei (2007).

Ainda na fase de identificação do modelo também é importante analisar a existência de *outliers* (observações anómalas) e outros fenómenos não estacionários que podem levar à alteração do comportamento da série em estudo. Existem essencialmente quatro modelos paramétricos para a detecção

de *outliers* que podem ser caracterizados segundo os efeitos que produzem na série: *Additive Outlier* (AO), *Innovation Outlier* (IO), *Level Shift* (LS) e *Temporary Change* (TC). Para mais detalhes, vejam-se autores como Tsay (1986,1988), Chang et al. (1988) e Ljung (1993).

### **Estimação do modelo**

Uma vez identificados os modelos candidatos a descrever a série em estudo, segue-se a etapa de estimação dos seus parâmetros. Nesta fase, vai ser imprescindível o auxílio de um adequado *package* informático, dado que a estimação dos parâmetros requer a aplicação de um conjunto de métodos numéricos e de cálculos computacionais, com alguma complexidade. Em resultado da pouca intervenção do analista nesta etapa de modelação, apresenta-se aqui de forma muito breve o principal método de estimação dos parâmetros do modelo ARIMA - o método da máxima verosimilhança.

A ideia base do método da máxima verosimilhança consiste em determinar os valores dos parâmetros que tornam mais verosímil a ocorrência de um conjunto de observações idênticas àquelas de que efectivamente se dispõe. Este método obtém estimativas dos parâmetros através de um processo iterativo em que se maximiza a função de verosimilhança dos estimadores (para mais detalhes veja-se Box et al. 1994). Em geral, os programas informáticos de econometria de séries temporais, como por exemplo o programa EViews, começam por obter estimativas iniciais dos parâmetros, seguindo-se um processo iterativo até se obterem os valores óptimos dos parâmetros.

## **Avaliação de diagnóstico**

Após a fase de identificação e estimação do modelo, sucede-se a fase de avaliação de diagnóstico que avalia a qualidade estatística das estimativas e de ajustamento do modelo. Esta etapa de avaliação do diagnóstico vai centrar-se fundamentalmente na análise dos resíduos do modelo estimado, que, de acordo com os pressupostos assumidos, devem ter um comportamento análogo a um ruído branco. Caso o modelo seja adequado então prossegue-se para a previsão, caso o modelo não seja adequado então, como mencionado anteriormente, retrocede-se novamente à fase de identificação do modelo e repete-se todo o processo até encontrar um ou mais modelos satisfatórios.

## **Seleção de Modelos**

Em qualquer análise estatística de dados, o analista pode encontrar vários modelos adequados para descrever o fenómeno em estudo. Mais concretamente, na modelação de uma série temporal pode existir mais do que um modelo que verifique os diferentes critérios de avaliação do diagnóstico, o que torna difícil a tarefa de escolher o melhor modelo. Assim sendo, devem procurar-se critérios de selecção de modelos que tomem em consideração as estatísticas baseadas nos resíduos do modelo ajustado. Os critérios de selecção mais comuns são o AIC, HQ e o BIC.

## **Previsão**

A previsão pontual para os instantes futuro  $T + m$  será função dos valores presentes e passados da série, isto é:

$$\hat{Y}_T(m) = P_T(m) = E(Y_{T+m} | Y_T, Y_{T-1}, Y_{T-2}, \dots)$$

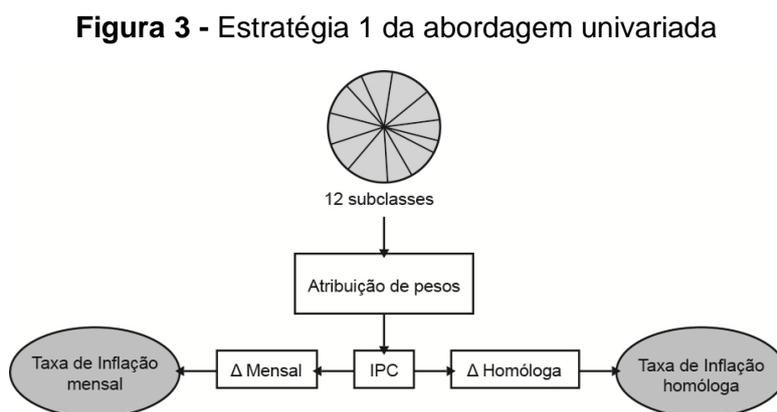
Onde  $P_T(m)$  é o preditor de  $Y_{T+m}$ ,  $T$  é a origem da previsão e  $m$  é o horizonte da previsão. Em geral, deve expandir-se o modelo ARIMA de modo a que o termo  $Y_t$  apareça no 1º membro da equação e todos os outros termos no 2º membro da equação. Em seguida, escreve-se a equação substituindo o índice  $t$  por  $T+m$ . Por fim, no 2º membro da equação, devem-se substituir os valores futuros pelas previsões, os erros futuros por zeros e os erros passados e presentes pelos correspondentes resíduos de estimação. No que se refere ao horizonte temporal, o estabelecimento de previsões reveste-se de duas formas: previsão estática (passo-a-passo) e previsão dinâmica a múltiplos passos à frente.

Na previsão passo-a-passo, escolhe-se a amostra de treino de dimensão  $m < n$  (onde  $n$  é a dimensão da amostra total) para estimar o modelo. Em seguida, calcula-se recursivamente as previsões a um passo à frente para os instantes  $m+1, m+2, \dots, n$ , aumentando sucessivamente a amostra de treino em uma observação (previsão estática). Por fim, calculam-se as habituais medidas de avaliação dos erros de previsão com base nos erros obtidos na amostra de teste. Na previsão a  $h$  passos à frente (previsão a múltiplos passos), começa-se por utilizar as observações até ao instante  $m$  para calcular a previsão para o momento  $m+h$ . Em seguida, utiliza-se as observações até ao instante  $m+1$  para prever a série no instante  $m+h+1$ , e por aí adiante. Para mais detalhes, veja-se Wei (2007) e Box et al. (1994) e Pindyck e Rubinfeld (1998).

No nosso trabalho, propomos uma abordagem ARIMA univariada baseada em quatro estratégias para obtenção das previsões das taxas de inflação mensal e homóloga de Angola: estática e dinâmica (1 a 12 passos), e a 12 passos à frente.

A informação disponível para análise, pelo BNA, tem como período amostral Dezembro de 2001 a Dezembro de 2014. De forma a melhorar a consistência dos resultados, os dados foram truncados de Janeiro de 2006 a Dezembro de 2014 dada a presença de maior volatilidade no período inicial devido à guerra civil. Sendo assim, a “amostra de treino” será de Janeiro de 2006 a Dezembro de 2013 e a de “amostra de teste” de Janeiro a Dezembro de 2014 e de previsão de Janeiro a Dezembro de 2015. Os melhores modelos serão utilizados na previsão da inflação no período de Janeiro a Dezembro de 2015.

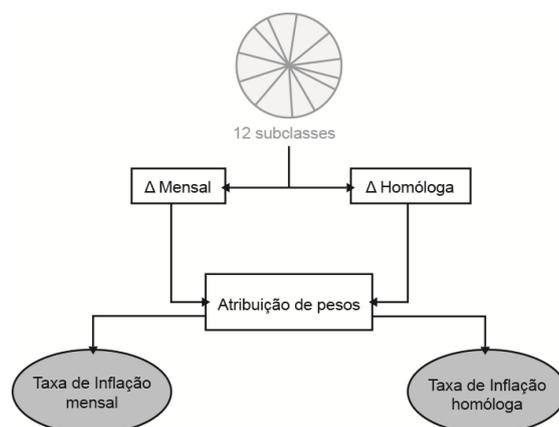
**Estratégia 1:** Modelação, previsão e ponderação das 12 classes que compõem o IPC



O IPC consiste na média ponderada das variações de 12 classes<sup>1</sup>. Após a modelação e previsão das 12 classes calcular-se-á o IPC com a atribuição dos respectivos pesos e, posteriormente calcular-se-ão as variações mensais e homólogas do IPC, a que correspondem as taxas de inflação mensal e homóloga, respectivamente.

**Estratégia 2:** Modelação e previsão das taxas de inflação mensal e homóloga de cada uma das 12 classes que compõem o IPC

**Figura 4 - Estratégia 2 da abordagem univariada**

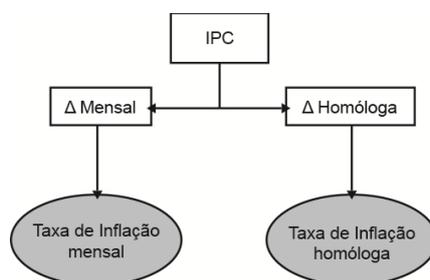


A modelação e previsão serão feitas directamente sobre as taxas de inflação mensal e homóloga de cada uma das 12 classes do IPC. Em seguida, atribuir-se-ão ponderadores às previsões pontuais de cada uma das classes de acordo com os respectivos pesos no cálculo do IPC de Angola.

<sup>1</sup> Alimentação e bebidas não alcoólicas; bebidas alcoólicas e tabaco; vestuário e calçado; habitação, água, electricidade e combustíveis; mobiliário, equipamentos domésticos e manutenção; saúde; transportes; comunicações; lazer, recreação e cultura; serviço de educação; hotéis, cafés e restaurantes; e, bens e serviços diversos.

**Estratégia 3:** Modelação e previsão da série do IPC

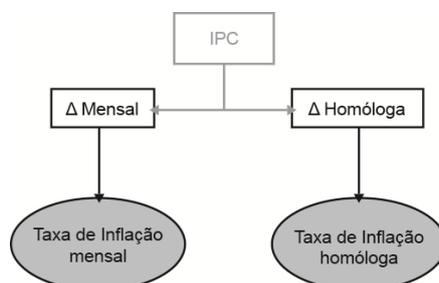
**Figura 5 -** Estratégia 3 da abordagem univariada



Após a modelação e previsão do IPC calcular-se-ão as variações mensal e homóloga.

**Estratégia 4:** Modelação e previsão das séries da variação mensal e homóloga do IPC

**Figura 6 -** Estratégia 4 da abordagem univariada



Depois de obtidos os diferentes resultados de cada estratégia, comparar-se-ão os erros de previsão - REQM, EQM, EAM e EPAM. A escolha do “melhor” modelo será feita à luz da função REQM.

**4.2. Abordagem Multivariada: Modelo VAR/VEC**

Os métodos estruturais de modelação de equações simultâneas usam a teoria económica para estabelecer as relações entre as variáveis. Contudo, a teoria

económica nem sempre consegue estabelecer uma especificação rigorosa da relação dinâmica entre variáveis.

Os modelos de função transferência (Box e Jenkins, 1976) permitem explicar uma determinada variável em função da sua informação passada e da informação passada e presente de outras variáveis. Contudo, não permite a existência de *feedback* entre as variáveis, o que é uma grande limitação deste tipo de modelos porque se verificam, muitas vezes, relações de causalidade entre variáveis de natureza económica. Por outro lado, os modelos de função transferência exigem a aplicação de adequadas transformações a fim de tornar as séries estacionárias e branqueadas, o que pode diminuir a força da relação dinâmica entre essas variáveis, para além de que, como menciona Zellner (1979) entre outros, a teoria económica é crítica na interpretação dos resultados baseados em variáveis “pré-filtradas”.

Em alternativa a estes métodos, podem utilizar-se os modelos vectoriais autoregressivos (VAR), que tomam em consideração a existência de relações de interdependência entre as variáveis e permitem avaliar o impacto dinâmico das perturbações aleatórias sobre o sistema de variáveis, o que os torna particularmente úteis e eficientes na previsão do comportamento futuro de séries temporais interrelacionadas.

A análise dinâmica de sistemas de variáveis económicas através de modelos VAR foi introduzida por Christopher A. Sims – Prémio Nobel da Economia em 2011, através do artigo fundamental “Macroeconomics and Reality” (*Econometrica* 48, 1-49, 1980). A abordagem VAR ao tratar todas as variáveis

simetricamente sem impor qualquer restrição quanto à independência e dependência entre elas, permite descrever cada uma das variáveis endógenas no sistema como uma função dos valores desfasados de todas as variáveis endógenas.

Uma desvantagem dos modelos VAR é requererem a estacionaridade das séries temporais. A diferenciação das séries é a solução para a estacionarização, contudo, leva a perda de informação. Para se ultrapassar esta limitação dos modelos VAR, Engle e Granger (1987), mostraram que apesar das séries serem não estacionárias, uma combinação linear das séries pode ser estacionária sem ser necessário diferenciá-las e, portanto, sem perder informação. Nessa situação, as variáveis dizem-se cointegradas, o que significa que existe uma relação de equilíbrio de longo-prazo entre as mesmas. Na presença de relações de cointegração deve utilizar-se um modelo *Error Correction Model* (VEC).

No presente estudo, seguiram-se as metodologias de modelação VAR/VEC proposta por Lütkepohl (2005) e Johansen (1988), assentes nos seguintes passos:

- Passo 1) Testar a ordem de integração das variáveis;
- Passo 2) Escolher a ordem de desfasamento do modelo VAR/VEC;
- Passo 3) Estimar o modelo e proceder à avaliação da qualidade estatística e do ajustamento. No caso do VEC, determinar a característica de  $\Pi$  (ou o número de vectores de cointegração), analisar os

vectores de cointegração normalizados e os coeficientes da velocidade de ajustamento;

Passo 4) Testar a exogeneidade fraca através de testes de causalidade à Granger;

Passo 5) Estimar as funções de resposta a impulsos e de decomposição da variância;

Passo 6) Utilizar o modelo na previsão de cada uma das variáveis endógenas.

Na análise multivariada foram utilizados os modelos VAR/VEC, nos quais foram consideradas como variáveis endógenas o logaritmo do M2<sup>2</sup> e a taxa de câmbio (TCO) (para além da variável que se quer explicar em cada estratégia) e como exógenas os preços do petróleo (PETROL) e a taxa de referência do BNA (TXR).

**Figura 7 - Matriz de Correlações**

	IPC	BM	M1	M2	M3	PETROL	TCO	TXR
IPC	1.000000							
BM	0.984169	1.000000						
M1	0.980032	0.980825	1.000000					
M2	0.995331	0.986541	0.985367	1.000000				
M3	0.991542	0.986997	0.992280	0.993437	1.000000			
PETROL	0.604855	0.568738	0.532702	0.590210	0.566215	1.000000		
TCO	0.906850	0.907561	0.863856	0.911019	0.882908	0.549946	1.000000	
TXR	-0.841724	-0.796664	-0.823270	-0.824149	-0.829436	-0.630385	-0.646586	1.000000

Analisando a matriz de correlações contemporâneas entre os principais indicadores monetários da economia de Angola (Figura 7), podemos destacar os seguintes aspectos:

<sup>2</sup> Segundo Abreu et al (2007) “O agregado monetário intermédio (M2) inclui o agregado monetário M1, os depósitos a prazo até dois anos e os depósitos mobilizáveis com pré-aviso até três meses.”.

- Entre as variáveis BM, M1<sup>3</sup>, M2 e M3, o M2 é a que apresenta uma correlação mais forte com o IPC. Desta forma, entre as variáveis que representam a massa monetária, será a M2 a ser incluída nos modelos.
- A existência de uma forte correlação entre o IPC e o M2 justifica-se pelo comportamento do IPC aquando de uma expansão monetária. Isto é, o nível dos preços esperados aumenta e, portanto, aumenta a inflação.
- A variável PETROL, ainda que apresente uma correlação forte e positiva, é a menos correlacionada com o IPC. Os impactos que os choques do petróleo têm na inflação dependem de muitos factores, como o facto de ser um país desenvolvido ou em vias de desenvolvimento ou ser importador ou exportador de petróleo.
- No caso de países em desenvolvimento, os impactos dos choques petrolíferos são mais intensos. As expectativas de inflação nas economias em desenvolvimento tendem a ser mais sensíveis a variações nos preços do petróleo devido ao peso que os produtos alimentares e energéticos têm no cabaz de consumo (World Bank, 2015).
- A taxa de câmbio (USD/Kwanza) também está positivamente correlacionada com o IPC. O facto de Angola importar muitos dos bens que consome e as suas receitas serem principalmente

---

<sup>3</sup> Segundo Abreu et al (2007) “O agregado monetário mais estreito (M1) inclui a circulação monetária (...) e os depósitos à ordem no sistema bancário (...)”.

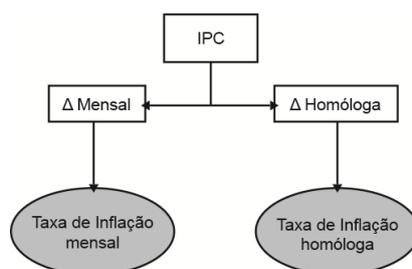
provenientes da exportação de petróleo, torna-a uma economia muito sensível à taxa de câmbio.

- A taxa de juro de referência é a única correlacionada negativamente com o IPC. Isto porque a taxa de juro real consiste na diferença entre a taxa de juro nominal e a inflação expectável.

A abordagem multivariada dividir-se-á em duas estratégias e as amostras de treino, teste e previsão coincidem com as da análise univariada<sup>4</sup>.

### Estratégia 1 - Modelação e previsão VAR/VEC do IPC em níveis

**Figura 8:** Estratégia 1 da abordagem multivariada

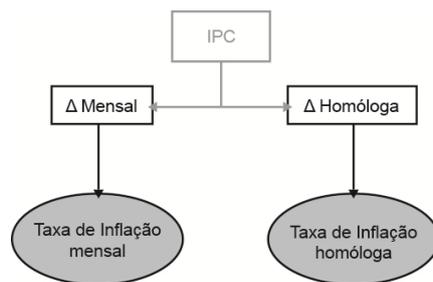


Será realizada a modelação e previsão do IPC através da abordagem VAR/VEC e, posteriormente, serão calculadas as variações mensal e homóloga para obter as previsões das taxas de inflação (mensal e homóloga).

### Estratégia 2 - Modelação e previsão da variação mensal e homóloga do IPC

**Figura 9 -** Estratégia 2 da abordagem multivariada

<sup>4</sup> Informação mais detalhada sobre o período de amostra pode ser consultada na Secção 4.1.



A modelação e previsão serão realizadas sobre a variação mensal e homogênea do IPC.

## 5. Resultados Empíricos

### 5.1. Abordagem Univariada

#### Estratégia 1

Analisando a evolução das 12 classes que compõem o IPC (Anexo 1), verifica-se que todas, à excepção da Comunicação e Educação, apresentam uma tendência crescente e acentuada. As suas tendências são idênticas à do IPC e evoluíram para valores igualmente idênticos (de aproximadamente 40 em 2006 para aproximadamente 140 em 2014). As classes referentes à Comunicação e Educação apresentam uma evolução atípica ou diferente das restantes porque os preços são fixados administrativamente. No caso da Comunicação o índice de preços manteve-se praticamente inalterado passando de 100,0 em 2006 para 100,3 em 2014. No caso da Educação apenas aumentou de 95 em 2006 para 110 em 2014, aproximadamente.

À excepção do Lazer, nenhuma classe rejeitou a hipótese nula do teste ADF de raízes unitárias ao nível de significância de 5% (Anexo 2). Contudo, a classe do Lazer não rejeita a hipótese nula ao nível de significância de 1% e, por isso, decidiu-se diferenciar a série, como aos restantes índices.

No quadro do Anexo 3 encontram-se os resultados dos testes de avaliação de diagnóstico dos modelos univariados estimados com a estratégia 1. Na coluna “Equação” é possível constatar que a classe “Alimbeb” é a que tem mais peso no IPC, seguida da “Haegcomb” que contém os preços dos combustíveis. Só estas duas classes representam 57% do peso das 12 classes no IPC. Em contrapartida, as classes que representam menor peso no IPC são o “Lazer” e “Educ” com 2,14% e 2,45%, respectivamente. Como referido anteriormente, a produção agrícola e petrolífera desempenham um papel importante na economia angolana. Por outro lado, a população angolana tem um grau de escolaridade e formação ainda muito reduzido.

Das 12 classes apenas a da alimentação e bebidas não alcoólicas apresenta sazonalidade, tendo sido corrigida com a aplicação de uma diferença sazonal.

Os 12 modelos estimados não apresentam problemas de autocorrelação nos resíduos, a avaliar pelas estatísticas do teste de Portmanteau modificado (Ljung e Box, 1978)..

## **Estratégia 2**

A estratégia 2 está dividida em duas partes: a modelação e previsão das variações mensais das classes e a modelação e previsão das variações homólogas das classes.

Começando pela análise das variações mensais, verifica-se (Anexo 8) que a volatilidade das séries aumenta consideravelmente. Ao mesmo tempo que se verificou maior variabilidade nos dados, também se verificou que as séries deixaram de apresentar tendência mas passaram a ser estacionárias em níveis

(Anexo 2). Quanto à correcção de sazonalidade apenas foi aplicada à classe “Alimbeb” através da inclusão de componentes sazonais e da aplicação de uma diferença sazonal (*lag* 12).

Os modelos estimados na estratégia 2 (variação mensal) também não apresentam problemas de autocorrelação nos resíduos.

Observando a evolução das séries da inflação homóloga das classes (Anexo 9) verifica-se que estas não apresentam tendência mas alguma volatilidade, ainda que menor face à da variação mensal. A maior parte das classes são não estacionárias e apresentam sazonalidade, pelo que foi necessário aplicar as primeiras diferenças e corrigir a sazonalidade incluindo componentes sazonais. (Anexo 2).

### **Estratégia 3**

A série do IPC apresenta uma tendência crescente, durante o período de análise, passando em 2014 para valores superiores ao dobro do observado em 2006 (de 60 para 140).

O modelo estimado para o IPC foi o SARIMA(0,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> de forma a corrigir a sazonalidade e a não estacionaridade presentes na série. Um dos *outliers* significativos que foram incluídos no modelo foi do tipo *level shift* detectado em Setembro de 2010 aquando do aumento dos preços do petróleo.

### **Estratégia 4**

Na estratégia 4 foi estimado o modelo SARIMA(1,0,1)(1,0,1)<sub>12</sub> para prever a taxa de inflação mensal na qual foi aplicado o logaritmo de forma a diminuir a volatilidade e/ou variância nos dados e foi corrigida a presença de

sazonalidade. No modelo estimado não foi detectada a presença de autocorrelação nos resíduos (Anexo 7).

.Para a modelação da taxa de inflação homóloga foi estimado o modelo ARIMA(1,1,12) que não apresenta autocorrelação nos resíduos.

## 5.2. Abordagem Multivariada

### Estratégia 1

Na estratégia 1 foi estimado um modelo VEC(6) com o IPC, o logaritmo do M2 e a taxa de câmbio como variáveis endógenas e os preços do petróleo, a taxa de referência do BNA e uma *dummy* sazonal (Dezembro) como variáveis exógenas.

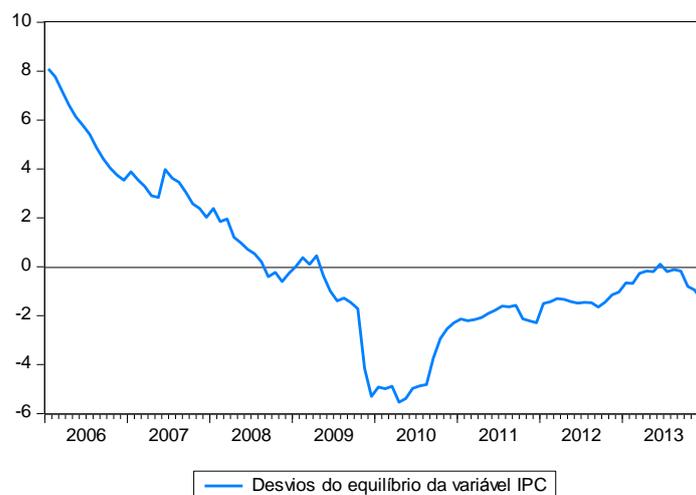
Apesar do *lag* óptimo à luz do critério do Rácio de Verossimilhanças (Luktepohl, 2006) ser 12, segundo o critério de AIC, a previsão melhorou com o *lag* 6, por isso, para a modelação do IPC considerou-se o *lag* 6.

Os resultados dos testes de cointegração - do Traço e do Máximo - foram bastante distintos (Anexo 10). Mas, escolheu-se a opção de incluir constante e tendência na relação de cointegração com presença de tendência linear nos dados.

A relação de longo-prazo estimada ( $v_1$ ), bem como os desvios dos níveis de equilíbrio, foram os seguintes:

$$v_1: \hat{u}_{v_1,t-1} = IPC_{t-1} - (79,722 - 4,997 * \log(M2)_{t-1} - 0,317 * TCO_{t-1} - 0,720 * trend)$$

**Figura 10:** Desvios do equilíbrio do IPC: Estratégia 1



Na relação de longo-prazo estimada, verifica-se que os sinais dos coeficientes são os esperados e que todas as variáveis são estatisticamente significativas. Os desvios do equilíbrio foram maiores no ano 2006 e entre 2009 e 2010, aquando do aumento abrupto dos preços do petróleo.

Analisando os coeficientes ajustados da relação de longo-prazo (Tabela 2), o sistema mostra que os desvios do equilíbrio de longo-prazo do IPC são ajustados através das variáveis IPC e TCO: um desvio positivo do IPC face ao seu nível de equilíbrio leva a um ajustamento negativo do IPC e da taxa de câmbio. Os resultados também indicam que, no geral, o ajustamento para o nível de equilíbrio longo-prazo é lento.

**Tabela 1 -** Coeficientes ajustados das relações de cointegração: Estratégia 1

	D(IPC)	D(LOG(M2))	D(TCO)
<b>Coefficientes Ajustados de <math>v_1</math></b>	-0,1046* (0,0174)	-0,0027 (0,0034)	-0,1663* (0,0888)

Nota: \* Estatisticamente significativo a 5%

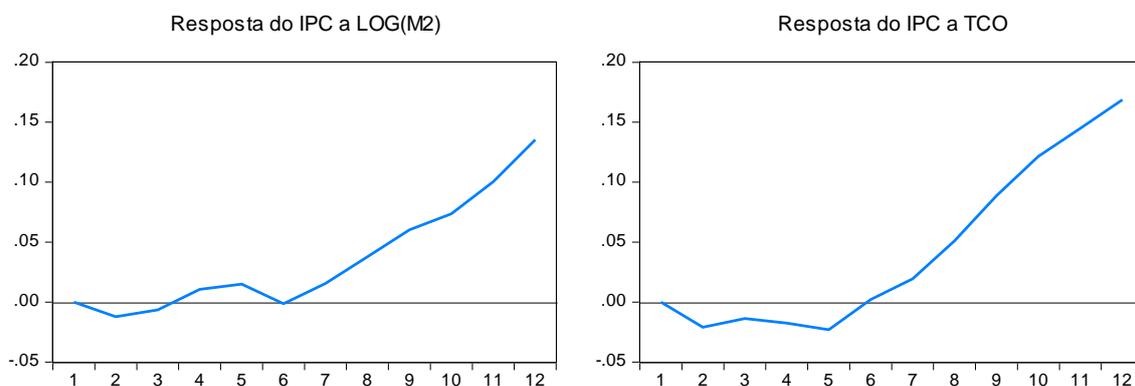
No Anexo 16, verifica-se que o modelo não apresenta problemas de autocorrelação nos resíduos até ao *lag* 12 nem problemas de heterocedasticidade.

Segundo o teste de causalidade de *Granger*, a informação passada e presente do logaritmo do agregado monetário M2 e da taxa de câmbio causam conjuntamente à *Granger* o IPC (Anexo 15).

Os resíduos não apresentam uma distribuição normal, contudo, a normalidade não é uma condição necessária à validade dos testes.

Analisando as funções de resposta a impulso (Figura 11), confirma-se que as variáveis endógenas têm impacto positivo no IPC. Um choque de 1% no desvio padrão das variáveis  $\log(M2)$  e TCO provocam um aumento do IPC, sendo mais evidente ao fim de 6 meses.

**Figura 11:** Funções de resposta a impulsos: Estratégia 1



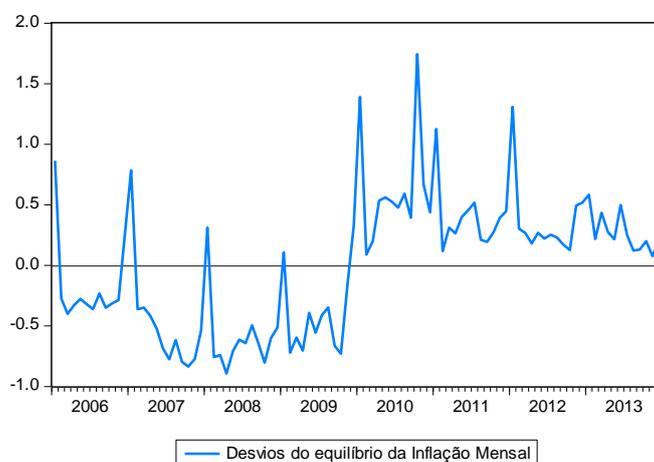
## Estratégia 2

Na estratégia 2 - modelação da variação mensal e homóloga do IPC - foi estimado um modelo VEC(12)<sup>5</sup> para prever a taxa de inflação mensal, cujas variáveis endógenas são a inflação mensal, o logaritmo do M2 e a taxa de câmbio e as variáveis exógenas são os preços do petróleo e a taxa de referência do BNA. Segundo os testes de cointegração, o modelo contém uma relação de cointegração. Optou-se por estimar um modelo com uma relação de cointegração com constante e sem tendência.

A relação de longo-prazo estimada ( $v_1$ ) e os respectivos desvios do equilíbrio são os seguintes:

$$v_1: \hat{u}_{v_1,t-1} = INFLACAO\_MEN_{t-1} - (-4,524 - 0,168 * \log(M2)_{t-1} + 0,070 * TCO_{t-1})$$

**Figura 12:** Desvios do equilíbrio da inflação mensal: Estratégia 2



Analisando os coeficientes ajustados da relação de longo-prazo (Tabela II), verifica-se que o ajustamento dos desvios da inflação mensal ao seu nível de equilíbrio é feito através das variáveis  $\log(M2)$  e  $TCO$ : um desvio negativo da

<sup>5</sup> O *lag* ótimo foi definido pelo critério LR.

taxa de inflação mensal do seu nível de equilíbrio leva a um ajustamento negativo da oferta de moeda e da taxa de câmbio.

**Tabela 2** - Coeficientes ajustados da relação de cointegração: Estratégia 2

	D(INFLACAO_MEN)	D(LOG(M2))	D(TCO)
<b>Coeficientes Ajustados de <math>v_1</math></b>	-0,1273 (0,1063) [-1,1978]	-0,0528* (0,0015) [-3,5142]	-1,0331* (0,3606) [-2,8652]

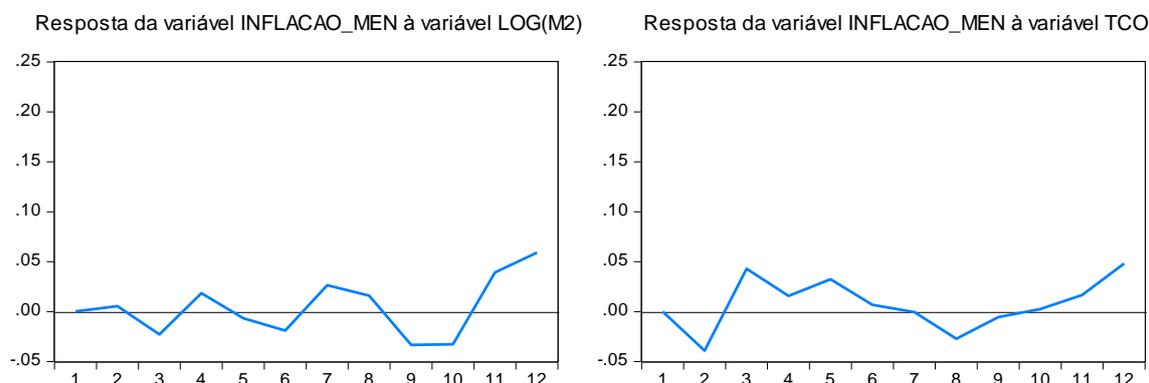
Nota: \* Significativo a 5%

O modelo estimado não apresenta problemas de autocorrelação nem de heterocedasticidade nos resíduos, contudo não apresentam uma distribuição normal (Anexo 16).

Segundo o teste de causalidade de *Granger*, rejeita-se a hipótese nula de que as variáveis endógenas não causam conjuntamente à *Granger* a taxa de inflação mensal (Anexo 15).

Analisando as funções de resposta a impulsos (Figura 13) verifica-se que os choques das variáveis endógenas têm impacto na inflação mensal mas ajustam-se rapidamente para que se mantenha no nível de equilíbrio.

**Figura 13:** Função de resposta a impulsos: Estratégia 2 (Inflação mensal)



Para prever a taxa de inflação homóloga foi estimado um modelo VAR(12)<sup>6</sup> com a inflação homóloga, o logaritmo do M2 e a taxa de câmbio como variáveis endógenas e os preços do petróleo e a taxa de referência do BNA como variáveis exógenas.

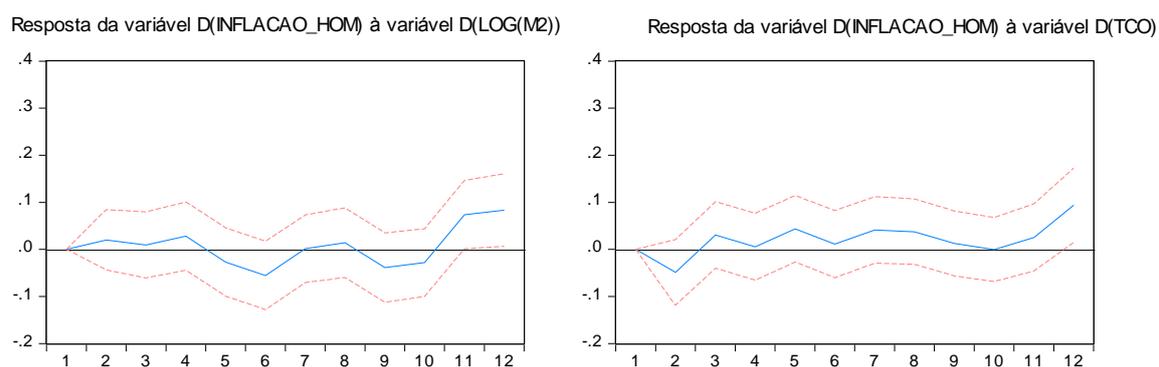
Segundo os testes de cointegração, não há indicação da presença de relações de cointegração entre as variáveis (Anexo 12).

No Anexo 16, verifica-se que o modelo não apresenta problemas de autocorrelação nos resíduos até ao lag 12 nem problemas de heterocedasticidade.

Quanto à causalidade entre as variáveis, o teste de *Granger* indica que as variáveis endógenas causam à *Granger* a taxa de inflação homóloga (Anexo 15).

A análise de resposta a impulsos indica que as variáveis endógenas têm impacto na inflação homóloga.

**Figura 14 - Funções de resposta a impulsos: Estratégia 2 (Inflação homóloga)**



<sup>6</sup> O lag "ótimo" foi definido pelo critério LR.

### 5.3. Comparação das previsões

**Tabela 3 - Qualidade Preditiva - Abordagens Univariada e Multivariada**

			Taxa de inflação mensal				Taxa de inflação homóloga			
			REQM	EQM	EAM	EPAM	REQM	EQM	EAM	EPAM
Abordagem Univariada	Estratégia 1	Estática	0,169	0,028	0,137	23,987%	0,120	0,014	0,098	1,325%
		Dinâmica	0,104	0,011	0,080	13,439%	0,134	0,018	0,113	1,571%
		12 Passos	0,275	0,076	0,214	34,266%	0,824	0,679	0,714	9,947%
	Estratégia 2	Estática	0,125	0,016	0,095	15,112%	0,233	0,054	0,197	2,686%
		Dinâmica	0,126	0,016	0,095	14,608%	0,398	0,158	0,379	5,198%
		12 Passos	0,127	0,016	0,098	14,986%	1,618	2,616	1,478	20,527%
	Estratégia 3	Estática	0,172	0,030	0,128	22,649%	0,113	0,013	0,090	1,204%
		Dinâmica	0,100	0,010	0,084	14,173%	0,148	0,022	0,131	1,817%
		12 Passos	0,208	0,043	0,167	26,895%	0,636	0,405	0,545	7,609%
	Estratégia 4	Estática	0,109	0,012	0,080	13,444%	0,248	0,061	0,161	2,141%
		Dinâmica	0,095	0,009	0,073	11,530%	0,418	0,174	0,403	5,521%
		12 Passos	0,097	0,009	0,083	14,351%	1,890	3,571	1,788	24,768%
Abordagem Multivariada	Estratégia 1	Estática	0,119	0,014	0,092	15,668%	0,098	0,010	0,075	1,008%
		Dinâmica	0,112	0,013	0,082	13,094%	0,104	0,011	0,081	1,100%
		12 Passos	0,145	0,021	0,117	18,532%	0,128	0,016	0,107	1,476%
	Estratégia 2	Estática	0,239	0,057	0,193	30,856%	0,217	0,047	0,175	2,403%
		Dinâmica	0,178	0,032	0,153	24,478%	0,520	0,271	0,394	5,363%
		12 Passos	0,148	0,022	0,121	18,937%	1,764	3,112	1,604	22,298%

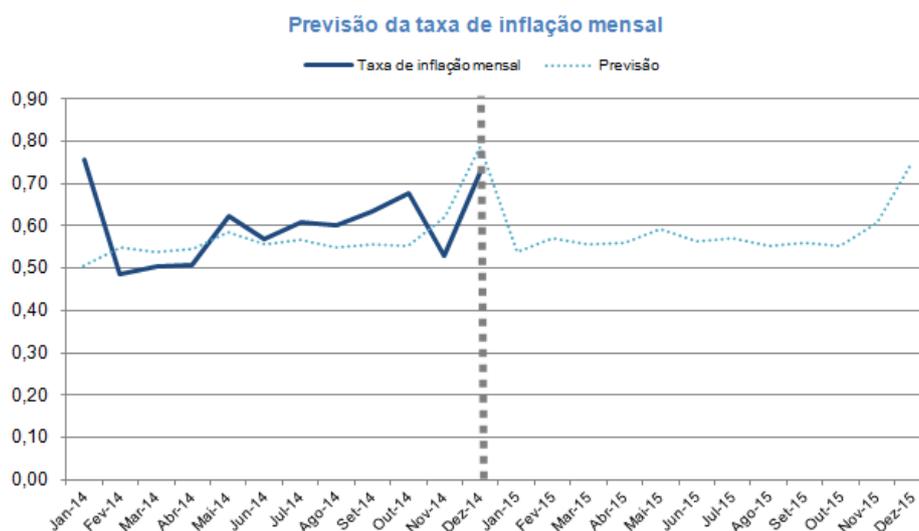
Na Tabela 3 encontra-se um quadro comparativo das principais estatísticas de avaliação da qualidade preditiva da inflação mensal e homóloga para as 6 estratégias adoptadas. Os resultados sugerem que, para a inflação mensal, a melhor estratégia, utilizando a previsão estática (curto-prazo), dinâmica e a 12 passos (longo-prazo), é a 4 da abordagem univariada (modelação e previsão da variação mensal do IPC). Enquanto para a inflação homóloga, a estratégia 1 da abordagem univariada apresentou melhores resultados. Contudo, na abordagem univariada verifica-se que a estratégia 1 apresenta resultados mais robustos para a previsão dinâmica. Este último resultado é concordante com o concluído por Fritzer et al (2002).

Em suma, conclui-se que a abordagem univariada (modelo ARIMA) apresentou resultados mais robustos e melhor ajustamento para a previsão da taxa de inflação mensal. Ao passo que, para a previsão da taxa de inflação homóloga foi a abordagem multivariada (modelo VAR/VEC).

Em seguida serão apresentadas e analisadas as previsões obtidas com os modelos “óptimos” para as taxas de inflação mensal e homóloga.

### 5.3.1. Taxa de inflação mensal

**Figura 15 - Previsão da taxa de inflação mensal de Angola**



Legenda: A linha vertical a tracejado divide a previsão para dentro e fora da amostra.

Observando o gráfico acima, verifica-se que, durante o período de 2014, a previsão acompanha bem a tendência da inflação mensal, à excepção dos meses de Janeiro e Outubro. Em Janeiro de 2014, observou-se uma inflação mensal de 0,76% e previu-se uma inflação de 0,51% (-0,25 p.p.). Em Outubro de 2014 observou-se uma inflação de 0,68% e a previsão atingiu 0,55% (-0,13 p.p.). Para além das previsões ficarem aquém do observado também a tendência observada e prevista foi diferente. Isto é, de Janeiro para Fevereiro a

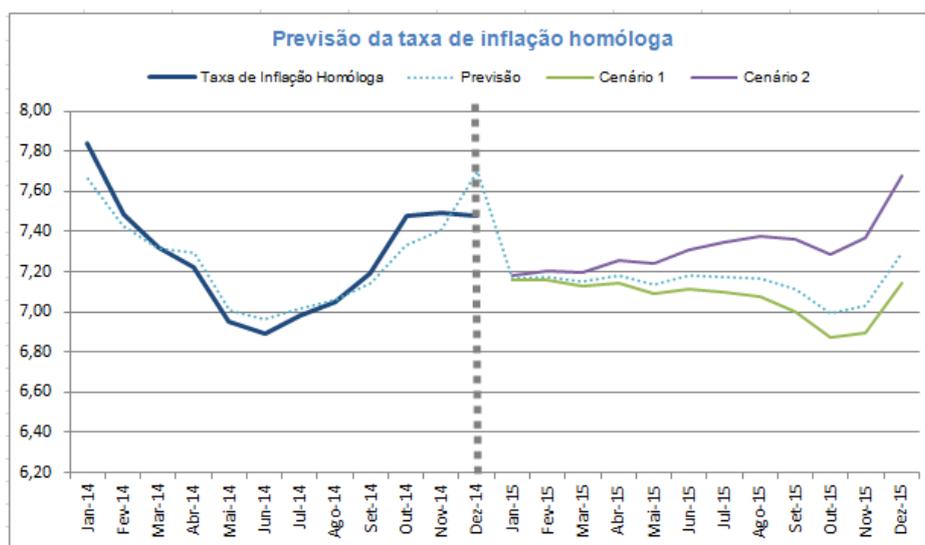
inflação diminuiu mas a previsão aumentou; de Outubro para Novembro a inflação diminuiu mas a previsão aumentou. Já no mês de Dezembro a previsão acompanha bem o aumento acentuado da inflação. A média de previsão ficou 0,02 p.p. em comparação com a média observada em 2014.

Quanto à previsão para 2015 espera-se que a inflação diminua de 0,79% em Dezembro para 0,54% em Janeiro e estabilize entre 0,6% e 0,5% durante Fevereiro e Novembro, verificando-se novo aumento em Dezembro (0,75%), devido à sazonalidade presente na série.

A previsão indica que a inflação deverá manter-se praticamente constante, verificando-se em Janeiro e Dezembro as maiores oscilações, como observado em 2014. A média de previsão em 2014 e 2015 foi igual, 0,58% (Anexo 17).

### 5.3.2. Taxa de inflação homóloga

Figura 16 - Previsão da taxa de inflação homóloga de Angola



Legenda: A linha vertical a tracejado divide a previsão para dentro e fora da amostra.

Analisando o gráfico acima, verifica-se que o modelo acompanha bem a tendência da série: de Janeiro a Junho diminuiu de 7,84% para 6,89%, sendo

que o previsto foi de 7,67% para 6,97%. A partir de Junho a taxa de inflação homóloga aumentou de 6,89% para 7,48% em Outubro, e a previsão aumentou de 6,97% para 7,33%. Até ao final do ano não houve praticamente variação na inflação homóloga mas a previsão, em contrapartida, apresenta um aumento de 7,33% em Outubro para 7,70% em Dezembro. As maiores diferenças entre o previsto e o observado foram de -0,18 p.p. e +0,23 p.p. nos meses de Janeiro e Dezembro, respectivamente. Contudo, verifica-se que a média da inflação homóloga observada e prevista, em 2014, é igual: 7,28% (Anexo 18).

Segundo a previsão para o 2015, a taxa de inflação homóloga deverá apresentar uma queda no mês de Janeiro, seguida de uma estabilização entre valores de 7,10% e 7,20%, aproximadamente, até ao mês de Setembro. No mês de Outubro prevê-se uma descida de 0,13 p.p.; no mês de Novembro prevê-se um aumento reduzido de 0,04 p.p.; e, por fim, em Dezembro espera-se uma subida de 0,26 p.p..

Ainda na previsão para 2015 criaram-se dois cenários para a previsão da taxa de inflação homóloga:

- Cenário 1: diminuição do preço do petróleo para 40 USD em 2015;
- Cenário 2: aumento da taxa de referência em 0,5 p.p. em cada 3 meses;

Analisando o gráfico acima e o anexo 18, verifica-se que as variáveis exógenas têm maior impacto no segundo semestre. No caso do cenário 1, verifica-se que a diminuição dos preços do petróleo afecta negativamente a taxa de inflação, sem que altere a tendência da mesma. A média de previsão diminui 0,07 p.p. face à previsão sem restrições nas variáveis exógenas. Esta relação pode estar associada ao facto de Angola importar muitos dos bens que

consume. A diminuição do preço do petróleo influencia os custos de produção e transporte, logo, os produtos tendem a ficar mais baratos.

No caso do cenário 2, verifica-se que a taxa homóloga aumenta mas de forma mais acentuada, mantendo-se a tendência da série. A média de previsão aumenta 0,18 p.p. face à previsão sem restrições nas variáveis exógenas.

## 6. Conclusões e Investigações Futuras

### 6.1. Principais Conclusões

- Na óptica dos modelos ARIMA, conclui-se que o REQM da previsão dinâmica da taxa de inflação mensal entre as quatro estratégias não apresentou diferenças acentuadas, mas o mesmo não aconteceu com a taxa de previsão homóloga. Entre as 4 estratégias realizadas, a estratégia 4 (modelação da variação mensal do IPC) foi a que apresentou melhor ajustamento na taxa de inflação mensal e a estratégia 1 (modelação das 12 classes do IPC) na previsão dinâmica da taxa de inflação homóloga, à luz da função do REQM. Este último resultado vai de encontro com o concluído por Fritzer et al (2002).
- Na óptica dos modelos VAR/VEC, para a previsão dinâmica das taxas de inflação mensal e homóloga a melhor estratégia foi a 1 - modelação do IPC.
- Para a previsão da taxa de inflação mensal os modelos univariados apresentaram melhor ajustamento, sendo o modelo “ótimo” o SARIMA(1,0,1)(1,0,1)<sub>12</sub>.
- Para a previsão da taxa de inflação homóloga os modelos multivariados apresentaram melhor qualidade preditiva, sendo o modelo “ótimo” o VEC(6) com o IPC, o logaritmo do M2 e a taxa de câmbio como variáveis endógenas e os preços do petróleo, a taxa de referência do BNA e uma *dummy* sazonal (mês de Dezembro) como variáveis exógenas.
- Para a taxa de inflação homóloga definiram-se, ainda, dois cenários de previsão. No primeiro, simulou-se uma diminuição dos preços do petróleo, obtendo uma média de 40 dólares o barril em 2015, que provocou uma descida

da taxa de inflação homóloga para 7,28% (média em 2015). No segundo, cenário, simulou-se um aumento da taxa de referência em 0,5 p.p. em cada três meses, passando de 8,75% em Dezembro de 2014 para 10,75% em Dezembro de 2015. Os resultados sugeriram um aumento da taxa de inflação homóloga para 7,32% (média em 2015). Em ambos os casos, os efeitos foram mais evidentes no 2º semestre, sugerindo que as alterações nas variáveis exógenas do petróleo e da taxa de referência provocam, principalmente, efeitos no longo-prazo.

- Para o ano 2015 espera-se que as taxas de inflação sejam relativamente estáveis variando entre 0,5% e 0,6%, no caso da inflação mensal, e entre 7,0% e 7,2%, no caso da inflação homóloga.

## **6.2. Investigações Futuras**

Para investigações futuras, poder-se-ão incluir novas variáveis nos modelos, tal como, o PIB, a taxa de desemprego, a dívida pública e o preço internacional dos produtos não petrolíferos, dado o peso que os produtos alimentares têm sobre o IPC e o alto nível de importações deste tipo de produtos.

## 7. Bibliografia

Abreu, M., Ferreira C., Barata, L. & Escária, V. (2007). Evolução dos sistemas de pagamento. In:(Eds.) *Economia Monetária e Financeira*, 1ª Ed. Lisboa: Escolar Editora, p. 28.

Baillie, R. T., Chung, C., & Tieslau, M. A. (1996). Analysing inflation by the fractionally integrated ARFIMA-GARCH model. *Journal of Applied Econometrics*. [Em linha] Disponível em: [http://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1255\(199601\)11:1<23::AID-JAE374>3.0.CO;2-M](http://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1255(199601)11:1<23::AID-JAE374>3.0.CO;2-M) [Acesso em: 2015/04/27].

Black, D. (2000). New dogs and old tricks: do money and interest rates still provide information content for forecasts of output and prices? *International Journal of Forecasting*, 16(2), pp.191–205.

Barros, C. P., Caporale, G. M., & Gil-Alana, L. A. (2012). Long Memory in Angolan Macroeconomic Series : Mean Reversion Versus Explosive Behaviour. *Economics and Finance Working Paper Series*, 26(1), 30.[Em linha] Disponível em: <http://www.brunel.ac.uk/economics> [Acesso em: 2015/04/26].

Banco Nacional de Angola. (2014). Relatório de Inflação - I Trimestre de 2014 [Em linha]. Disponível em: <http://www.bna.ao/uploads/%7B805e432d-6f3b-4aae-b3a6-b18219612c9a%7D.pdf> [Acesso em: 2015/09/25].

Banco Nacional de Angola. (2011). Relatório de Inflação - IV trimestre de 2011 [Em linha]. Disponível em: <http://www.bna.ao/uploads/%7Bf3d1cfa0-57a0-420c-a57a-2805f3089f3b%7D.pdf> [Acesso em: 2015/09/25].

Bokhari, S. M. & Feridun, M. (2006). Forecasting Inflation Through Econometric Models : an Empirical Study on Pakistani Data. *Dogus Universitesi Dergisi*,7(1), pp. 39-47.

Box, G. P. E. & Jenkins, G. M. (1970). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Holden-day, San Francisco.

Box, G. P. E. & Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 2ª ed., Holden-day, San Francisco.

Box, G. P. E., Jenkins, G. M. e Reinsel, G. (1994). Time Series Analysis: Forecasting and Control, 3ª Ed., Prentice-Hall.

Brockwell, P. J. e Davis, R. A. (1991). Time Series: Theory and Methods. 2ª Ed., Springer, New York.

Carvalho, P. G., Felino, L. T., e Duarte, V. P. (2015). Estudos económicos e financeiros - Angola.

Chang, I., Tiao, G. C. and Chen, C. (1988). Estimation of time series parameters in the presence of outliers. *Technometrics* 3, 193-204.

Diggle, P. J. (1990). Time Series: A Biostatistical Introduction. Oxford University Press, Oxford.

Doguwa, S. I., e Alade, S. O. (2013). Short-Term Inflation Forecasting Models for Nigeria. *CBN Journal of Applied Statistics*, 4(2), 1–29.

Enders, W. (1995). Applied Econometric Time Series. Wiley, New York.

Engle, R. F., e Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*, 55(2), 251–76.

Fiori, A. F., e Lopes, C. C. (2014). Análise de um Modelo VEC para Explicar as Variações da Taxa de Câmbio, 2, 1–6.

Fritzer, F., Moser, G. and Scharler, J. (2002), Forecasting Austrian HCPI and its components using VAR and ARIMA Model. Oesterreichische National Bank, working paper 73.

Fundo Monetário Internacional. (2014). World Economic Outlook: Legacies, Clouds, Uncertainties. International Monetary Fund, Washington, DC. [Em linha]. Disponível em: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/2014/02/pdf/text.pdf> [Acesso em:2015/09/08].

Fundo Monetário Internacional. (2015). World Economic Outlook: Uneven Growth Short- and Long-Term Factors. International Monetary Fund, Washington, DC [Em linha]. Disponível em:

<http://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/2015/01/pdf/text.pdf> [Acesso em:2015/09/08].

Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press.

Harvey, A. C. (1990). *The Econometric Analysis of Time Series*. 2ª Ed. The MIT Press, Cambridge.

Harvey, A. C. (1993). *Time Series Models*. 2ª Ed. The MIT Press, Cambridge.

Johansen, S., (1988), "Statistical Analysis of Cointegration Vectors", *Journal of Economics Dynamics and Control*, Vol. 12, 231-254.

Klein, N., e Kyei, A. (2009). *Understanding Inflation Inertia in Angola*, IMF Working Paper, WP/09/98..

Ljung, G. e Box, G. (1978). "On a measure of lack of fit in time series models", *Biometrika*, 66, 297-303.

Ljung, L. (1993). *Perspectives on the process of identification*. Proc 12th IFAC World Congress, Sydney, Australia, Vol. 5, pp 197-205.

Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer-Verlag.

Makridakis, S., e Hibon, M. (2011). *ARIMA Models and the Box–Jenkins Methodology*. *Applied Econometrics*.

Meyler, A., Kenny, G., e Quinn, T. (1998). *Forecasting Irish inflation using ARIMA models*. Central Bank and Financial Services Authority of Ireland Technical Paper Series (Vol. 3).

Ministério das Finanças. (2014). *Relatório de Fundamentação do Orçamento Geral do Estado 2014*. Ministério das Finanças, Angola, Luanda.

Ministério das Finanças. (2015). *Relatório de Fundamentação do Orçamento Geral do Estado 2015*. Ministério das Finanças, Angola, Luanda.

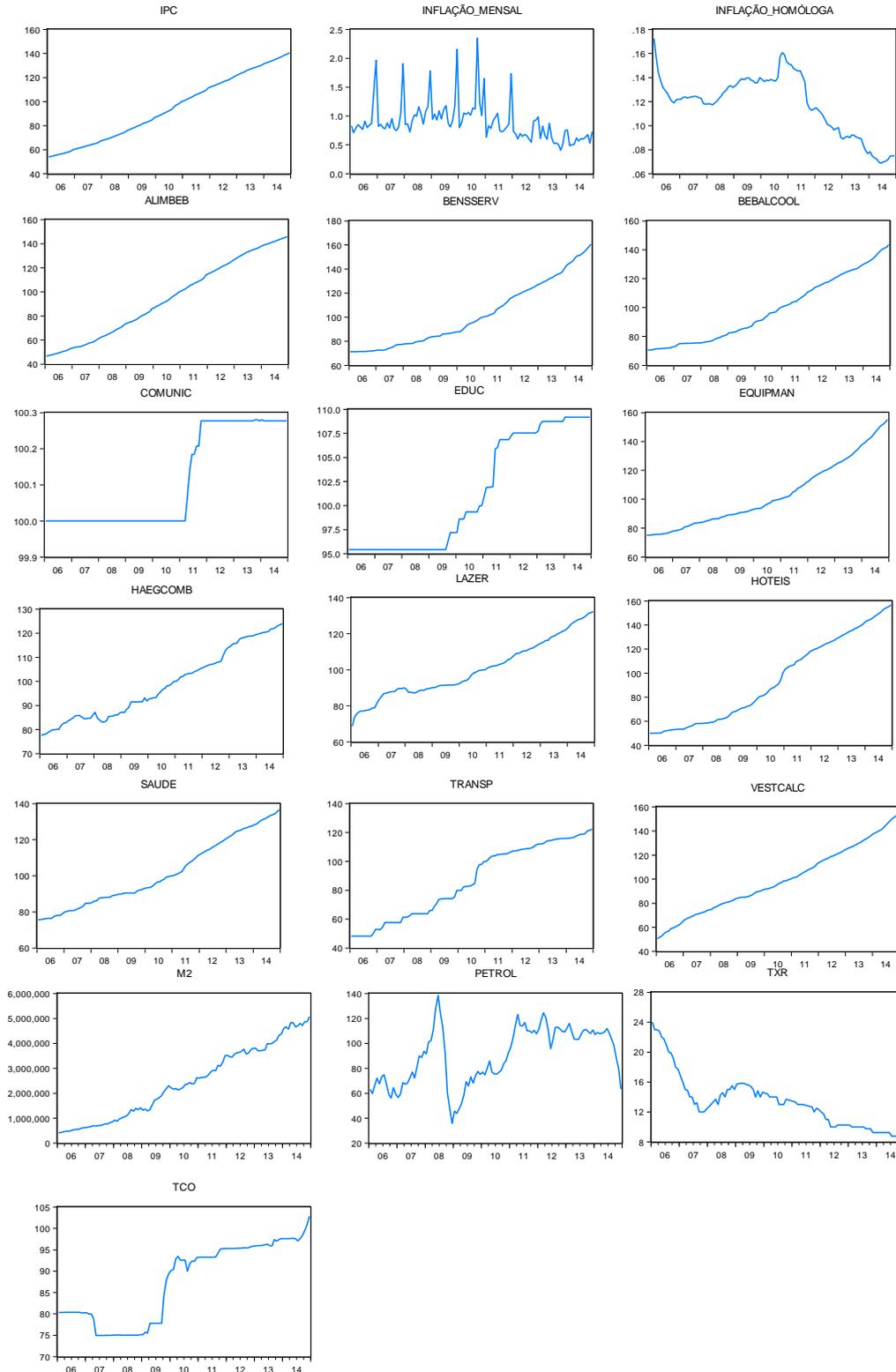
Modeling, T. S. (2014). *Time Series Modeling and Forecasting Inflation:Evidence from Nigeria*. *The International Journal of Business and Finance Research*, 8(2), 41–52.

- Peña, D., Tiao, G. e Tsay, R. (2001). *A Course in Time Series Analysis*, Wiley, New York.
- Pindyck, R. e Rubinfeld, D. (1998). *Econometric Models and Economic Forecasts*, 4th ed., McGraw-Hill, Boston.
- Priestley, M. B. (1981). *Spectral Analysis and Time Series*, Academic Press, London.
- Salam, M. A., Salam, S., e Feridun, M. (2003). *Modeling and Forecasting Pakistan's Inflation By Using Time Series Arima Models*.
- Sekine, T. (2001). *Modeling and Forecasting Inflation in Japan*.
- Shumway, R. H. and Stoffer, D. S. (2000). *Time Series Analysis and Its Applications*. Springer-Verlag, New York.
- Sims, C. a. (1980). *Macroeconomics and Reality*. *Econometrica* 48, pp.1-49.
- Sekine, T. (2001). "Modeling and forecasting inflation in Japan". *International Monetary Fund*.
- Taiwo, A., e Olatayo, T. (2013). *Measuring forecasting performance of vector autoregressive and time series regression models*. *American Journal of Scientific and Industrial Research*, 4(1), 49–58.
- Tsay, R. (1986). *Time series model specification in the presence of outliers*. *J. Am. Statist. Assoc.*, 81:132-141.
- Tsay, R. (1988). *Outliers, level shifts and variance changes in time series*. *J of Forecasting*, 7:1-20.
- Wei, W. W. S. (1990). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Addison-Wesley Publishing Company, Redwood City, California.
- Wei, W. W. S. (2007). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. 2<sup>a</sup> ed., Addison-Wesley Publishing Company, Redwood City, California.
- World Bank. (2015). *Global Economic Propects - Having Fiscal Space and Using It*. World Bank, Washington, DC.

World Bank. (2015). Understanding the Plunge in Oil Prices: Sources and Implications. World Bank, Washington, DC.

8. Anexos

Anexo 1: Gráfico da evolução das séries (Jan de 2006 a Dez de 2014)



**Anexo 2 - Teste ADF de raízes unitárias**

Análise	Estratégia	Variáveis	Tendência	Em níveis	Primeiras Diferenças	Segundas Diferenças		
UNIVARIADA	1	Alimbeb	Sim	0,0757	0,0000**			
		Bensserv	Sim	0,9871	0,0000**			
		Bebalcool	Sim	0,7793	0,0000**			
		Comunic	Não	0,7940	0,0185*			
		Educ	Não	0,9695	0,0000**			
		Equipman	Sim	1,0000	0,0000**			
		Haegcomb	Sim	0,8087	0,0000**			
		Hoteis	Sim	0,3597	0,0000**			
		Lazer	Sim	0,0356	0,0001**			
		Saude	Sim	0,8966	0,0000**			
		Transp	Sim	0,8776	0,0000**			
		Vestcalc	Sim	0,9996	0,0006**			
		2	Variação Mensal	Alimbeb	Não	0,0000**		
	Bensserv			Não	0,0000**			
	Bebalcool			Não	0,0000**			
	Comunic			Não	0,0185*	0,0000**		
	Educ			Não	0,0000**			
	Equipman			Não	0,0000**			
	Haegcomb			Não	0,0000**			
	Hoteis			Não	0,0000**			
	Lazer			Não	0,0000**			
	Saude			Não	0,0000**			
	Transp			Não	0,0000**			
	Vestcalc			Não	0,0049**			
	Variação Homóloga			Alimbeb	Não	0,7573	0,0000**	
				Bensserv	Não	0,5532	0,0000**	
		Bebalcool	Não	0,4217	0,0000**			
		Comunic	Não	0,0569	0,0059**			
Educ		Não	0,0000**					
Equipman		Não	0,1451	0,0000**				
Haegcomb		Não	0,0021**					
Hoteis		Não	0,5406	0,0000**				
Lazer		Não	0,2283	0,0001**				
Saude		Não	0,2913	0,0000**				
Transp		Não	0,1194	0,0000**				
Vestcalc		Não	0,2003	0,1600	0,0002**			
3		IPC	Sim	0,0632	0,0000**			
4	Taxa de inflação mensal	Sim	0,0000**					
	Taxa de inflação homóloga	Não	0,2584	0,0000**				
MULTIVARIADA	log(M2)	Sim	0,9063	0,0000**				
	Taxa de referência do BNA	Sim	0,1665	0,0015**				
	Taxa de câmbio	Sim	0,5639	0,0000**				
	Preços do petróleo	Não	0,1094	0,0000**				

Legenda: \* - Rejeição a 1%; \*\* - Rejeição a 5%.

**Anexo 3 - Estimação dos Modelos Univariados: Estratégia 1**

Equações (1)	Modelo	Outliers (2)	Qualidade de ajustamento	
			FAC Global (lag 12)	FAC Global (lag 24)
Alimbeb (44%)	SARIMA(1,1,12)(0,1,0)12		0,726	0,578
Bensserv (6%)	ARIMA(1,1,0)		0,394	0,498
Bebalcool (3%)	ARIMA(1,1,8)		0,163	0,552
Comunic (3%)	ARIMA(1,1,7)		0,733	0,999
Educ (2%)	ARIMA(0,1,16)		0,447	0,469
Equipman (6%)	ARIMA(1,1,1)		0,300	0,155
Haegcomb (13%)	ARIMA(6,1,6)		0,698	0,936
Hoteis (3%)	ARIMA(6,1,12)	2010M11 (LS)	0,228	0,266
Lazer (2%)	ARIMA(3,1,3)	2006M02 (LS) 2008M02 (LS)	0,374	0,326
Saude (3%)	ARIMA(1,1,1)	2011M06 (LS)	0,530	0,676
Transp (8%)	ARIMA(1,1,9)		0,784	0,959
Vestcalc (7%)	ARIMA(2,1,2)	2011M12 (LS)	0,797	0,937

Legenda: (1) - entre parêntesis encontram-se os pesos de cada classe no cálculo do IPC;

(2) - (AO) abrevia "Additive Outlier"; (LS) abrevia "Level Shift"

**Anexo 4- Estimação dos Modelos Univariados: Estratégia 2 - Variação Mensal**

Equações (1)	Modelo	Outliers (2)	Qualidade de ajustamento	
			FAC Global (lag 12)	FAC Global (lag 24)
Alimbeb (44%)	SARIMA(1,1,1)(1,1,1)12 log		0,138	0,428
Bensserv (6%)	ARIMA(1,0,17)	2008M06 (AO) 2009M06 (AO) 2011M06 (AO)	0,382	0,228
Bebalcool (3%)	ARIMA(12,0,24)	2009M01 (AO) 2010M05 (AO) 2010M07 (AO)	0,476	0,515
Comunic (3%)	ARIMA(1,0,6)		0,132	0,839
Educ (2%)	ARIMA(1,0,1)		0,656	0,222
Equipman (6%)	ARIMA(1,1,12)	2007M06 (LS) 2011M06 (LS)	0,689	0,405
Haegcomb (13%)	ARIMA(6,0,13)	2009M12 (AO) 2009M05 (AO) 2008M07 (AO)	0,561	0,591
Hoteis (3%)	ARIMA(10,0,6)		0,446	0,189
Lazer (2%)	ARIMA(1,0,9)	2008M02 (AO) 2006M03 (LS) 2006M02 (LS)	0,449	0,502
Saude (3%)	ARIMA(1,0,1)		0,602	0,762
Transp (8%)	ARIMA(12,0,14)	2007M04 (AO) 2007M12 (AO) 2009M12 (AO) 2010M09 (AO) 2010M10 (AO)	0,339	0,372
Vestcalc (7%)	ARIMA(6,0,8)	2008M02 (AO) 2006M07 (AO) 2007M01 (AO)	0,336	0,705

Legenda: (1) - entre parêntesis encontram-se os pesos de cada classe no cálculo do IPC;

(2) - (AO) abrevia "Additive Outlier"; (LS) abrevia "Level Shift"

**Anexo 5 - Estimação dos Modelos Univariados: Estratégia 2 - Variação Homóloga**

Equações (1)	Modelo	Outliers (2)	Qualidade de ajustamento	
			FAC Global (lag 12)	FAC Global (lag 24)
Alimbeb (44%)	ARIMA(6,1,12)		0,508	0,717
Bensserv (6%)	ARIMA(1,1,12)		0,634	0,135
Bebalcool (3%)	ARIMA(24,1,12)		0,150	0,795
Comunic (3%)	ARIMA(0,1,12)		0,377	0,727
Educ (2%)	ARIMA(1,0,1)	2010M02 (LS) 2011M06 (LS) 2012M06 (LS)	0,631	0,985
Equipman (6%)	ARIMA(2,1,12)		0,437	0,348
Haegcomb (13%)	SARIMA(12,1,6)(0,1,1)12		0,235	0,630
Hoteis (3%)	SARIMA(10,1,1)(0,0,1)12		0,143	0,283
Lazer (2%)	ARIMA(1,1,12)		0,630	0,977
Saude (3%)	SARIMA(0,1,6)(0,0,1)12		0,884	0,870
Transp (8%)	ARIMA(0,1,12)		0,492	0,919
Vestcalc (7%)	SARIMA(0,2,1)(0,0,1)12		0,180	0,470

Legenda: (1) - entre parêntesis encontram-se os pesos de cada classe no cálculo do IPC;

(2) - (AO) abrevia "Additive Outlier"; (LS) abrevia "Level Shift"

**Anexo 6 - Estimação dos Modelos Univariados: Estratégia 3**

Equações (1)	Modelo	Outliers (2)	Qualidade de ajustamento	
			FAC Global (lag 12)	FAC Global (lag 24)
IPC	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	2010M09 (LS) 2013M12 (AO)	0,817	0,828

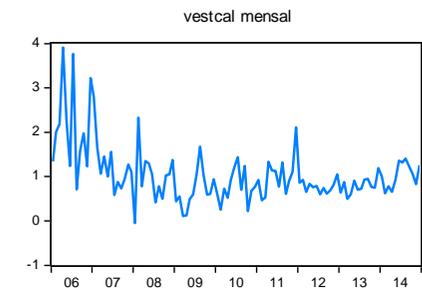
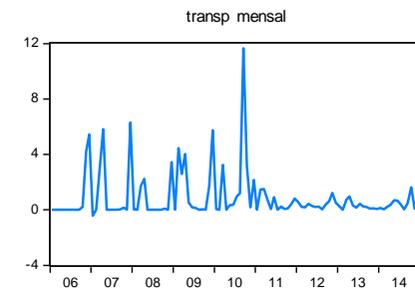
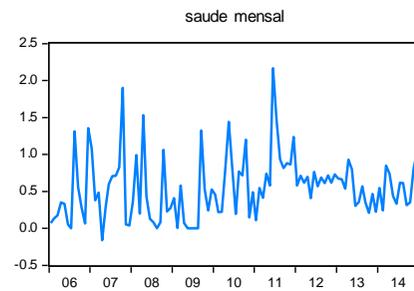
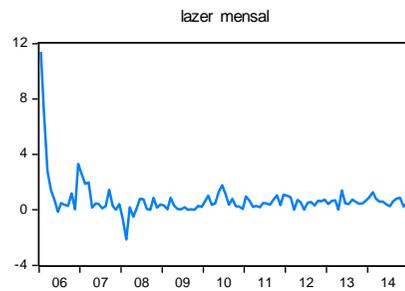
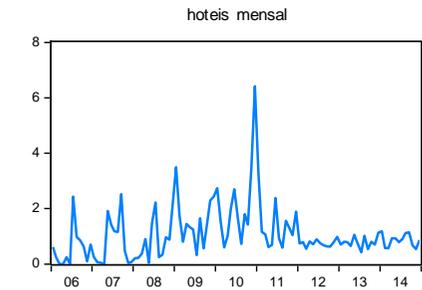
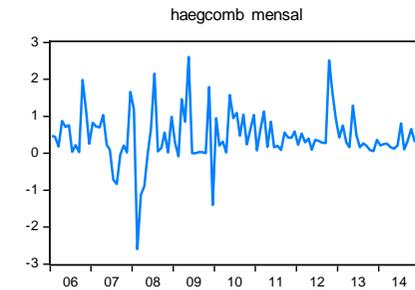
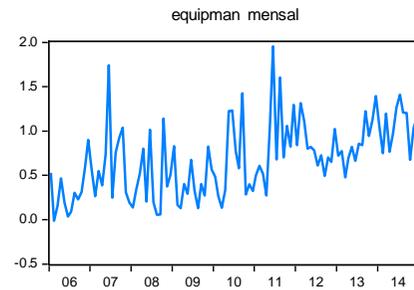
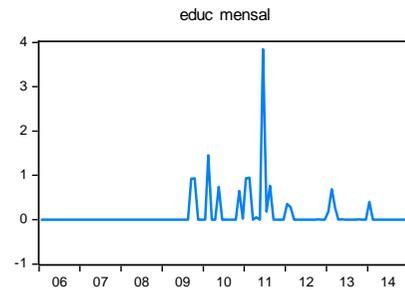
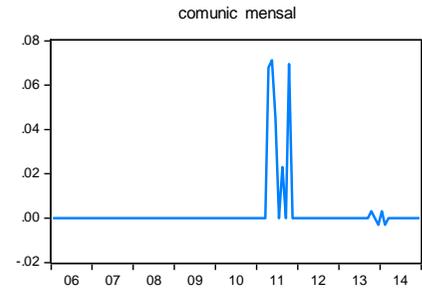
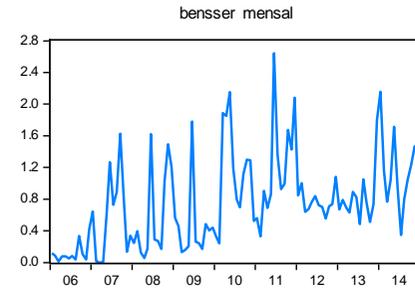
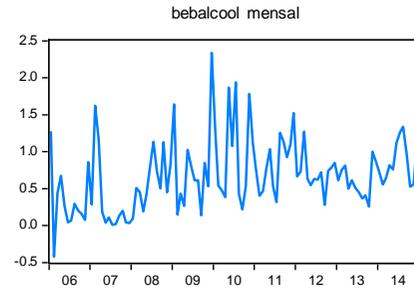
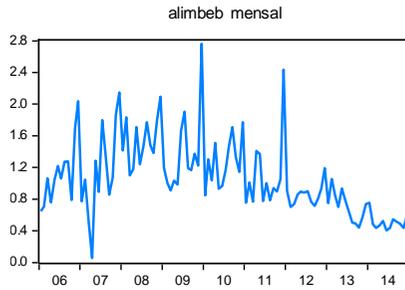
Legenda: (1) - entre parêntesis encontram-se os pesos de cada classe no cálculo do IPC;

(2) - (AO) abrevia "Additive Outlier"; (LS) abrevia "Level Shift"

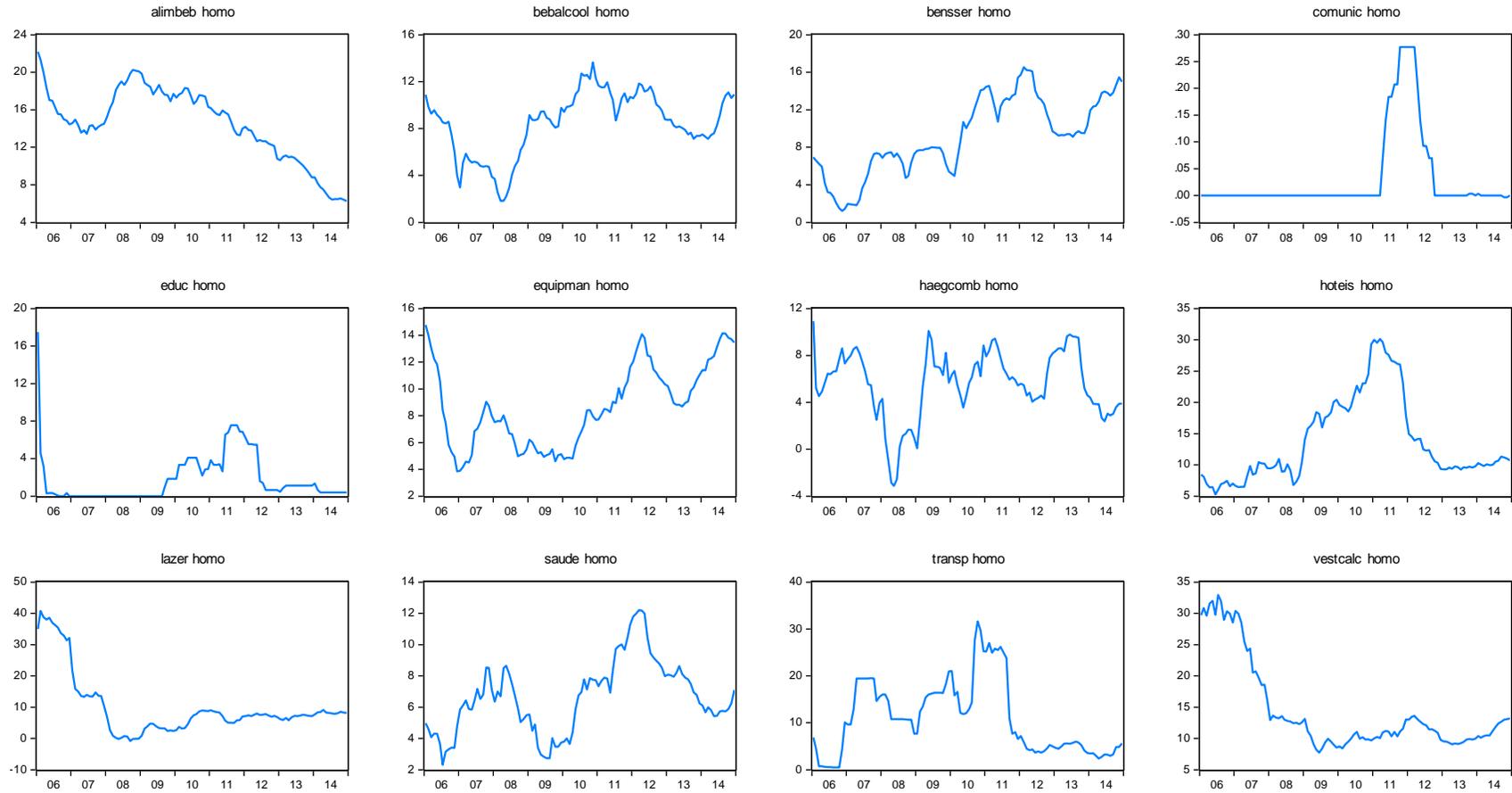
**Anexo 7 - Estimação dos Modelos Univariados: Estratégia 4**

Equações	Modelo	Qualidade de ajustamento	
		FAC Global (lag 12)	FAC Global (lag 24)
Taxa de Inflação Mensal	SARIMA(1,0,1)(1,0,1) <sub>12</sub> log	0,377	0,724
Taxa de Inflação Homóloga	ARIMA(1,1,12)	0,656	0,969

### Anexo 8 - Gráficos da variação mensal das 12 classes



### Anexo 9 - Gráfico da variação homóloga das 12 classes



**Anexo 10 - Teste de Cointegração - Estratégia 1 (IPC)**

Selected (0.05 level\*) Number of Cointegrating Relations by Model

Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Trace	3	3	3	1	1
Max-Eig	0	1	1	1	1

\*Critical values based on MacKinnon-Haug-Michelis (1999)

Information Criteria by Rank and Model

Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Rank or No. of CEs	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Log Likelihood by Rank (rows) and Model (columns)					
0	102.6833	102.6833	104.6393	104.6393	110.4636
1	108.6096	120.7677	120.8113	124.0979	129.7475
2	114.0554	126.5509	126.5884	130.9555	135.9647
3	116.8194	131.9957	131.9957	136.3644	136.3644
Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-1.014236	-1.014236	-0.992485	-0.992485	-1.051324
1	-1.012701	-1.245160	-1.204402	-1.252040	-1.328074
2	-1.001154	-1.219811	-1.199759	-1.249074	-1.332599*
3	-0.933738	-1.187410	-1.187410	-1.215924	-1.215924
Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	0.428210	0.428210	0.530096	0.530096	0.551393
1	0.590017	0.384269*	0.478451	0.457526	0.434916
2	0.761835	0.596602	0.643367	0.647475	0.590662
3	0.989523	0.815987	0.815987	0.867609	0.867609

**Anexo 11 - Teste de Cointegração - Estratégia 2 (Inflação Mensal) da Análise Multivariada**

Selected (0.05 level\*) Number of Cointegrating Relations by Model

Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Trace	1	1	1	1	1
Max-Eig	1	1	1	1	1

\*Critical values based on MacKinnon-Haug-Michelis (1999)

Information Criteria by Rank and Model

Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Rank or No. of CEs	No Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept No Trend	Intercept Trend	Intercept Trend
Log Likelihood by Rank (rows) and Model (columns)					
0	166.8076	166.8076	168.9638	168.9638	174.2871
1	179.3944	180.0144	182.1297	187.1629	191.1441
2	182.8857	186.4349	186.4485	193.7144	196.9378
3	184.6840	188.3206	188.3206	197.9798	197.9798
Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-1.225159	-1.225159	-1.207579	-1.207579	-1.255982
1	-1.362383	-1.354467	-1.356868	-1.440895	-1.482168*
2	-1.310118	-1.342394	-1.321844	-1.431550	-1.477871
3	-1.222583	-1.235847	-1.235847	-1.374580	-1.374580
Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	1.659733*	1.659733*	1.757449	1.757449	1.789182
1	1.682781	1.717409	1.768431	1.711117	1.723267
2	1.895317	1.916465	1.963727	1.907445	1.887836
3	2.143124	2.209996	2.209996	2.151399	2.151399

**Anexo 12 - Teste de Cointegração - Estratégia 2 (Inflação Homóloga) da Análise Multivariada**

Selected (0.05 level\*) Number of Cointegrating Relations by Model

Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Test Type	No Intercept	Intercept	Intercept	Intercept	Intercept
	No Trend	No Trend	No Trend	Trend	Trend
Trace	0	0	0	1	1
Max-Eig	0	0	0	0	1

\*Critical values based on MacKinnon-Haug-Michelis (1999)

Information Criteria by Rank and Model

Data Trend:	None	None	Linear	Linear	Quadratic
Rank or	No Intercept	Intercept	Intercept	Intercept	Intercept
No. of CEs	No Trend	No Trend	No Trend	Trend	Trend
Log Likelihood by Rank (rows) and Model (columns)					
0	14.97913	14.97913	17.97554	17.97554	22.67768
1	21.73347	23.12215	25.63146	30.67336	35.34115
2	25.78917	28.42609	30.88068	37.52817	42.18975
3	26.49516	32.04542	32.04542	42.76584	42.76584
Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-0.124565	-0.124565	-0.124490	-0.124490	-0.159952
1	-0.140281	-0.148378	-0.158989	-0.243195	-0.298774
2	-0.099774	-0.113044	-0.143348	-0.240170	-0.316453*
3	0.010517	-0.042613	-0.042613	-0.203455	-0.203455
Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	0.115842*	0.115842*	0.196053	0.196053	0.240728
1	0.260399	0.279013	0.321826	0.264332	0.262177
2	0.461177	0.501332	0.497739	0.454341	0.404770
3	0.731740	0.758746	0.758746	0.678040	0.678040

**Anexo 13 - Teste de Causalidade de Granger**

Estratégia 1	Estratégia 2																	
	Taxa de Inflação Mensal	Taxa de Inflação Homóloga																
<p>Dependent variable: D(IPC)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(LOG(M2))</td> <td>4.528148</td> <td>6</td> <td>0.6056</td> </tr> <tr> <td>D(TCO)</td> <td>16.78310</td> <td>6</td> <td>0.0102</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>22.96227</td> <td>12</td> <td>0.0280</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(LOG(M2))	4.528148	6	0.6056	D(TCO)	16.78310	6	0.0102	All	22.96227	12	0.0280
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(LOG(M2))	4.528148	6	0.6056															
D(TCO)	16.78310	6	0.0102															
All	22.96227	12	0.0280															
<p>Dependent variable: D(LOG(M2))</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(IPC)</td> <td>11.81535</td> <td>6</td> <td>0.0662</td> </tr> <tr> <td>D(TCO)</td> <td>6.806263</td> <td>6</td> <td>0.3391</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>18.69720</td> <td>12</td> <td>0.0961</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(IPC)	11.81535	6	0.0662	D(TCO)	6.806263	6	0.3391	All	18.69720	12	0.0961
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(IPC)	11.81535	6	0.0662															
D(TCO)	6.806263	6	0.3391															
All	18.69720	12	0.0961															
<p>Dependent variable: D(TCO)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(IPC)</td> <td>9.054159</td> <td>6</td> <td>0.1706</td> </tr> <tr> <td>D(LOG(M2))</td> <td>17.71100</td> <td>6</td> <td>0.0070</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>26.19166</td> <td>12</td> <td>0.0101</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(IPC)	9.054159	6	0.1706	D(LOG(M2))	17.71100	6	0.0070	All	26.19166	12	0.0101
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(IPC)	9.054159	6	0.1706															
D(LOG(M2))	17.71100	6	0.0070															
All	26.19166	12	0.0101															
<p>Dependent variable: D(INFLACAO_MEN)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(LOG(M2))</td> <td>18.87670</td> <td>12</td> <td>0.0915</td> </tr> <tr> <td>D(TCO)</td> <td>37.66955</td> <td>12</td> <td>0.0002</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>54.75706</td> <td>24</td> <td>0.0003</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(LOG(M2))	18.87670	12	0.0915	D(TCO)	37.66955	12	0.0002	All	54.75706	24	0.0003
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(LOG(M2))	18.87670	12	0.0915															
D(TCO)	37.66955	12	0.0002															
All	54.75706	24	0.0003															
<p>Dependent variable: D(LOG(M2))</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(INFLACA...</td> <td>23.71484</td> <td>12</td> <td>0.0222</td> </tr> <tr> <td>D(TCO)</td> <td>13.48447</td> <td>12</td> <td>0.3348</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>36.33779</td> <td>24</td> <td>0.0509</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(INFLACA...	23.71484	12	0.0222	D(TCO)	13.48447	12	0.3348	All	36.33779	24	0.0509
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(INFLACA...	23.71484	12	0.0222															
D(TCO)	13.48447	12	0.3348															
All	36.33779	24	0.0509															
<p>Dependent variable: D(TCO)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(INFLACA...</td> <td>38.98988</td> <td>12</td> <td>0.0001</td> </tr> <tr> <td>D(LOG(M2))</td> <td>48.51099</td> <td>12</td> <td>0.0000</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>77.95085</td> <td>24</td> <td>0.0000</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(INFLACA...	38.98988	12	0.0001	D(LOG(M2))	48.51099	12	0.0000	All	77.95085	24	0.0000
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(INFLACA...	38.98988	12	0.0001															
D(LOG(M2))	48.51099	12	0.0000															
All	77.95085	24	0.0000															
<p>Dependent variable: D(INFLACAO_HOM)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(LOG_M2)</td> <td>18.36589</td> <td>12</td> <td>0.1050</td> </tr> <tr> <td>D(TCO)</td> <td>42.21453</td> <td>12</td> <td>0.0000</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>61.79297</td> <td>24</td> <td>0.0000</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(LOG_M2)	18.36589	12	0.1050	D(TCO)	42.21453	12	0.0000	All	61.79297	24	0.0000
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(LOG_M2)	18.36589	12	0.1050															
D(TCO)	42.21453	12	0.0000															
All	61.79297	24	0.0000															
<p>Dependent variable: D(LOG_M2)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(INFLACA...</td> <td>9.808155</td> <td>12</td> <td>0.6328</td> </tr> <tr> <td>D(TCO)</td> <td>9.739394</td> <td>12</td> <td>0.6388</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>17.40509</td> <td>24</td> <td>0.8309</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(INFLACA...	9.808155	12	0.6328	D(TCO)	9.739394	12	0.6388	All	17.40509	24	0.8309
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(INFLACA...	9.808155	12	0.6328															
D(TCO)	9.739394	12	0.6388															
All	17.40509	24	0.8309															
<p>Dependent variable: D(TCO)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Excluded</th> <th>Chi-sq</th> <th>df</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>D(INFLACA...</td> <td>7.354894</td> <td>12</td> <td>0.8333</td> </tr> <tr> <td>D(LOG_M2)</td> <td>26.66634</td> <td>12</td> <td>0.0086</td> </tr> <tr> <td>All</td> <td>32.31335</td> <td>24</td> <td>0.1194</td> </tr> </tbody> </table>			Excluded	Chi-sq	df	Prob.	D(INFLACA...	7.354894	12	0.8333	D(LOG_M2)	26.66634	12	0.0086	All	32.31335	24	0.1194
Excluded	Chi-sq	df	Prob.															
D(INFLACA...	7.354894	12	0.8333															
D(LOG_M2)	26.66634	12	0.0086															
All	32.31335	24	0.1194															

**Anexo 14 - Avaliação de Diagnóstico dos Modelos Multivariados**

<b>Qualidade de Ajustamento</b>			
<b>Estratégia</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	
		<b>Inflação mensal</b>	<b>Inflação homóloga</b>
Teste LM (lag 12)	0,5226	0,1013	0,6432
Estável	Sim	Sim	Sim
Teste Normalidade (Cholesky of covariance)	Skewness	0,0000**	0,8003
	Kurtosis	0,0000**	0,0055**
	Jarque-Bera	0,0000**	0,0339*
Teste Heterocedasticidade de White (no cross terms)	0,3395	0,3738	0,5579

**Anexo 15 - Previsão da Taxa de Inflação Mensal**

<b>Período (Ano 2014)</b>	<b>Jan</b>	<b>Fev</b>	<b>Mar</b>	<b>Abr</b>	<b>Mai</b>	<b>Jun</b>	<b>Jul</b>	<b>Ago</b>	<b>Set</b>	<b>Out</b>	<b>Nov</b>	<b>Dez</b>	<b>Média</b>
Taxa de Inflação Mensal	0,76	0,49	0,51	0,51	0,62	0,57	0,61	0,60	0,63	0,68	0,53	0,73	0,60
Previsão	0,51	0,55	0,54	0,55	0,59	0,56	0,57	0,55	0,56	0,55	0,62	0,79	0,58
Diferença (a)	-0,25	0,06	0,03	0,04	-0,04	-0,01	-0,04	-0,05	-0,08	-0,13	0,09	0,06	
<b>Período (Ano 2015)</b>	<b>Jan</b>	<b>Fev</b>	<b>Mar</b>	<b>Abr</b>	<b>Mai</b>	<b>Jun</b>	<b>Jul</b>	<b>Ago</b>	<b>Set</b>	<b>Out</b>	<b>Nov</b>	<b>Dez</b>	<b>Média</b>
Previsão	0,54	0,57	0,56	0,56	0,59	0,56	0,57	0,55	0,56	0,55	0,61	0,75	0,58

Legenda: (a) - Diferença dos resultados obtidos com o modelo ARIMA face aos valores observados da taxa de inflação homóloga, em 2014.

**Anexo 16 - Previsão da Taxa de Inflação Homóloga**

<b>Período (Ano 2014)</b>	<b>Jan</b>	<b>Fev</b>	<b>Mar</b>	<b>Abr</b>	<b>Mai</b>	<b>Jun</b>	<b>Jul</b>	<b>Ago</b>	<b>Set</b>	<b>Out</b>	<b>Nov</b>	<b>Dez</b>	<b>Média</b>
Taxa de Inflação Homóloga	7,84	7,48	7,32	7,22	6,95	6,89	6,98	7,05	7,19	7,48	7,49	7,48	7,28
Previsão	7,67	7,43	7,32	7,30	7,01	6,97	7,02	7,06	7,15	7,33	7,41	7,70	7,28
Diferença (a)	-0,18	-0,05	0,00	0,07	0,05	0,07	0,03	0,01	-0,04	-0,14	-0,09	0,23	
<b>Período (Ano 2015)</b>	<b>Jan</b>	<b>Fev</b>	<b>Mar</b>	<b>Abr</b>	<b>Mai</b>	<b>Jun</b>	<b>Jul</b>	<b>Ago</b>	<b>Set</b>	<b>Out</b>	<b>Nov</b>	<b>Dez</b>	<b>Média</b>
Previsão	7,16	7,17	7,15	7,18	7,14	7,18	7,18	7,17	7,11	6,98	7,03	7,29	7,14
Cenário 1	7,16	7,16	7,13	7,14	7,09	7,11	7,10	7,08	7,00	6,87	6,89	7,14	7,07
Cenário 2	7,18	7,20	7,20	7,26	7,24	7,31	7,35	7,38	7,36	7,29	7,37	7,68	7,32

Legenda: (a) - Diferença dos resultados obtidos com o modelo ARIMA face aos valores observados da taxa de inflação homóloga, em 2014.