

# **MODELOS ECONOMÉTRICOS PARA PREVISÃO DA INFLAÇÃO NA REGIÃO METROPOLITANA DE FORTALEZA**

## **Elano Ferreira Arruda**

Doutor em Economia. Professor do Departamento de Economia Aplicada e Pesquisador do Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal do Ceará.

Endereço: Av. da Universidade, 2700. 2º Andar. Benfica – Fortaleza/Ceará.

CEP: 60020181. Telefone: (85) 3366.7751.

E-mail: [elano@ufc.br](mailto:elano@ufc.br)

## **Antônio Clécio de Brito**

Bacharel em Economia. Faculdade de Economia, Administração, Atuária, Contabilidade e Secretariado – FEAACS, Universidade Federal do Ceará. Endereço: Av. da Universidade,

2700. 2º Andar. Benfica – Fortaleza/Ceará.

CEP: 60020181. Telefone: (85) 3366.7751.

E-mail: [cleciobritoufc@gmail.com](mailto:cleciobritoufc@gmail.com)

# MODELOS ECONOMÉTRICOS PARA PREVISÃO DA INFLAÇÃO NA REGIÃO METROPOLITANA DE FORTALEZA

## RESUMO

A inflação é um importante indicador de bem-estar para a sociedade. Os processos inflacionários representam corrosão do poder de compra e aumento da variabilidade dos preços relativos, além de prejudicar o horizonte de previsão dos agentes econômicos. Apesar disso, poucos estudos se ocupam em selecionar mecanismos preditivos eficientes para esse indicador numa perspectiva estadual. Portanto, para avaliar e selecionar um mecanismo para prever a inflação da região metropolitana de Fortaleza, o presente estudo compara previsões para a inflação mensal dessa região, no ano de 2014, geradas a partir de técnicas *Naives*, de modelos ARMA, VAR e da curva de Phillips num contexto estadual. Os resultados indicam que a curva de Phillips se mostrou o melhor mecanismo para prever esse indicador.

**Palavras-chave:** Previsão de Inflação, Curva de Phillips, Séries Temporais.

**Classificação JEL:** E31, E32, E37

## ABSTRACT

Inflation is an important indicator of well-being for society. Inflationary processes represent the corrosion of purchasing power and increased variability of relative prices, in addition to harming the forecast horizon of economic agents. Nevertheless, there have been only a few studies discussing the selection of efficient predictive mechanisms for this indicator in a state perspective. Therefore, in order to evaluate and select a better mechanism for inflation in the metropolitan area of Fortaleza, this study compares forecasts for monthly inflation in this region, in 2014, generated from Naives techniques, and ARMA and VAR models, as well as the Phillips curve in a state context. The results indicate that the Phillips curve show the best econometric mechanisms to predict this indicator.

**Keywords:** Inflation Forecast, Phillips Curve, Time Series.

**JEL Code:** E31, E32, E37

## 1 – INTRODUÇÃO

A Inflação é uma das principais variáveis econômicas no contexto de formulação de política monetária, além de ser um importante indicador das condições de oferta da economia e de bem-estar para a sociedade. Processos inflacionários representam corrosão do poder de compra dos indivíduos, aumento da variabilidade dos preços relativos, além de prejudicar o horizonte de previsão dos agentes econômicos.

Na tentativa de modelar e prever o comportamento dessa variável, destaca-se a curva de Phillips, que preconiza uma relação inversa entre inflação e o desemprego ou, ainda, uma relação direta entre inflação e a atividade econômica. Empiricamente, essa relação tem sido utilizada para descrever o lado da oferta da economia em modelos macroeconômicos (CALVO, 1983; TAYLOR, 1980), para medir o impacto dos ciclos econômicos na inflação e o seu grau de persistência ou inércia (MENDONÇA, SACHSIDA e MEDRANO, 2012; SACHSIDA, 2013; ARRUDA, OLIVEIRA e CASTELAR, 2015) e para realizar previsões (STOCK E WATSON, 1999; ARRUDA, FERREIRA e CASTELAR, 2011).

No que se refere a utilização de modelos da curva de Phillips para previsões de inflação, Stock e Watson (1996 e 1999) realizam dois estudos pioneiros onde empregam vários modelos empíricos que envolvem taxa de juros, moeda e preços das mercadorias para

prever a inflação americana, demonstrando que a curva de Phillips é um mecanismo robusto para gerar previsões para essa variável.

Para o Brasil, Arruda, Ferreira e Castelar (2011) realizam um minucioso estudo na tentativa de selecionar um melhor mecanismo preditivo para a inflação, utilizando vários modelos lineares e não lineares de séries temporais e da curva de Phillips. Os autores encontram que os modelos de séries temporais ARMA, VAR apresentam bom desempenho na previsão de inflação, no entanto, a curva de Phillips se mostrou o melhor mecanismo para gerar prognósticos futuros sobre essa variável, melhorando, inclusive, os resultados da previsão por janelas rolantes do relatório FOCUS do Banco Central<sup>1</sup>.

Portanto, apesar da importância da inflação como indicador das condições de oferta, de bem-estar e de corrosão do poder de compra dos agentes, existem poucos estudos que se ocupam a selecionar mecanismos preditivos eficientes para esse indicador, numa perspectiva estadual. Nesse sentido, esse trabalho se propõe a contribuir nessa linha, em um estudo de caso para a inflação da região metropolitana de Fortaleza.

Assim, o presente estudo tem como objetivo avaliar e selecionar um mecanismo robusto para gerar previsões de inflação para a região metropolitana de Fortaleza, a partir da utilização de técnicas *Naives*, de modelos de séries temporais como ARMA e VAR e de modelos da curva de Phillips, num contexto estadual. Vale destacar que, como afirma Patterson (2001), se o objetivo da análise econométrica é realizar previsões, os modelos não devem ser selecionados simplesmente por seu bom ajustamento e sim por sua eficiência preditiva; isto é, o melhor modelo é aquele que gera previsões com menor erro de previsão. Nesse estudo, os mecanismos preditivos serão selecionados pelo critério do erro quadrático médio de previsão (EQM) e, adicionalmente, utilizar-se-á o teste de Diebold e Mariano (1995) para examinar se a diferença no desempenho preditivo dos melhores modelos é estatisticamente significativa.

Além dessa introdução, esse trabalho possui mais quatro seções. Na seção dois, destacam-se os aspectos teóricos referentes à curva de Phillips e sua utilização junto com modelos de séries temporais para a realização de previsões para a inflação. Na seção seguinte, apresentam-se os arcabouços das técnicas e modelos utilizados no trabalho, além de uma análise e descrição do banco de dados. A seção quatro reserva-se a apresentação e análise dos resultados e, por fim, são tecidas as considerações finais do estudo.

## **2- ASPECTOS TEÓRICOS**

### **2.1- A Curva de Phillips**

A curva de Phillips inicialmente foi formulada como um *trade-off* entre inflação de salários e desemprego, ou simplesmente expressava uma curva de oferta agregada positivamente inclinada. Segundo Phillips (1958), se o desemprego fosse elevado haveria um excesso de oferta de mão de obra na economia, pressionando os salários para baixo. Assim, na medida em que os processos inflacionários fossem maiores, os salários reais seriam menores e, conseqüentemente, as firmas seriam motivadas a contratar mais mão de obra. Em outras palavras, existiria um *trade-off* entre inflação e desemprego; pelo qual, quanto maior o desemprego, menor seria a inflação e vice-versa.

Todavia, o cenário de estagflação dos anos 80 nos Estados Unidos levou à seguidas críticas quanto ao ajustamento das políticas de controle de demanda para lidar com a inflação e desemprego, mudando a percepção de que a curva de Phillips fosse, de fato, uma regra

---

<sup>1</sup> As previsões são atualizadas a cada semana de modo a possibilitar os agentes econômicos à inclusão de novas informações relevantes para a construção de suas previsões; ou seja, é um método onde os agentes possuem um conjunto de informação que é atualizado semanalmente, ao contrário dos métodos econométricos, onde se estima um modelo para uma amostra e realizam-se previsões a partir daí.

consistente e infalível em que mais inflação sempre estivesse associada a menos desemprego. Autores como Phelps (1967) e Friedman (1968) já haviam demonstrado, antes desses eventos, uma insatisfação com uma modelagem em que variáveis nominais fossem afetadas por variáveis reais e propuseram a inclusão de um componente que captasse a taxa esperada de inflação, afim de melhorar a especificação da curva de Phillips. Sob essas novas condições, a curva de Phillips negativamente inclinada passou a ser considerada apenas como uma relação de curto prazo, uma vez que, em longo prazo, essa relação seria vertical.

Atualmente, a curva de Phillips tem sido especificada em função de um indicador de ciclos econômicos (como o hiato do produto), ou de custo marginal das empresas; de uma variável para expectativas (*forward-looking* – expectativas racionais; ou *backward-looking* – expectativas adaptativas, ou ambas); além de um indicador de repasse cambial para a inflação.

Portanto, no presente estudo, que tem como objetivo selecionar um mecanismo para previsão da inflação,  $\pi_t$ , da região metropolitana de Fortaleza, utilizar-se-á a especificação da curva de Phillips presente em Arruda, Ferreira e Castelar (2011); ou seja, uma curva de Phillips com uma medida de ciclos econômicos (dada pelo hiato do produto defasado,  $h_{t-p}$ ), uma variável de expectativas adaptativas, ou inflação inercial (inflação defasada,  $\pi_{t-p}$ ) e, por fim, uma variável de repasse cambial (dada pela soma da oscilação cambial doméstica com a inflação ao produtor americana defasada ( $\Delta e_{t-p} + \pi_{t-p}^*$ ), nos moldes de Correa e Minella (2010)). O modelo tem a especificação a seguir:

$$\pi_t = \beta_1 \pi_{t-p} + \beta_2 h_{t-p} + \beta_3 (\Delta e_{t-p} + \pi_{t-p}^*) + \varepsilon_t \quad (1)$$

## 2.2. Previsão de inflação

A elaboração de previsões sobre a trajetória futura de agregados econômicos; em especial, sobre taxa de inflação, constitui uma das ocupações principais dos formuladores de política. Essa análise possui papel central na tomada de decisões dos agentes econômicos, dado que os processos inflacionários corroem o poder de compra das famílias, aumentam a dispersão dos preços relativos, diminuindo o grau de integração dos mercados, e, por fim, afeta gravemente o horizonte de planejamento dos agentes econômicos.

A literatura sobre previsão de inflação apresentou grandes avanços nos últimos anos, sugerindo novas técnicas que podem ser implementadas ao seu processo preditivo. Os principais mecanismos utilizados são técnicas *Naives*, modelagens de séries temporais e modelos da curva de Phillips.

Ascari e Marrocu (2003) realizam um exercício para previsão da taxa de inflação americana utilizando diferentes modelos de séries temporais e modelos baseados na curva de Phillips, com dados mensais para o período de 1950.1 – 2007.7. Esses autores concluíram que as melhores previsões realizadas foram obtidas através da estimação de modelos da curva de Phillips.

Para Suíça, Lack (2006) destaca a eficiência preditiva do vetor auto regressivo (VAR) para previsão da taxa de inflação, mostrando que a previsibilidade desse modelo para horizontes longos é mais robusta do que a de outros modelos univariados de séries temporais. Resultados na mesma linha foram obtidos por Rumler e Valderrama (2008) para dados da economia austríaca. Ou seja, os modelos vetoriais autoregressivos e os modelos da curva de Phillips apresentam forte eficiência preditiva para a inflação.

Vale destacar que, como argumenta Mishkin (2007), caso a curva de Phillips esteja mais horizontal, há indícios de forte persistência inflacionária e, portanto, maior volatilidade. Em importante estudo para a economia americana, Stock e Watson (2007)

mostram que, em cenários de baixa volatilidade da inflação, os modelos econométricos de séries temporais mais sofisticados não conseguem melhorar simples previsões *Naives*. Resultados nessa mesma linha foram encontrados por Cechetti *et al.* (2007), que realizam o mesmo exercício para a dinâmica inflacionária dos países do G7<sup>2</sup> nos últimos trinta anos.

Para a economia brasileira, Alencar (2006) comparou a eficiência preditiva de curto prazo de modelos puramente estatísticos com a daqueles amparados pela teoria econômica. Os resultados indicam que modelos de séries temporais ARMA e VAR apresentam bom desempenho preditivo frente aos modelos da curva de Phillips.

Ainda para o Brasil, Arruda, Ferreira e Castelar (2011), adotam modelos lineares e não lineares de séries temporais e da curva de Phillips para fins de previsão da inflação brasileira, utilizando como *benchmark* o modelo autoregressivo de ordem 1, AR (1). Os autores encontram que uma curva de Phillips ampliada com especificação não linear é a que apresenta o melhor desempenho preditivo para a inflação do Brasil, melhorando inclusive as previsões de mercado do boletim FOCUS do banco central.

Portanto, observa-se que não há um consenso sobre qual o melhor mecanismo para a geração de previsões para a inflação. Há autores que argumentam em favor de modelos univariados de séries temporais, outros advogam em favor de modelos VAR e, ainda, há os que apresentam a curva de Phillips como um bom mecanismo gerador de previsões para a inflação.

Diante do exposto e da ausência de estudos dessa natureza com dados estaduais, o presente trabalho pretende contribuir nessa direção com a aplicação de técnicas *Naives*, de modelos de séries temporais e da curva de Phillips para gerar previsões para a inflação da região metropolitana de Fortaleza, seguindo principalmente a linha de Stock e Watson (2007) e de Arruda, Ferreira e Castelar (2011).

### **3. METODOLOGIA E ANÁLISE DOS DADOS**

O presente trabalho utiliza como indicador de inflação, a variação mensal do Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) da região metropolitana de Fortaleza, calculado e disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), entre janeiro de 1995 e dezembro de 2014.

#### **3.1 – Modelos Naive**

Inicialmente, nos moldes sugeridos por Stock e Watson (2007), procedeu-se uma análise evolutiva da volatilidade da inflação da região metropolitana de Fortaleza, medida pelo seu desvio-padrão, entre 1995 e 2014. O gráfico 1 sintetiza o comportamento da volatilidade dessa variável.

A análise do gráfico revela uma forte redução da volatilidade da inflação da região metropolitana de Fortaleza entre 1995 e 2002, na ordem de 74,28% (com redução anual média de 9,3% a.a.), mantendo-se praticamente constante nos anos seguintes até apresentar um leve aumento a partir de 2005. Em termos gerais, observa-se que a volatilidade da inflação de Fortaleza nesse período vem caindo, em média, 2,8% a.a.

---

<sup>2</sup> Estados Unidos; Inglaterra; França; Japão; Itália; Alemanha e Canadá

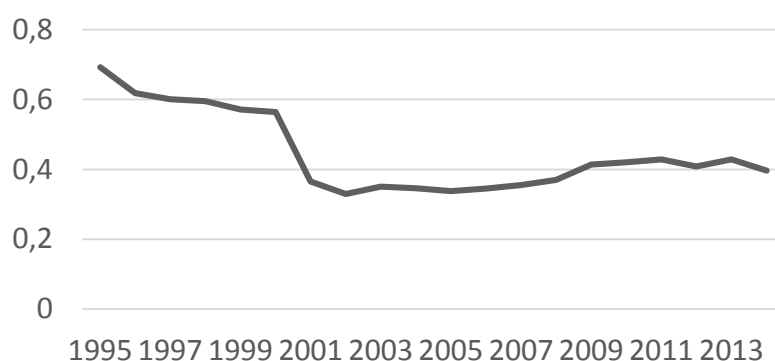


Gráfico 1: Evolução da volatilidade do IPCA da região metropolitana de Fortaleza.  
 Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos.

Assim, seguindo a linha de Stock e Watson (2007) e diante da observação de uma redução na volatilidade da inflação, o presente estudo fará uso de três indicadores *Naives*, quais sejam: i) a inflação do mês de previsão ocorrida no ano anterior (*Naive 1*); ii) a média das inflações do mês de previsão ocorridas nos dois anos anteriores (*Naive 2*) e iii) a média das inflações do mês de previsão ocorridas nos três anos anteriores (*Naive 3*). O objetivo dessa análise é comparar essas previsões ingênuas com as demais, de modo a observar o seu desempenho frente a outros modelos de séries temporais em cenários de volatilidade reduzida.

### 3.2 – Modelos de previsão ARMA

Os trabalhos de previsão econômica dominantes durante a década de 1960 e 1970 eram baseados em modelos de equações simultâneas, realidade esta que mudaria com os choques do petróleo vividos durante a década de 1970 e com a crítica de Lucas (1972) que apontava que os parâmetros estimados em um modelo econométrico dependiam da política econômica vigente, não sendo, portanto, invariantes na presença de mudanças políticas.

A metodologia de Box e Jenkins (1978), por sua vez, abriu caminho para uma nova geração de modelos de previsão. Com o objetivo de estimar um modelo estatístico que pudesse ser interpretado como tendo sido gerado pelos dados amostrais, essa metodologia permitiu que valores futuros de uma série fossem previstos tomando por base seus valores presentes e passados, substituindo a ênfase dada a construção de modelos de equações simultâneas, pela análise das propriedades estocásticas em uma série temporal. Em virtude da sua simplicidade e da qualidade de suas previsões, esses modelos univariados são usualmente utilizados como *benchmarks* em estudos sobre previsão (STOCK e WATSON, 1999 e 2007; ATKENSON e OHANION, 2001; ARRUDA, FERREIRA e CASTELAR, 2011).

Nos modelos ARMA (p, q) o índice *p*, refere-se ao número de defasagens da própria variável dependente ( $y_t, y_{t-1}, y_{t-2} \dots, y_{t-p}$ ), e *q*, refere-se ao número de defasagens dos choques exógenos ou termos de erro ( $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2} \dots, \varepsilon_{t-p}$ ). Segundo Hamilton (1994), um modelo ARMA (p, q) tem a seguinte forma:

$$y_t = \mu + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

Em que,  $\varepsilon_t$  é  $iid \sim N(0, \sigma^2)$ . Se o modelo tiver apenas o componente autoregressivo, ou seja:  $\theta_1 = \theta_2 = \dots = \theta_p = 0$ , ele pode ser estimado por mínimos quadrados ordinários. Caso o modelo contenha o componente de médio móvel não é possível

escrever a soma dos quadrados dos erros simplesmente como função dos valores de  $y$  observados e dos parâmetros do modelo autoregressivo e o método de estimação a ser utilizado é o da máxima verossimilhança. No presente estudo, para gerar previsões para o IPCA da região metropolitana de Fortaleza, foram utilizadas até seis defasagens nos modelos ARMA (p, q).

### 3.3 – Modelos de previsão VAR

Os modelos econômicos em geral são expressos por meio de diversas variáveis. Portanto, o uso de modelos univariados, como os dos modelos ARMA, podem ser limitados para expressar modelos econômicos. Dessa forma, Stock e Watson (2004) argumentam que, em análises econômicas que envolvam previsão de inflação, deve ser considerada a possibilidade de que outras variáveis econômicas o crescimento da oferta de crédito, a taxa de crescimento do PIB e as taxas de juros possam conter informações adicionais relevantes sobre o futuro da inflação. Nesse sentido, os modelos vetoriais autoregressivos (VAR), propostos por Sims (1980 e 1986), ganharam força a partir da década de 1980.

Como afirma Caiado (2002), modelos VAR podem ser utilizados em alternativa ao método de modelos ARMA, uma vez que levam em consideração a existência de relações interdependentes entre as variáveis e permitem avaliar o impacto dinâmico das perturbações aleatórias sobre o sistema de variáveis, o que os tornam particularmente úteis e eficientes na previsão do comportamento futuro de séries temporais inter-relacionadas. Por essas razões, torna-se importante investigar se modelos multivariados de séries temporais tendem a gerar previsibilidade mais consistente do que modelos univariados.

Segundo Hamilton (1994)<sup>3</sup>, um vetor auto regressivo de ordem p (VAR (p)) é a forma reduzida de um modelo dinâmico de equações simultâneas e pode ser expresso como:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \Phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Onde,  $y_t$  representa um vetor (n x 1) com valores das n variáveis incluídas no modelo e  $\varepsilon_t$  é  $iid \sim N(0, \Sigma)$ .

Neste trabalho, serão empregadas até seis defasagens de um modelo VAR nos moldes tradicionais para análise de política monetária, qual seja, um modelo VAR com as variáveis: i) inflação da região metropolitana de Fortaleza medida pelo IPCA ( $\Pi_t$ ), variável a ser prevista; ii) a taxa de crescimento do Índice de Produção Industrial – IPI – do Estado do Ceará ( $\Delta IPI_t$ ), calculado e disponibilizado pelo IBGE, como *proxy* para o crescimento mensal do PIB do estado; iii) a taxa de juros mensal - Over/Selic ( $SELIC_t$ ), disponibilizada pelo Banco Central do Brasil (BACEN) e iv) o agregado monetário, M1, em taxa de crescimento, disponibilizado pelo BACEN ( $\Delta M1_t$ ), devidamente deflacionado pelo índice geral de preços – disponibilidade interna – IGP-DI – disponibilizado pela Fundação Getúlio Vargas.

Vale ressaltar que os testes de raiz unitária de Dickey-Fuller aumentado (ADF) e o de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (KPSS) foram aplicados a essas séries e os resultados mostram que as variáveis inflação e Selic são estacionárias em nível e os indicadores IPI e M1 são estacionárias em primeira diferença, conforme tabela 1.

---

<sup>3</sup> Este autor pode ser consultado para mais detalhes sobre o processo de estimação e previsão dos modelos ARMA e VAR.

Tabela 1: Resultados dos Testes de Raiz Unitária modelos VAR

VARIÁVEL	ADF	KPSS
$\Pi_t$	-8,26 (-2,87)	0,23 (0,46)
$\Delta M1_t$	-3,37 (-2,87)	0,04 (0,46)
$\Delta IPI_t$	-4,65 (-2,87)	0,07 (0,46)
$SELIC_t$	-3,06 (-2,87)	0,15* (0,21)

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos. Valor crítico do teste a 5% de significância entre parêntesis.  
\*Teste aplicado com tendência e intercepto; não se pode rejeitar a hipótese nula de estacionaridade a 1% de significância.

### 3.4 – Modelos da curva de Phillips

Autores como Stock e Watson (1996,1999,2007), Atkenson e Ohanian (2001), Ascari e Marrocu (2003) e Rumler e Valderrama (2008) e Arruda, Ferreira e Castelar (2011) utilizam diversas especificações da curva de Phillips para gerar previsões da taxa de Inflação.

O presente estudo fará uso de até seis defasagens de uma versão da curva de Phillips que incorpore uma medida de ciclos econômicos, uma medida de expectativas adaptativas ou inflação inercial e, ainda, uma variável para captar o repasse cambial para a inflação. O modelo empírico da curva de Phillips aqui empregado tem a forma:

$$\pi_t = \beta_1 \pi_{t-p} + \beta_2 h_{t-p} + \beta_3 (\Delta e_{t-p} + \pi_p^*) + \varepsilon_t \quad (4)$$

Em que  $\pi_t$  é a inflação da região metropolitana de Fortaleza,  $\pi_{t-p}$  é um termo de expectativas adaptativas ou inflação inercial,  $h_{t-p}$  é uma medida de ciclos econômicos (utilizou-se como *proxy* para o hiato do produto o hiato da produção industrial do Estado do Ceará, calculado a partir da aplicação do filtro de Hodrick – Prescott) e  $(\Delta e_{t-p} + \pi_p^*)$  é uma medida de repasse cambial em que  $e_t$  é o logaritmo da taxa de câmbio nominal,  $\Delta$  é o operador de primeira diferença e  $\pi_p^*$  é uma medida inflação internacional (inflação ao produtor americano – PPI americano, nos moldes de Correa e Minella (2010) e Arruda, Ferreira e Castelar (2011)). Todas essas variáveis também se mostraram estacionárias pelos testes ADF e KPSS, conforme tabela 2.

Tabela 2: Resultados dos Testes de Raiz Unitária modelos da Curva de Phillips

VARIÁVEL	ADF	KPSS
$\Pi_t$	-8,26 (-2,87)	0,23 (0,46)
$h_t$	-6,46 (-2,87)	0,01 (0,46)
$(\Delta e_{t-p} + \pi_p^*)$	-16,53 (-2,87)	0,20 (0,46)

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos. Valor crítico dos testes a 5% de significância entre parêntesis.



### 3.5 – Avaliando as previsões

Ao avaliar a eficiência preditiva de diferentes modelos de series temporais e da curva de Phillips, deve-se levar em consideração um critério de decisão, afim de julgar o quão preciso é o prognóstico realizado por determinado modelo. Como afirmam Pyndyck e Rubinfeld (2004), se o objetivo é prever valores futuros de uma série temporal que estejam sujeitos ao menor erro possível, um dos critérios mais adequados para se comparar previsões é chamado erro quadrado médio de previsão (EQM), dado por:

$$EQM = \frac{\sum_{t=T+1}^{T+h} (y_t^F - y_t)^2}{h} \quad (5)$$

Além de utilizar o EQM como medida de eficiência preditiva e de seleção dos melhores modelos, o presente trabalho utilizou-se o procedimento descrito por West (2006) e também empregado em Arruda, Ferreira e Castelar (2011) ilustrado pelo diagrama a seguir:

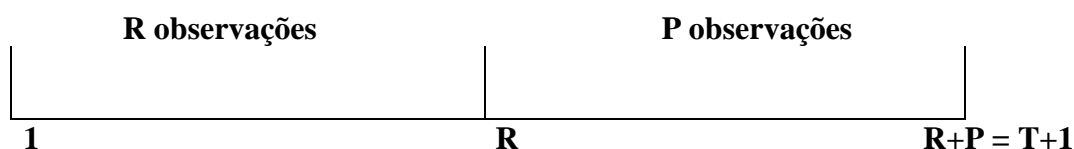


Figura 1: Diagrama de Previsão

Fonte: West (2006)

Ou seja, a amostra total empregada nesse estudo corresponde a informações mensais entre janeiro de 1995 e dezembro de 2014 (T+1 no diagrama). Todos os modelos serão estimados utilizando dados de janeiro de 1995 a dezembro de 2013 (R observações no diagrama). E, por fim, serão geradas previsões para o período de janeiro a dezembro de 2014 (P resultados de previsão no diagrama).

Após a geração das previsões calculam-se os EQM de cada modelo e selecionam-se aqueles que geraram previsões mais eficazes; ou seja, com menores EQM de previsão. Após a seleção dos melhores modelos, utilizar-se-á ainda do teste de Diebold e Mariano (1995) para comparação de previsões. Esse teste consiste em uma análise das perdas associadas a cada uma das previsões a partir de um critério métrico estatístico para avaliar a igualdade de seus desempenhos preditivos. Portanto, a hipótese nula do teste é a de que os modelos possuem eficiência preditiva semelhante.

## 4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Para selecionar mecanismos preditivos para a inflação da região metropolitana de Fortaleza, foram utilizados dados mensais de janeiro de 1995 a dezembro de 2013 para a estimação de modelos ARMA, VAR e da curva de Phillips. As previsões foram geradas para o ano de 2014, ou seja, o período de janeiro de 2014 a dezembro de 2014.

Os modelos foram selecionados pela eficiência preditiva, ou seja, pelo menor EQM de previsão. Nos moldes de Stock e Watson (2007) e Arruda, Ferreira e Castelar (2011) foram utilizados como *benchmarks*, a melhor previsão *Naive* e o modelo autoregressivo de ordem 1, AR (1). A tabela 3 apresenta uma síntese desses resultados e, portanto, serão selecionados como *benchmarks* o modelo AR (1) e a previsão *Naive* (3) que apresentaram EQM de previsão da ordem de 10% e 9,9%, respectivamente.

Tabela 3: Resultados dos *Benchmarks*

<b>Previsão</b>	<b>IPCA</b>	<b>AR (1)</b>	<b>NAIVE (1)</b>	<b>NAIVE (2)</b>	<b>NAIVE (3)</b>
2014.1	<b>0,4500</b>	<b>0,6627</b>	1,0100	0,5400	<b>0,5800</b>
2014.2	<b>0,1900</b>	<b>0,4918</b>	0,7200	0,4400	<b>0,3633</b>
2014.3	<b>0,7000</b>	<b>0,3437</b>	0,6100	0,7100	<b>0,9700</b>
2014.4	<b>1,0800</b>	<b>0,6343</b>	0,7800	0,7300	<b>0,6967</b>
2014.5	<b>0,9500</b>	<b>0,8507</b>	0,3200	0,3400	<b>0,3200</b>
2014.6	<b>0,3500</b>	<b>0,7767</b>	0,0900	-0,0900	<b>0,0167</b>
2014.7	<b>-0,1700</b>	<b>0,4349</b>	0,1900	0,3700	<b>0,3500</b>
2014.8	<b>0,0700</b>	<b>0,1386</b>	-0,1100	0,2800	<b>0,3067</b>
2014.9	<b>0,4500</b>	<b>0,2754</b>	0,4100	0,5400	<b>0,4833</b>
2014.10	<b>0,3800</b>	<b>0,4918</b>	0,4400	0,6500	<b>0,5867</b>
2014.11	<b>0,8100</b>	<b>0,4520</b>	0,9900	0,8600	<b>0,8167</b>
2014.12	<b>0,6300</b>	<b>0,6969</b>	0,7500	1,0100	<b>0,8400</b>
<b>Resultado</b>	<b>EQM</b>	<b>0,1000</b>	0,1143	0,1097	<b>0,0990</b>

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos

#### 4.1 – Resultados dos Modelos Autoregressivos (AR)

Para iniciar a avaliação do desempenho preditivo dos modelos aqui tratados, analisou-se o desempenho dos modelos autoregressivos. A estratégia consistiu em estimar processos autoregressivos até a sexta ordem, gerar previsões e calcular o EQM. Os resultados estão sintetizados na tabela 4.

Os resultados mostram que o modelo AR (4) apresentou o melhor desempenho entre os modelos autoregressivos, com um EQM de previsão na ordem de 8,7%; ou seja, um resultado 13% melhor do que o do AR (1) e 3,3% menor do que o gerado pela previsão *Naive* (3). Portanto, entre os modelos autoregressivos, selecionar-se-á o AR (4) para comparação com os demais modelos.

Tabela 4: Resultados dos modelos Autoregressivos (AR)

<b>Previsão</b>	<b>IPCA</b>	<b>AR (1)</b>	<b>NAIVE (3)</b>	<b>AR (2)</b>	<b>AR (3)</b>	<b>AR (4)</b>	<b>AR (5)</b>	<b>AR (6)</b>
2014.1	<b>0,4500</b>	<b>0,6627</b>	<b>0,5800</b>	0,6609	0,6029	<b>0,6043</b>	0,5984	0,6054
2014.2	<b>0,1900</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,3633</b>	0,4851	0,5013	<b>0,4610</b>	0,4837	0,5012
2014.3	<b>0,7000</b>	<b>0,3437</b>	<b>0,9700</b>	0,3361	0,3499	<b>0,3807</b>	0,3801	0,3946
2014.4	<b>1,0800</b>	<b>0,6343</b>	<b>0,6967</b>	0,6593	0,6867	<b>0,6964</b>	0,6746	0,6768
2014.5	<b>0,9500</b>	<b>0,8507</b>	<b>0,3200</b>	0,8745	0,8324	<b>0,8402</b>	0,8015	0,7785
2014.6	<b>0,3500</b>	<b>0,7767</b>	<b>0,0167</b>	0,7807	0,7477	<b>0,7041</b>	0,7028	0,6827
2014.7	<b>-0,1700</b>	<b>0,4349</b>	<b>0,3500</b>	0,4163	0,4171	<b>0,4047</b>	0,4240	0,4289
2014.8	<b>0,0700</b>	<b>0,1386</b>	<b>0,3067</b>	0,1183	0,1517	<b>0,1811</b>	0,1902	0,2187
2014.9	<b>0,4500</b>	<b>0,2754</b>	<b>0,4833</b>	0,2848	0,3184	<b>0,3602</b>	0,3416	0,3483
2014.10	<b>0,3800</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,5867</b>	0,5098	0,4752	<b>0,4971</b>	0,4626	0,4451
2014.11	<b>0,8100</b>	<b>0,4520</b>	<b>0,8167</b>	0,4530	0,4006	<b>0,3653</b>	0,3689	0,3461
2014.12	<b>0,6300</b>	<b>0,6969</b>	<b>0,8400</b>	0,7200	0,7308	<b>0,6759</b>	0,7002	0,6880
<b>Resultado</b>	<b>EQM</b>	<b>0,1000</b>	<b>0,0990</b>	0,0965	0,0938	<b>0,0873</b>	0,0922	0,0942

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos

#### 4.2 – Resultados dos Modelos autoregressivos de média móvel (ARMA)

De modo semelhante, nos Modelos ARMA (p, q), foram utilizadas até 6 defasagens para prever a taxa de inflação, sendo  $p = \{1,2,3...6\}$  o número de defasagens utilizadas da variável dependente IPCA utilizada como variável explicativa e  $q = \{1,2,3...6\}$  os componentes de média móvel defasados. Os resultados podem ser observados na tabela 5 abaixo.

Inicialmente, observa-se que, com exceção do modelo ARMA (5,5), todos os modelos ARMA empregados geraram previsões abaixo dos *benchmarks* adotados, confirmando o bom desempenho desses modelos no processo preditivo. O modelo ARMA (6,6) apresentou o menor EQM de previsão, na ordem de 7,4%, resultado 25,5% melhor do que a previsão do AR (1), 17,2% mais eficiente do que o prognóstico da *Naive* (3) e, ainda, um erro de previsão 14,6% menor do que o gerado pelo melhor modelo autoregressivo, AR (4).

Tabela 5: Resultados dos Modelos ARMA (p,q)

Previsão	IPCA	AR (1)	NAIVE (3)	ARMA (1,1)	ARMA (2,2)	ARMA (3,3)	ARMA (4,4)	ARMA (5,5)	ARMA (6,6)
2014.1	<b>0,4500</b>	<b>0,6627</b>	<b>0,5800</b>	0,6066	0,6219	0,5686	0,5637	0,6760	<b>0,5303</b>
2014.2	<b>0,1900</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,3633</b>	0,4719	0,4627	0,4764	0,4575	0,6247	<b>0,4970</b>
2014.3	<b>0,7000</b>	<b>0,3437</b>	<b>0,9700</b>	0,3373	0,3308	0,3422	0,3591	0,5330	<b>0,4642</b>
2014.4	<b>1,0800</b>	<b>0,6343</b>	<b>0,6967</b>	0,6963	0,7010	0,6605	0,6575	0,7250	<b>0,7126</b>
2014.5	<b>0,9500</b>	<b>0,8507</b>	<b>0,3200</b>	0,8544	0,8854	0,7918	0,8180	0,7538	<b>0,7793</b>
2014.6	<b>0,3500</b>	<b>0,7767</b>	<b>0,0167</b>	0,7334	0,7455	0,7051	0,6752	0,6101	<b>0,5882</b>
2014.7	<b>-0,1700</b>	<b>0,4349</b>	<b>0,3500</b>	0,3776	0,3741	0,3962	0,4070	0,4554	<b>0,3744</b>
2014.8	<b>0,0700</b>	<b>0,1386</b>	<b>0,3067</b>	0,1290	0,0976	0,1683	0,1414	0,3468	<b>0,1867</b>
2014.9	<b>0,4500</b>	<b>0,2754</b>	<b>0,4833</b>	0,3420	0,3302	0,3368	0,3704	0,5338	<b>0,4350</b>
2014.10	<b>0,3800</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,5867</b>	0,5349	0,5344	0,4890	0,4759	0,5012	<b>0,4632</b>
2014.11	<b>0,8100</b>	<b>0,4520</b>	<b>0,8167</b>	0,4441	0,4417	0,4135	0,4197	0,2811	<b>0,3663</b>
2014.12	<b>0,6300</b>	<b>0,6969</b>	<b>0,8400</b>	0,7414	0,7529	0,6928	0,6930	0,5682	<b>0,5809</b>
<b>Resultado</b>	<b>EQM</b>	<b>0,1000</b>	<b>0,0990</b>	0,0853	0,0859	0,0889	0,0844	0,1061	<b>0,0745</b>

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos. Foram testadas variações no ARMA(p,q) oscilando os valores de p e q; entretanto, não houve ganhos em termos de desempenho preditivo.

#### 4.3 – Resultados dos Modelos Vetoriais Autoregressivos (VAR)

Em moldes semelhantes, foram utilizadas até seis defasagens dos modelos VAR, com as variáveis inflação da região metropolitana de Fortaleza, taxa de crescimento da produção industrial (*proxy* para atividade econômica), taxa de crescimento da oferta monetária e a taxa de juros Over/Selic. Os resultados estão sintetizados na tabela 6.

Em termos gerais, vale destacar o bom desempenho dos modelos VAR para previsão, uma vez que cinco dos modelos empregados melhoraram consideravelmente as previsões oriundas do AR (1) e da *Naive* (3). O melhor desempenho preditivo foi observado no modelo VAR (4), que apresentou EQM de previsão da ordem de 7,9%, resultado 21% melhor do que o gerado pelo AR (1) e 20,1% mais eficiente do que o modelo *Naive* (3).

Tabela 6: Resultados dos Modelos VAR

Previsão	IPCA	AR	NAIVE	VAR(1)	VAR(2)	VAR(3)	VAR(4)	VAR(5)	VAR(6)
		(1)	(3)						
2014.1	<b>0,4500</b>	<b>0,6627</b>	<b>0,5800</b>	0,6703	0,6237	0,6204	<b>0,6647</b>	0,6834	0,6964
2014.2	<b>0,1900</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,3633</b>	0,3237	0,3178	0,3185	<b>0,2938</b>	0,3234	0,3335
2014.3	<b>0,7000</b>	<b>0,3437</b>	<b>0,9700</b>	0,2854	0,3306	0,3292	<b>0,3240</b>	0,2591	0,2590
2014.4	<b>1,0800</b>	<b>0,6343</b>	<b>0,6967</b>	0,5159	0,5959	0,6898	<b>0,6337</b>	0,6514	0,6852
2014.5	<b>0,9500</b>	<b>0,8507</b>	<b>0,3200</b>	0,7734	0,8330	0,8123	<b>0,8252</b>	0,7171	0,7202
2014.6	<b>0,3500</b>	<b>0,7767</b>	<b>0,0167</b>	0,7011	0,6722	0,7044	<b>0,6299</b>	0,5294	0,5245
2014.7	<b>-0,1700</b>	<b>0,4349</b>	<b>0,3500</b>	0,3824	0,3498	0,3924	<b>0,3429</b>	0,3175	0,3720
2014.8	<b>0,0700</b>	<b>0,1386</b>	<b>0,3067</b>	0,1158	0,0617	0,0845	<b>0,1147</b>	0,1444	0,1906
2014.9	<b>0,4500</b>	<b>0,2754</b>	<b>0,4833</b>	0,2481	0,2337	0,2856	<b>0,3242</b>	0,3157	0,3775
2014.10	<b>0,3800</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,5867</b>	0,4740	0,4738	0,4382	<b>0,4573</b>	0,5132	0,5232
2014.11	<b>0,8100</b>	<b>0,4520</b>	<b>0,8167</b>	0,3958	0,3672	0,3368	<b>0,4058</b>	0,4611	0,4278
2014.12	<b>0,6300</b>	<b>0,6969</b>	<b>0,8400</b>	0,6684	0,7065	0,7151	<b>0,7142</b>	0,7954	0,7942
<b>Resultado</b>	<b>EQM</b>	<b>0,1000</b>	<b>0,0990</b>	0,1034	0,0886	0,0882	<b>0,0791</b>	0,0804	0,0852

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos.

Além disso, esse desempenho foi 9,4% superior ao do melhor modelo autoregressivo, AR (4), mostrando-se mais eficiente do que a maioria dos modelos ARMA empregados, com exceção apenas do ARMA (6,6), que obteve um erro de previsão ainda 5,8% menor do que o do VAR (4). Resultados nessa direção também foram encontrados por autores como Rumler e Valderrama (2008), Arruda, Ferreira e Castelar (2011) e Lack (2006) que também destacam o bom desempenho dos modelos VAR frente aos processos ARMA para previsão da inflação.

#### 4.4 – Modelos da Curva de Phillips

Por fim, foram estimados até seis *lags* dos modelos da curva de Phillips para prover prognósticos sobre a inflação da região metropolitana de Fortaleza. Uma síntese das previsões e dos respectivos EQM de previsão pode ser observada na tabela 7.

Tabela 7: Resultados previsões dos modelos da Curva de Phillips

Previsão	IPCA	AR (1)	NAIVE (3)	CP (1)	CP (2)	CP (3)	CP (4)	CP (5)	CP (6)
2014.1	<b>0,4500</b>	<b>0,6627</b>	<b>0,5800</b>	0,6370	0,7928	0,7130	0,6858	<b>0,6310</b>	<b>0,6601</b>
2014.2	<b>0,1900</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,3633</b>	0,5286	0,4946	0,4822	0,4521	<b>0,4306</b>	<b>0,3968</b>
2014.3	<b>0,7000</b>	<b>0,3437</b>	<b>0,9700</b>	0,2908	0,3273	0,3530	0,4271	<b>0,4268</b>	<b>0,4461</b>
2014.4	<b>1,0800</b>	<b>0,6343</b>	<b>0,6967</b>	0,5610	0,5455	0,5595	0,5936	<b>0,6170</b>	<b>0,6088</b>
2014.5	<b>0,9500</b>	<b>0,8507</b>	<b>0,3200</b>	0,7984	0,7497	0,6884	0,7279	<b>0,6963</b>	<b>0,6846</b>
2014.6	<b>0,3500</b>	<b>0,7767</b>	<b>0,0167</b>	0,7424	0,6961	0,6654	0,5612	<b>0,6043</b>	<b>0,5843</b>
2014.7	<b>-0,1700</b>	<b>0,4349</b>	<b>0,3500</b>	0,3489	0,3423	0,3528	0,2981	<b>0,2408</b>	<b>0,2606</b>
2014.8	<b>0,0700</b>	<b>0,1386</b>	<b>0,3067</b>	0,1611	0,0456	0,0861	0,1051	<b>0,0985</b>	<b>0,0842</b>
2014.9	<b>0,4500</b>	<b>0,2754</b>	<b>0,4833</b>	0,2668	0,2793	0,3444	0,3717	<b>0,3562</b>	<b>0,3632</b>
2014.10	<b>0,3800</b>	<b>0,4918</b>	<b>0,5867</b>	0,6082	0,6097	0,5696	0,5677	<b>0,5427</b>	<b>0,5374</b>
2014.11	<b>0,8100</b>	<b>0,4520</b>	<b>0,8167</b>	0,4605	0,5554	0,4964	0,4766	<b>0,4604</b>	<b>0,4596</b>
2014.12	<b>0,6300</b>	<b>0,6969</b>	<b>0,8400</b>	0,7490	0,7776	0,7797	0,7090	<b>0,7221</b>	<b>0,7176</b>
<b>Resultado</b>	<b>EQM</b>	<b>0,1000</b>	<b>0,0990</b>	0,1052	0,1022	0,0963	0,0757	<b>0,0703</b>	<b>0,0705</b>

Fonte: Elaboração própria a partir de resultados obtidos.

Pode-se observar que, as previsões geradas pelos modelos da curva de Phillips, CP (5) e CP (6), apresentaram os menores erros de previsão entre todos os modelos empregados nesse estudo, 7,03% e 7,05%, respectivamente, corroborando que, mesmo para dados estaduais, a curva de Phillips ainda se mostra um mecanismo robusto para prover previsões eficientes para os processos inflacionários.

Em termos comparativos, observa-se que a CP (5) melhorou em cerca de 30% o desempenho do modelo AR (1), em 29% o resultado da *Naive* (3), em 19,5% a previsão do melhor modelo autoregressivo (AR (4)), em 5,6% o desempenho do ARMA (6,6) e em 11% a eficiência preditiva do modelo VAR (4). Portanto, a CP (5) apresentou os melhores prognósticos entre todos os modelos aqui empregados, todavia se faz necessário examinar se essa diferença de desempenho é estatisticamente significativa.

#### 4.5 – Comparando Previsões

Para concluir a análise, procedeu-se uma avaliação comparativa das previsões aqui geradas a partir do critério estatístico de Diebold e Mariano (1995) para atestar a significância estatística da diferença entre os erros de previsão dos melhores modelos. Portanto, comparar-se-á o EQM de previsão do modelo da curva de Phillips (CP(5)), que apresentou maior eficiência preditiva, com os melhores modelos em cada categoria, quais sejam, o AR (4), o ARMA (6,6), o VAR(4) e, ainda, a CP (6) que também apresentou melhor desempenho do que estes. Os resultados estão sintetizados na tabela abaixo.

Tabela 8: Teste comparativo de previsões

Previsões	CP (5)	AR(4)	CP (5)	ARMA (6,6)	CP (5)	VAR(4)	CP (5)	CP (6)
<b>EQM</b>	0,0703	0,0873	0,0703	0,0745	0,0703	0,0791	0,0703	0,0705
<b>D</b>	-0,016		-0,004		-0,008		-0,00024	
<b>S<sub>1</sub></b>	-2,132		-3,601		-2,223		-0,856	
<b>p-valor</b>	0,033		0,000		0,026		0,392	

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados obtidos

Os resultados do Teste confirmam que, de fato, a CP (5) gera previsões para a inflação da região metropolitana de Fortaleza com EQM estatisticamente inferior às obtidas pelos demais modelos empregados nesse estudo e, portanto, atesta que, mesmo para dados estaduais, a curva de Phillips se mostra um bom mecanismo para prever a inflação. E, ainda, ao comparar os dois melhores modelos da curva de Phillips, CP (5) e CP (6), não se pode rejeitar a hipótese nula de que esses modelos têm desempenho de previsão semelhante.

#### 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo se pautou na análise e seleção de um mecanismo robusto para gerar previsões para a inflação da região metropolitana de Fortaleza entre janeiro de 2014 e dezembro de 2014 utilizando técnicas *Naive*, modelos de séries temporais (ARMA, VAR) e modelos da curva de Phillips numa perspectiva estadual.

Em termos gerais, observa-se um bom desempenho dos modelos ARMA e VAR frente aos *benchmarks* adotados. O modelo ARMA (6,6) apresentou EQM de previsão na ordem de 7,4%, resultado 25,5% melhor do que o prognóstico do AR (1), 17,2% melhor do que a previsão *Naive* (3) e, ainda, um erro de previsão 14,6% menor do que o gerado pelo melhor modelo autoregressivo, o AR (4). Com desempenho semelhante, o modelo VAR (4)

aqui empregado obteve um EQM de 7,9%, melhorando em 21% o desempenho do AR (1) e em 20,1% a previsão do modelo *Naive* (3). Além disso, seu resultado ainda foi 9,4% superior ao do melhor modelo autoregressivo, AR (4).

Entretanto, apesar do bom desempenho dos modelos de séries temporais empregados, os dois melhores resultados foram obtidos por modelos da curva de Phillips numa perspectiva estadual, quais sejam, a CP (5) e a CP (6), com erros de previsão da ordem de 7,03% e 7,05%, respectivamente. O teste de Diebold e Mariano (1995) confirmou que a curva de Phillips, CP(5), apresentou um EQM de previsão estatisticamente menor do que o dos demais modelos.

Assim, conclui-se que a curva de Phillips ainda se mostra um mecanismo eficiente para produzir previsões de inflação com EQM de previsão reduzidos frente a modelos de séries temporais, mesmo numa análise estadual. Todavia, esse estudo pode ser ampliado para uma análise comparativa entre os modelos aqui empregados e suas versões não lineares, ou, ainda, para a realização desse exercício considerando efeitos de sazonalidade nos modelos empregados.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALENCAR, B.K. *Modelos de Previsão da Inflação: uma Análise Comparativa no Curto Prazo*. Dissertação - (mestrado em economia) – Programa de pós-graduação e pesquisa em administração e economia. IBMEC, Rio de Janeiro. 2006
- ARRUDA, E. F.; FERREIRA, R. T & CASTELAR, I. Modelos Lineares e não Lineares da Curva de Phillips para a Previsão da Taxa de inflação no Brasil. *Revista Brasileira de Economia*, v. 65, n. 3, p. 237-252, 2011.
- ARRUDA, E.F; OLIVEIRA, M.T. A; CASTELAR, I. *Ciclos Econômicos, Expectativas e Inflação: uma análise a partir da curva de Phillips Novo Keynesiana*. In: Encontro CAEN-EPGE de Políticas Públicas e Crescimento Econômico, n. 7., 2015, Fortaleza.
- ASCARI, G.; MARROCU, E. *Forecasting inflation: a comparison of linear Phillips curve models and nonlinear time series models*. Working paper centre for North Economic Research, University of Cagliari and Sassari, Sardinia, 2003.
- ATKENSON, A; OHANION, L.E. Phillips curves useful for forecasting inflation? Federal Reserve Bank of Minneapolis *Quarterly Review*, p 2-11, 2001
- BOX, G.; JENKINS, G. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco, 1978.
- CAIADO, J. Cointegração e causalidade entre as taxas de juro e a inflação em Portugal. *Gestin*, v.1, p 107-118. 2002.
- CALVO, G.A. Staggered prices in a utility-maximizing framework. *Journal of Monetary Economics*, v.12, n. 3, p. 383-98, 1983
- CECHETTI, G. S.; HOOPER, P.; KASMAN, C. B.; SCHOENHOLTZ, L. K.; WATSON, W. M. *Understanding the Evolving Inflation Process*. U.S. Monetary Policy Forum, 2007. Disponível em: [http://www.princeton.edu/~mwatson/papers/USMPF\\_Report\\_July\\_2007.pdf](http://www.princeton.edu/~mwatson/papers/USMPF_Report_July_2007.pdf). Acesso em 20 junh.2015.
- CORREA, A. S.; MINELLA, A. Nonlinear Mechanisms of the Exchange Rate Pass-Through: A Phillips Curve Model with Threshold for Brazil. *Revista Brasileira de Economia*, v. 64, n. 3, p. 231–243, 2010.
- DIEBOLD, F. X; MARIANO, R. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, v.13, p. 253-265, 1995.
- FRIEDMAN, M. The role of monetary policy. *American Economic Review*, v. 58, n. 1, p. 1-17, 1968.

- HAMILTON, J. D. *Time Series Analysis*. Princeton University Press, 1994.
- LACK, C. Forecasting Swiss inflation using VAR models. *Swiss National Bank Economic Studies*, v.2, 2006.
- LUCAS, Robert Jr., Expectations and the neutrality of money; *Journal of Economic Theory*, v. 4, n. 2, p. 103-124, Apr. 1972.
- MENDONÇA, M. J. C.; SACHSIDA, A.; MEDRANO, L. Inflação versus Desemprego: Novas Evidências para o Brasil. *Economia Aplicada*, v. 16, p. 475–500, 2012.
- MISHKIN, S. F. Inflation Dynamics. *International Finance*, v. 10 n .3, p. 317-334, 2007.
- PATTERSON, K. *An Introduction to Applied Econometrics*. New York Macmillan Press, 2001.
- PHELPS, E. S. Phillips curves, expectations of inflation and optimum unemployment over time. *Economica*, v. 34, n. 135, p 254-281, 1967.
- PHILLIPS, A. W. The relation between unemployment and the rate of change of money wage rates in the United Kingdom, 1861-1957. *Economica*, v. 25, n.100, p.283-299, 1958.
- PINDYCK, R.S; RUBIFIELD, D.L. *Microeconomia: Modelos e previsões* 5ª ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.
- RUMLER, F; VALDERRAMA, M.T. Comparing the new Keynesian Phillips curve with time series models forecast inflation. *Working paper series from oesterreichische National Bank*, n. 148, 2008.
- SACHSIDA, A. Inflação, Desemprego e Choques Cambiais: Uma Revisão da Literatura sobre a Curva de Phillips no Brasil. *Revista Brasileira de Economia*, v. 67, n. 4, p. 549-559, 2013.
- SIMS, C. A. Macroeconomics and Reality. *Econometric*. v. 48, n 1, p.1-48, 1980.
- \_\_\_\_\_ Are Forecasting Models Usable for Policy Analysis? *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, v. 10, nº 1, p. 2-16, 1986.
- STOCK, J.H., e WATSON, M.W. Evidence on Structural Instability in Macroeconomic Time Series Relations. *Journal of Business and Economic Statistics*, v.14, p. 11-29, 1996.
- \_\_\_\_\_ *Forecasting Inflation*. NBER Working Paper Series. 7023, 1999.
- \_\_\_\_\_ *Econometria*. São Paulo: Pearson, 2004.
- \_\_\_\_\_ Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast? *Journal of Money, Credit and Banking*, v.39, n.1, p. 3-33, 2007.
- TAYLOR, J. B. Aggregate Dynamics and Staggered Contracts. *Journal of Political Economy*, v. 88, p. 1–23, 1980
- WEST, K. D. Forecast evaluation. Elliot, G., Granger, C. W. J., & Timmermann, A., editors, *Handbook of Economic Forecasting*, p. 99–134. Elsevier. 2006.