UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ - UFC PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - CAEN MESTRADO DE ECONOMIA CRISTIANO DA SILVA SANTOS

NÚCLEO DA INFLAÇÃO NO BRASIL: UMA ABORDAGEM EMPÍRICA NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

CRISTIANO DA SILVA SANTOS

NÚCLEO DA INFLAÇÃO NO BRASIL: UMA ABORDAGEM EMPÍRICA NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia - CAEN da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de Concentração: Teoria Econômica.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Ivan de Melo Castelar.

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação Universidade Federal do Ceará Biblioteca de Pós Graduação em Economia - CAEN

S234n Santos, Cristiano da Silva

Núcleo da inflação no Brasil: uma abordagem empírica no domínio da frequência / Cristiano da Silva Santos. $\,-\,2012.$

45f. il. color., enc.; 30 cm.

Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Ceará, Programa de Pós Graduação em Economia, CAEN, Fortaleza, 2012.

Orientação: Prof. Dr. Luiz Ivan de Melo Castelar

1. Inflação 2. Previsão I. Título.

CDD 332.41

CRISTIANO DA SILVA SANTOS

NÚCLEO DA INFLAÇÃO NO BRASIL: UMA ABORDAGEM EMPÍRICA NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia - CAEN da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de Concentração: Teoria Econômica.

Aprovada em 20/06/2012

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Luiz Ivan de Melo Castelar (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Nicolino Trompieri Neto
Universidade de Fortaleza (Unifor)

Prof. Dr. Guilherme Diniz Irffi

Universidade Federal do Ceará (UFC)

AGRADECIMENTOS

A toda minha família que sempre esteve presente nos momentos mais difíceis, em particular meus pais e meu irmão.

Ao professor Ivan Castelar, que além de ter sido meu orientador, contribuiu consideravelmente para a conclusão deste trabalho. Aos professores Nicolino Trompieri e Guilherme Irffi, pelas sugestões pertinentes.

A Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico - FUNCAP, pelo apoio financeiro fornecendo bolsa de estudos durante todo o mestrado para dedicação integral ao curso.

Agradeço ainda todos os professores da pós-graduação e funcionários do CAEN que sempre estiveram à disposição para ajudar no que fosse necessário.

Finalmente, meus agradecimentos aos amigos que compuseram a maior turma de mestrado do CAEN: Anderson, Bruno, Carolina, Celina, Fabrício, Guilherme, Lucas Gurgel, Lucas Nobre, Pedro, Tiago, Rodolfo, Zilania e Weligton.

RESUMO

Este trabalho propõe uma nova medida de núcleo da inflação denominada núcleo sistemático e faz uma avaliação comparativa com os núcleos convencionais utilizados pelo Banco Central do Brasil. Para estimar o núcleo sistemático proposto neste trabalho é utilizado o método de decomposição em modos empíricos, que é capaz de separar ruído dos dados através da decomposição espectral e reconstrução parcial da série de inflação. A avaliação e comparação dos núcleos da inflação são realizadas por meio de testes econométricos e previsões fora da amostra. Os resultados empíricos apontam que os núcleos convencionais utilizados pelo Banco Central não contribuem para prever a inflação fora da amostra e não possuem todas as propriedades estatísticas desejáveis que para um núcleo. Já a nova medida de núcleo obtida neste trabalho contribuiu para prever a inflação fora da amostra e atendeu as propriedades estatísticas de ausência de viés, atrator da inflação e fracamente exógeno, possuindo, portanto, as características exigidas para uma medida ser útil aos objetivos da política monetária.

Palavras-chave: Núcleo da inflação. Decomposição em modos empíricos. Previsão.

ABSTRACT

This paper proposes a new measure of core inflation called systematic core and makes a

comparative evaluation with conventional cores used by the Central Bank of Brazil. To

estimate the systematic core is proposed in this paper used the method of decomposition

empirical methods, which is able to separate noise data by spectral decomposition and partial

reconstruction of the series of inflation. The evaluation and comparison of the cores of

inflation are performed by testing econometric predictions outside the sample. The empirical

results show that conventional cores used by the Central Bank does not contribute to forecast

inflation out of sample and not have all the desirable statistical properties for which a nucleus.

Already the new measure of core obtained in this work contributed to predict inflation out of

sample and answered the statistical properties of non-biased, attractor of inflation and weakly

exogenous, having therefore the characteristics required for a measure to be useful to policy

objectives monetary.

Keywords: Core Inflation. Empirical Mode Decomposition. Forecast.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	6
2 NÚCLEO DA INFLAÇÃO	8
3 PROBLEMA DE MENSURAR O NÚCLEO DA INFLAÇÃO	10
4 MEDIDAS DE NÚCLEO DA INFLAÇÃO	12
4.1 Medidas de Corte Transversal	12
4.2 Medidas de Séries Temporais	13
4.2.1 Domínio do Tempo	13
4.2.2 Domínio da Frequência	14
4.3 Uma Nova Medida de Núcleo da Inflação	15
5 METODOLOGIA	17
5.1 Análise Espectral em séries temporais	17
5.1.1 Método de Fourier	17
5.2 Decomposição em Modos Empíricos	20
5.3 Extração de ruído no domínio da frequência	24
5.4 Critérios de Avaliação	25
5.4.1 Capacidade Previsiva	27
6 RESULTADOS	29
6.1 Estimação do Núcleo da Inflação no Brasil	29
6.2 Avaliação dos núcleos da inflação	31
6.2.1 Condições Estatísticas	32
6.2.2 Previsão fora da amostra	34
7 CONCLUSÃO	40
DEFEDÊNCIAS	42

1 INTRODUÇÃO

A partir da década de 1980, o sistema de metas de inflação tem sido adotado por diversos países, entre eles o Brasil, para se atingir a estabilidade dos preços. Neste sistema, a política monetária atua para que a inflação medida em determinado período fique o mais próximo de uma meta previamente estabelecida. No entanto, a taxa de juros que é usada para manter a inflação de acordo com a meta provoca desemprego e perda no produto num horizonte de curto prazo, como é colocado pela hipótese da curva de Phillips.

É neste contexto do sistema de metas, que as medidas de núcleo da inflação se tornam importante, pois auxiliam os Bancos Centrais na tarefa de atingir a meta estabelecida com uma menor variabilidade da política monetária e, portanto, com um menor custo em termos do produto. Desta forma, as medidas de núcleo da inflação estão sempre presentes no discurso dos Bancos Centrais em diversos países¹, servindo como um instrumento auxiliar e um guia nas decisões sobre política monetária e para justificar as decisões tomadas para o público.

No entanto, apesar da ampla utilização do núcleo da inflação na formulação da política monetária, sua mensuração ainda é uma questão problemática. Primeiro não existe uma definição formal do que o núcleo da inflação deve mensurar, sendo que cada medida define o que irá mensurar com base no método utilizado para calcular o núcleo. Além disto, trabalhos recentes como Bermingham (2010) e Silva Filho e Figueiredo (2011) têm mostrado que as atuais medidas de núcleo não ajudam a prever a taxa de inflação. Bullard (2011) argumenta ainda que não existem evidências de que as medidas de núcleo possuem informações relevantes não encontradas em outras variáveis econômicas usadas para prever a inflação.

A partir dos problemas encontrados nas atuais medidas de núcleo da inflação, este estudo propõe uma nova medida de núcleo e faz uma avaliação comparativa com as medidas de núcleo usadas pelo BC. A inovação deste trabalho foi tratar o problema de mensurar o núcleo como um problema de identificação no qual a inflação observada através de um índice de preços é formada pelo núcleo da inflação mais um ruído branco. Nesta configuração, a metodologia de séries temporais no domínio da frequência conhecida como análise espectral se torna vantajosa, pois o problema de estimar o núcleo da inflação pode ser resolvido como

-

¹ ver Wynne (2008) para uma revisão sobre a utilização do núcleo da inflação pelos Bancos Centrais das principais economias.

um problema de extração de sinal, sendo o índice de preços o sinal de onde se deve extrair o núcleo.

Os resultados empíricos apontam que a medida de núcleo da inflação obtida neste trabalho apresenta desempenho superior às medidas de núcleo utilizadas pelo BC com relação ao poder preditivo fora da amostra.

Além desta introdução, este trabalho está organizado da seguinte forma: o capítulo 2 faz uma revisão da literatura sobre o desenvolvimento teórico do conceito de núcleo da inflação. No capítulo 3 é apresentado o problema de mensurar o núcleo e as abordagens existentes de resolução. O capítulo 4 expõe as principais medidas de núcleo e propõe uma nova medida. No capítulo 5 descreve-se a metodologia, apresentando a análise espectral e o método de decomposição em modos empíricos que são utilizados para estimar o núcleo da inflação. No capítulo 6 encontram-se os resultados da estimação do núcleo da inflação para o Brasil e os testes para avaliar as propriedades estatísticas e a capacidade previsiva. E por fim, o capítulo 7 apresenta as conclusões.

2 NÚCLEO DA INFLAÇÃO

Desde o surgimento do conceito de núcleo da inflação na literatura econômica, ele tem sido utilizado de diferentes formas dependendo da abordagem teórica adotada², demonstrando que não existe um conceito único e tampouco consenso sobre uma forma adequada para medir o núcleo da inflação.

Podem-se identificar duas abordagens teóricas principais na literatura, a primeira foi proposta por Eckstein (1981) e coloca que o núcleo é a parte da inflação que é causada por fatores inerciais, como as expectativas dos agentes. A segunda, originária dos monetaristas, coloca que o núcleo é a parte da inflação causada por fatores monetários, como a emissão de moeda.

Eckstein (1981) foi um dos primeiros a apresentar uma definição mais detalhada de núcleo da inflação. Ele define o núcleo da inflação como "a tendência de crescimento dos custos dos fatores de produção". Esses aumentos dos custos ocorreriam em função das expectativas de longo prazo dos agentes, que seriam o resultado da experiência anterior, criada pela história da demanda e da oferta.

Nesta abordagem, o principal argumento é que a taxa de inflação é formada pela soma de três principais componentes: o núcleo, a demanda e os choques de oferta. Ou seja:

$$\pi_t = c_t + d_t + s_t \tag{1}$$

onde π_t é a taxa de inflação, c_t é o núcleo da inflação associado com as expectativas de longo prazo dos agentes, d_t é a parcela relacionada com os efeitos da demanda, s_t é parcela ocasionada por choques de oferta.

Desta forma, Eckstein (1981) entende que o núcleo da inflação será a taxa de inflação que irá ocorrer quando a economia estiver no estado de equilíbrio de longo prazo, pois os choques decorrentes do lado da oferta s_t e o impacto da demanda d_t serão nulos. Assim, a núcleo da inflação é a inflação que ocorre quando a economia está no estado estacionário.

A estimativa de Eckstein (1981) do núcleo da inflação é obtida a partir de um grande modelo estrutural que inclui várias variáveis macroeconômicas, o que a torna de pouco interesse em termos práticos, pois se torna difícil de obtê-la quando há uma quantidade

-

² Ver Wynne (2008) sobre a origem e evolução do termo núcleo da inflação na literatura.

³ Eckstein (1981), p. 7, tradução própria.

limitada de dados disponíveis, além da incerteza na escolha de um modelo estrutural adequado para a economia.

Com a implantação do sistema de metas de inflação em diversos países, outra abordagem teórica foi desenvolvida, na qual o núcleo da inflação é definido como sendo a inflação monetária que é causada por desequilíbrios entre a oferta e demanda por moeda. Neste caso, o Banco Central, como condutor da política monetária, é o responsável por controlar a inflação monetária e o núcleo.

Os trabalhos de Bryan e Cecchetti (1994) e Morana (2004) se inserem nesta abordagem, pois define o núcleo como inflação monetária e utilizam a teoria quantitativa para estabelecer a relação entre a oferta de moeda e o nível de preços através da equação quantitativa da moeda:

$$MV = PY$$
 (2)

onde M é a oferta nominal de moeda, V é a velocidade das transações, P é o nível de preços, e Y é o produto real.

A teoria prevê que o nível de preços P da economia no estado estacionário de pleno emprego é determinado pela oferta nominal de moeda M, pois a velocidade das transações V e o produto real Y são constantes. Portanto, o núcleo, sendo a inflação no longo prazo, é determinado pelo crescimento da oferta nominal de moeda.

Embora exista uma relação entre oferta e demanda por moeda, e os preços dos bens e serviços, o mecanismo exato é complexo e há uma série de questões não esclarecidas, como quais as medidas adequadas para a base monetária ou quais fatores além da velocidade da moeda afetam a relação.

3 PROBLEMA DE MENSURAR O NÚCLEO DA INFLAÇÃO

Como o núcleo da inflação é derivado a partir de uma medida de inflação, é necessário compreender a relação entre estas medidas. Enquanto a inflação mensura as mudanças nos preços dos bens e serviços entre dois períodos, o núcleo da inflação mede apenas a parte das mudanças de preços que é "relevante" para as autoridades monetárias. Desta forma, dependo do que é considerado "relevante", pode-se definir o núcleo da inflação de diferentes maneiras.

Seguindo esta ideia, o problema de mensurar o núcleo da inflação é formalizado a partir da seguinte identidade:

$$\pi_{t} = \pi_{t}^{*} + u_{t} \tag{3}$$

onde, por definição, a inflação π_t medida no tempo t é igual ao núcleo π_t^* mais um componente $u_t = \pi_t - \pi_t^*$ que representa a diferença entre a inflação e o núcleo.

A partir da identidade descrita em (3), o problema de mensurar o núcleo da inflação é basicamente um problema de identificação. Desta forma, é necessário fazer alguma hipótese sobre o núcleo da inflação para identificá-lo a partir da inflação π_{t} . Esta hipótese é, portanto, baseada na escolha do que é "relevante" para a autoridade monetária.

Conforme Roger (1998) há duas hipóteses existentes que são geralmente usadas para identificar e estimar o núcleo da inflação: o núcleo como inflação persistente, e o núcleo como inflação generalizada.

A hipótese de núcleo como inflação generalizada propõe que a taxa de inflação é composta por um componente generalizado que afeta todos os preços da mesma forma, o núcleo, e um componente idiossincrático, que são alterações apenas nos preços relativos. Desta maneira, a identidade em (3) pode ser escrita como:

$$\pi_t = \pi_t^g + \sum_i \alpha_i \eta_{i,t} \tag{4}$$

onde π_t é a taxa de inflação no período t, π_t^g é o componente generalizado, comum a todos os preços, que representa o núcleo, $\eta_{i,t}$ é o componente idiossincrático, representando mudanças no preço relativo do produto i, α_i são os pesos de cada produto na cesta de produtos tal que $\sum \alpha_i = 1$.

Esta definição de núcleo se baseia na teoria quantitativa da moeda, segundo a qual a inflação no longo prazo não é afetada pelos preços relativos, mas somente por movimentos generalizados nos preços que é provocada pela expansão monetária. Sendo assim, o BC deve considerar o núcleo da inflação como sendo o componente generalizado, pois é esta a parte da inflação sobre a qual a política monetária é efetiva.

Já a segunda hipótese usada para estimar o núcleo é baseada na distinção entre a inflação persistente, que é entendida como o núcleo ou a tendência da inflação, e a inflação transitória, que representa choques temporários sobre os preços. Desta forma, a identidade em (3) pode ser expressa como:

$$\pi_t = \pi_t^p + V_t \tag{4}$$

onde π_t é a taxa de inflação no tempo t, π_t^p é o componente permanente e v_t é o componente transitório.

Como a política monetária tem um efeito defasado sobre os preços da economia, a distinção entre movimentos de preços persistentes e transitórios é importante, pois se o BC responde a um movimento temporário dos preços, pode-se ter uma variabilidade não desejada no crescimento do produto. Por outro lado, se o BC não responde a um aumento persistente dos preços logo no início, pode-se ter um aumento sustentado na inflação, o que requer um período mais prolongado com uma política monetária restritiva⁴.

Apesar persistência observada na inflação não possuir determinantes econômicos bem definidos, costuma-se relacionar o componente persistente como sendo as pressões da demanda agregada sobre a capacidade da economia, e o componente transitório como um resultado dos choques de oferta.

_

⁴ Ver Rich and Steindel (2007).

4 MEDIDAS DE NÚCLEO DA INFLAÇÃO

O objetivo desta seção é fazer uma breve apresentação das principais medidas de núcleo da inflação propostas na literatura econômica. Para facilitar a apresentação, as medidas são agrupadas de acordo com a forma como os dados são utilizados na estimação.

4.1 Medidas de Corte Transversal

As medidas de corte transversal do núcleo da inflação são obtidas a partir da aplicação de técnicas e modelos estatísticos sobre os dados da distribuição dos preços em cada período. Devido à simplicidade e facilidade na construção dessas medidas, elas são geralmente utilizadas pelos Bancos Centrais e disponibilizadas por órgãos estatísticos.

Inserem-se nesta abordagem os chamados núcleos por exclusão, que são as medidas mais tradicionais e simples construídas através da exclusão de alguns produtos de maior volatilidade do índice de preço, como alimentos e energia. Essas medidas se baseiam tanto na ideia de que os mercados destes bens são frequentemente atingidos por choques idiossincráticos quanto na ideia de que os movimentos destes preços refletem choques temporários sobre a taxa de inflação⁵.

As principais críticas feitas às medidas por exclusão são a falta de um critério claro que oriente a escolha dos produtos que devem ser excluídos, e a perda de informações relevantes para o núcleo.

Outra medida que também se insere nesta abordagem é o núcleo por médias aparadas, proposto por Bryan e Cecchetti (1994) e que é calculado pela média da distribuição de corte transversal dos preços após a remoção de uma determinada porcentagem escolhida das caudas da distribuição.

Esta medida se baseia na definição de núcleo como inflação generalizada e procura identificar a média dos preços como uma estimativa do componente comum. Como a média aritmética não é um estimador eficiente na presença de variações extremas, é utilizado estimador de influência limitada que atribui pouco ou nenhum peso aos itens com valores extremos, como é o caso das médias aparadas⁶.

⁵ Ver Hogan, Johnsin e Laflèche (2001) para uma discussão mais detalhada das medidas por exclusão.

⁶ Shiratsuka (1997) apresenta uma discussão detalhada sobre os estimadores de influência limitada.

Roger (1998) aponta que os principais problemas das medidas de influência limitada são que elas tendem a apresentar um viés sistemático em relação à taxa inflação e não fazem a distinção entre distúrbios persistentes e transitórios.

Os estudos aplicados para estimar o núcleo da inflação no Brasil por meio de medidas de corte transversal são encontrados em Picchetti e Toledo (2000) e Barros e Schechtman (2001), que propõem medidas de médias aparadas para estimar o núcleo da inflação. Fiorencio e Moreira (2002) elaboram um estimador que combina os métodos de médias aparadas e de alisamento exponencial para definir uma medida de núcleo da inflação para o índice de preço IPCA. Comparações das medidas de núcleo são feitas por Silva Filho e Figueiredo (2011) que avaliam as medidas por exclusão e médias aparadas calculadas pelo Banco Central do Brasil não ajudam a prever a inflação.

4.2 Medidas de Séries Temporais

Diferente das medidas de corte transversal, as medidas de séries temporais utilizam técnicas e modelos estatísticos sobre dados das séries de preços. Estas medidas são mais elaboradas e procuram capturar o componente persistente da inflação através da eliminação dos choques temporários.

No contexto de séries temporais, o problema de medir o núcleo da inflação é visto de duas maneiras equivalentes: no domínio do tempo, como um problema de decompor séries econômicas em componente permanente e transitório, e no domínio da frequência, como um problema de separar os componentes de baixa e alta frequência.

4.2.1 Domínio do Tempo

Um dos principais trabalhos que abordam o problema de estimação do núcleo no domínio do tempo é o de Quah e Vahey (1995), que propõe uma medida de núcleo da inflação baseada na estimação de um vetor auto-regressivo estrutural (SVAR), com duas variáveis, a taxa de inflação e produto agregado.

Quah e Vahey (1995) definem o núcleo da inflação como o componente que no longo prazo não tem impacto sobre o produto real e utilizam esta definição como restrição de longo prazo para identificar os componentes permanente e transitório por meio da decomposição proposta por Blanchard e Quah (1989). Assim, Quah e Vahey (1995) adotam

implicitamente a hipótese de núcleo como inflação persistente ao estimar o componente permanente da inflação a partir do SVAR como sendo o núcleo da inflação.

Blix (1997) seguindo a mesma hipótese do núcleo como inflação persistente, estende o trabalho de Quah e Vahey (1995) para um modelo com variáveis não estacionárias e cointegradas. Para identificar o componente permanente nesta nova configuração, Blix (1997) utiliza o modelo de tendências comuns baseado em Stock e Watson (1988) e King et. al. (1991), o qual permitir, a partir da existência de relações de cointegração, decompor as variáveis do modelo num componente não estacionário (choques permanentes) e em um componente estacionário (choques transitórios).

Entre os estudos aplicados ao Brasil, Picchetti e Kanczuk (2001) calculam a medida proposta por Quah e Vahey (1995) e encontram que o núcleo estimado dessa maneira elimina os principais choques de oferta de curto prazo identificados pelo Banco Central do Brasil. Trompieri Neto, Castelar e Linhares (2011) utilizam o modelo de tendências comuns para estimar o núcleo e mostram que essa medida é sem viés e que se comporta como um indicador antecedente da inflação, além de apresentar melhor desempenho na previsão da inflação em comparação as medidas de núcleo por exclusão e médias aparadas calculadas pelo BC.

4.2.2 Domínio da Frequência

A estimação do núcleo da inflação no domínio da frequência é justificada da seguinte forma, os choques transitórios, que estão relacionados aos componentes oscilatórios de alta frequência, devem ser removidos para que se obtenham os choques persistentes, que são associados à baixa frequência. Assim, o núcleo é geralmente estimado pela remoção dos componentes oscilatórios de alta frequência da série de inflação.

Entre os trabalhos que seguem esta abordagem se destaca o de Cogley (2002) que propõe uma simples medida utilizando um filtro de frequência passa-baixo que permite a passagem da baixa frequência (inflação permanente) e atenua a alta frequência (inflação transitória) da série de inflação.

Cogley (2002) aponta que a medida obtida com seu filtro não se altera com a inclusão de novos dados, diferente das medidas obtidas por outros filtros tradicionais, como o proposto por Hodrick e Prescott (1997). De maneira geral, as medidas obtidas por filtros passa-baixo são mais efetivas na eliminação de distúrbios transitórios do que os estimadores

de influência limitada. No entanto, não há um critério bem estabelecido para a escolha do parâmetro de suavização utilizado nos filtros.

Cotter e Dowd (2006) utilizam o método de análise de ondeletas para estimar o núcleo da inflação no domínio da frequência e mostram que a medida proposta por eles tem melhor desempenho do que as medidas tradicionais de exclusão e influência limitada. Baqaee (2010) expande a análise feita por Cotter e Dowd (2006) e ameniza os problemas com a escolha do tipo de ondeleta e a sensibilidade da estimação às condições iniciais, estimando um núcleo mais consistente, mas que apresenta ainda distorções próximas do fim da amostra.

4.3 Uma Nova Medida de Núcleo da Inflação

As principais medidas de núcleo propostas na literatura adotam, de maneira explícita ou implícita, as hipóteses de inflação generalizada e persistente para tentarem identificar e estimar o núcleo da inflação. No entanto, definir o que é generalizado e o que é persistente ainda é uma questão arbitrária, e cada autor utiliza uma definição diferente na construção das medidas de núcleo.

Reescrevendo a identidade descrita pela equação (3), tem-se que a inflação π_t é formada pelo núcleo π_t^* que representa a inflação considerada relevante e uma diferença u_t que representa a parte irrelevante da inflação para o BC.

$$\pi_t = \pi_t^* + u_t \tag{3}$$

onde $u_t = \pi_t - \pi_t^*$

Para identificar o núcleo π_t^* a partir da inflação observada π_t , é feita a hipótese de que o componente u_t é um ruído branco. Esta é a hipótese principal do trabalho e foi escolhida pelo fato do ruído branco ser um modelo estatístico simples e por não ser correlacionado com a inflação passada e nem futura, que o torna irrelevante para o BC.

Desta forma, o núcleo é o movimento de preços significante, chamado de inflação sistemática, que é toda mudança nos preços que não pode ser atribuída a um ruído branco. Nesta configuração a identidade em (5) pode ser colocado da seguinte forma:

$$\pi_t = \pi_t^{sist} + \varepsilon_t \tag{5}$$

onde π_t é a taxa de inflação no tempo t, π_t^{sist} é o componente sistemático que representa o núcleo e ε_t é assumido ser um ruído branco independente do componente sistemático.

A vantagem da hipótese de núcleo como inflação sistemática é que a eliminação do ruído branco diminui a incerteza do BC sobre a inflação corrente e futura, o que permite adotar uma política monetária mais eficiente ao gerar uma menor variabilidade no produto e na inflação⁷.

-

⁷ Orphanides (2003) mostra, por meio de um modelo para a economia dos EUA, que quando não se considera o ruído ou a informação ruidosa dos dados, se produz regras de política monetária ineficientes.

5 METODOLOGIA

Neste capítulo apresenta-se a metodologia utilizada para estimar o núcleo da inflação proposto neste trabalho. Primeiro é apresentada a análise espectral que estuda as séries temporais no domínio da frequência por meio do método de representação espectral de Fourier. Depois é apresentada a decomposição em modos empíricos (EMD), um método de representação espectral mais geral que permite decompor séries temporais em diferentes componentes oscilatórios.

5.1 Análise Espectral em séries temporais

A análise espectral como técnica estatística estuda as séries temporais representadas no domínio da frequência e é uma forma de análise complementar à análise utilizada no domínio do tempo.

A diferença entre estas duas abordagens é que no domínio do tempo busca-se compreender a evolução e o comportamento de uma série na dimensão temporal através da autocorrelação, já no domínio da frequência a série é decomposta num conjunto de funções mais simples cujas propriedades facilitam a análise e resolução de problemas que seriam difíceis de resolver no domínio do tempo.

De maneira geral, a análise espectral se baseia num procedimento que decompõe a variabilidade de uma série temporal em um conjunto de funções oscilatórias definidas sobre frequências, sendo possível identificar padrões periódicos por meio das frequências associadas a uma determinada série.

Neste trabalho apresenta-se o método de Fourier para motivar e esclarecer a interpretação espectral que é dada ao método de decomposição em modos empíricos (EMD).

5.1.1 Método de Fourier

A representação espectral de Fourier decompõe uma série temporal em um conjunto de funções seno e cosseno, e associa a cada uma dessas funções, uma parte da variância total da série.

Antes de apresentar o teorema da representação espectral, que é uma das principais ferramentas analíticas da análise espectral de Fourier, se faz necessário esclarecer os conceitos de processo estocástico e estacionariedade no contexto de séries temporais.

Considerando que uma série temporal é um conjunto de dados variando no tempo onde cada observação x_t é registrada em um tempo específico t, a modelagem econométrica supõe que cada observação x_t é uma realização de uma variável aleatória X_t para permitir algum grau de incerteza.

Assim, uma série temporal $\{x_t\}_{t\in\mathcal{T}}$ é então a realização de diferentes variáveis aleatórias $\{X_t\}_{t\in\mathcal{T}}$, onde \mathcal{T} é um conjunto de índice representando o tempo. Desta maneira, as séries temporais são modeladas como uma realização de um processo estocástico onde há sempre algum grau de indeterminação na ocorrência futura de cada observação que é descrita por distribuições de probabilidade.

Formalmente, um processo estocástico é definido como uma coleção $\{X_t\}_{t\in\mathcal{T}}$ de variáveis aleatórias X_t definidas sobre um espaço de probabilidade (Ω,\mathcal{F},P) onde \mathcal{T} é um conjunto de índice. Ou seja, um processo estocástico é um modelo que descreve a estrutura probabilística que gera a sequência de observações x_t no decorrer do tempo.

Quando se estuda processos estocásticos, a condição de estacionariedade é uma condição bastante utilizada para facilitar a construção de modelos teóricos e a inferência em aplicações empíricas, pois garante que a estrutura do processo é independente do tempo. A principal definição de estacionariedade usada é a chamada estacionariedade fraca ou estacionariedade em covariância, o que significa que a média do processo é constante no tempo e a função de autocovariância dependente apenas da distância entre os períodos (defasagem).

Como geralmente tem-se apenas uma amostra para um mesmo processo estocástico num mesmo período de tempo, a condição de estacionariedade fraca é um prérequisito fundamental para se obter estimativas da média e da função de autocovariância a partir dos dados da série.

Com base nos conceitos acima, o teorema da representação espectral garante que para qualquer processo estocástico X_t fracamente estacionário com média zero existe

processos estocásticos ortogonais $dU(\lambda)$ e $dV(\lambda)$, tal que X_t pode ser representado da seguinte forma⁸:

$$X_{t} = \int_{0}^{\frac{1}{2}} \cos(2\pi\lambda t) dU(\lambda) + \int_{0}^{\frac{1}{2}} \sin(2\pi\lambda t) dV(\lambda)$$
 (6)

onde $dU(\lambda)$ e $dV(\lambda)$ são processos estocásticos com incrementos ortogonais definidos como $dU(\lambda) = U(\lambda + d\lambda) - U(\lambda)$ e $dV(\lambda) = V(\lambda + d\lambda) - V(\lambda)$ para $\lambda \in [0, 1/2)$, e $dU(\lambda) = dV(\lambda) = 0$ para $\lambda = 1/2$.

A principal vantagem em representar uma série temporal no domínio da frequência é que o processo estocástico que gerou a série pode ser representado como uma combinação linear de processos estocásticos mais simples cujas propriedades podem-se facilmente estudar para se obter informações do processo mais complexo que está sendo representado. As propriedades dos processos $dU(\lambda)$ e $dV(\lambda)$ definidos acima são:

$$E[dU(\lambda)] = E[dV(\lambda)] = 0, \forall \lambda$$
 (média zero) (7)

$$E[dU(\lambda)^2] = E[dV(\lambda)^2] = 2dF(\lambda), \forall \lambda \qquad \text{(variância comum)}$$
 (8)

$$E[dU(\lambda)dU(\lambda')] = E[dV(\lambda)dV(\lambda')] = 0, \forall \lambda \neq \lambda'$$
 (incrementos ortogonais) (9)

$$E[dU(\lambda)dV(\lambda')] = 0, \forall \lambda e \lambda'$$
 (não correlacionados) (10)

A função distribuição espectral $F(\lambda)$ em (8) descreve como a variância de uma série temporal é distribuída em relação à frequência. Assumindo a função distribuição espectral é contínua, tem-se que $dF(\lambda) = f(\lambda)d\lambda$.

A função $f(\lambda)$ é denominada função densidade espectral ou espectro, e define a proporção da variância total da série que pode ser atribuída às oscilações na frequência λ . Assim, a função densidade espectral é utilizada para identificar movimentos cíclicos nos dados em uma determinada frequência ou período.

Com as propriedades dos processos $dU(\lambda)$ e $dU(\lambda)$ colocadas acima, pode-se mostrar a relação entre a função densidade espectral $f(\lambda)$ e função de autocovariância $\gamma(\tau)$, a qual é conhecida como teorema de Wiener-Khintchine⁹, que estabelece que:

-

⁸ Para uma demonstração do teorema, ver Koopmans (1974) e Priestley (1981).

⁹ Veja seção 4.8.2 de Priestley (1981) para uma demonstração do teorema.

$$\gamma(\tau) = \int_0^{\pi} \cos(\tau \lambda) f(\lambda) d\lambda \tag{11}$$

$$f(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \gamma(0) + 2\sum_{\tau=1}^{\infty} \gamma(\tau) \cos(\lambda \tau) \right\}$$
 (12)

Ou seja, a função de autocovariância em (11) pode ser obtidas por meio da Transformada de Fourier da função densidade espectral, e reciprocamente, a função densidade espectral em (12) é a transformada de Fourier da função de autocovariância. Esse último resultado é utilizados para obter um estimador para a função densidade espectral a partir da função de autocovariância de X_t .

5.2 Decomposição em Modos Empíricos

Apesar da análise espectral de Fourier apresentada na seção 5.1.1 ser uma ferramenta com alto poder descritivo que permite a quantificação e a extração de padrões periódicos em séries temporais, seus resultados dependem fortemente do pressuposto básico da série temporal ser produzida por um processo estocástico fracamente estacionário.

Devido a essa restrição do método de Fourier, Huang et. al. (1998) desenvolveram o método conhecido como decomposição em modos empíricos (*empirical mode decomposition* - EMD), que permite representar qualquer série temporal em componentes intrínsecos baseado apenas nas propriedades observadas dos dados.

O EMD é um método intuitivo, empírico, adaptativo e aplicável a processos não lineares e não estacionários. A principal capacidade do EMD é representar uma série temporal como a soma finita de componentes aproximadamente periódicos e independentes baseandose apenas nas características observada dos dados, sem necessitar do pressuposto de que a série é linear ou estacionária.

O método EMD assume que qualquer série temporal é formada pela sobreposição de diferentes componentes oscilatórios e utiliza apenas a distância entre máximos e mínimos locais da série para extrair as funções de modo intrínseco (IMFs).

As funções de modo intrínseco (IMF) são funções extraídas diretamente dos dados e representam os componentes oscilatórios da série temporal. Segundo Huang et. al. (1998), uma IMF deve satisfazer duas condições:

- (i) No conjunto de dados, o número de extremos e o número de passagens por zero devem ser igual ou diferente, no máximo, por um.
- (ii) Em qualquer ponto, o valor médio dos envelopes definidos pelos máximos locais e pelos mínimos locais é zero.

Outra definição equivalente é encontrada em Drakakis (2008) que formaliza o conceito de IMF e mostra que as IMFs são generalizações de funções senos e cossenos. Ele define uma IMF como uma função $f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ que atende as seguintes condições:

- (i) É contínua;
- (ii) Tem máximos estritamente positivos e mínimos estritamente negativos;
- (iii) Dentro de qualquer intervalo finito $I \subset \mathbb{R}$ o número de máximos e o número de mínimos diferem, no máximo, por um.

Uma característica da IMF é que ela captura a periodicidade intrínseca dos dados por meio do intervalo de tempo entre sucessivas alternâncias de máximos e mínimos locais (extremos), e, portanto é totalmente local e adaptável.

Na prática, o método EMD é realizado por meio do algoritmo de seleção (*sifting*) que atua sobre os dados de uma série temporal x_t da seguinte forma:

- Identifica todos os máximos e mínimos locais, ou seja, os extremos da série x_t (figura 1 (a));
- 2. Executa uma interpolação cúbica destes pontos para gerar um envelope superior, u_t , e um envelope inferior, l_t (figura 1 (b));
- 3. Computa a média dos envelopes superiores e inferiores, $m_t = (u_t + l_t)/2$, obtendo um componente de menor frequência que a série original (figura 1 (c));
- 4. Subtrai m_t da série de dados x_t , e então se obtêm um componente oscilatório h_t (figura 1 (d));
- 5. Verifica se o componente oscilatório h_t , cumpre os critérios para uma IMF:
 - 5.1 Se não, repete o processo de seleção usando h_t em lugar de x_t ;
 - 5.2 Se sim, então torna h_t uma nova IMF, substitui x_t pelo resíduo parcial $r_t = x_t h_t$ e repete o processo de seleção a partir de 1.

O resíduo final será uma constante, uma tendência monotônica ou uma flutuação com um ciclo mais longo que o período de registro dos dados (≤3 extremos).

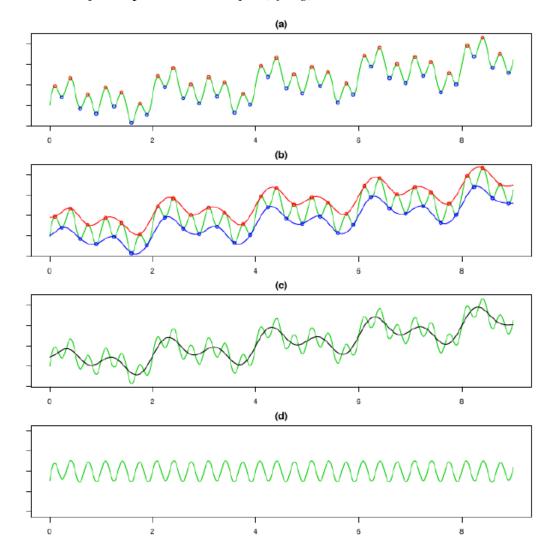


Figura 1 - Ilustração do processo de seleção (sifting)

Fonte: Adaptado de Kim e Oh (2009). (a) identificação dos pontos de máximo e mínimo local. (b) construção dos envelopes superior e inferior. (c) média do envelopes. (d) diferença entre a média do envelope e a série original.

Desta forma, o algoritmo de seleção funciona extraindo o componente oscilatório de maior frequência local nos dados e deixa o restante como um resíduo parcial. A aplicação sucessiva do algoritmo sobre a sequência dos resíduos parciais decompõe completamente a série temporal x_t em conjunto de IMF mais um resíduo, sendo representada da seguinte forma:

$$x_{t} = \sum_{i=1}^{k} c_{i}(t) + r(t)$$
 (13)

onde $c_i(t)$ são as funções de modo intrínseco (IMFs), $r(t) = x_t - \sum_{i=1}^k c_i(t)$ é o resíduo, e k é o número de IMFs extraídas.

Wu e Huang (2009) propõem um aperfeiçoamento no método EMD chamado de decomposição em modos empírico conjuntos (ensemble empirical mode decomposition - EEMD), em que basicamente é o método EMD aplicado diversas vezes aos dados somados a um ruído branco. Como o ruído branco contém todas as frequências igualmente distribuídas, sua adição permite uma melhor separação dos ciclos entre as diferentes IMFs, evitando o problema de "modos mistos" que é a presença de oscilações de frequência muito diferente em uma mesma IMF, ou a presença de oscilações com frequência muito semelhante em diferentes IMFs. O procedimento do EEMD é o seguinte:

- 1. Adiciona-se um ruído branco a série temporal;
- 2. Decompõe-se a série com o ruído branco adicionado através do método EMD;
- Repete-se 1 e 2 interativamente com diferentes realizações do ruído branco e obtêm-se as médias conjuntas das correspondentes IMFs em cada decomposição como resultado final.

O efeito da adição do ruído branco é anulado quando se toma a média conjunta, assim, ele passa a ser apenas um componente auxiliar para separar as oscilações presentes na série temporal e minimizar a presença de modos mistos. Outra vantagem do EEMD é que gera resultados mais robustos do que o método EMD, no sentido de que o resultado é menos sensível às mudanças no tamanho dos dados e nos parâmetros de cálculo do algoritmo.

Mais recentemente Torres et. al. (2011) apresentaram um algoritmo mais eficiente em termos numéricos para executar EEMD, o qual será utilizado neste trabalho. A aplicação do método EEMD por este algoritmo possibilita representar uma série temporal x_t da seguinte maneira:

$$x_t = \sum_{i=1}^k \tilde{c}_i(t) + \tilde{r}(t) \tag{14}$$

onde $\tilde{c}_i(t)$ são as funções de modo intrínseco robusta, $\tilde{r}(t) = x_t - \sum_{i=1}^k \tilde{c}_i(t)$ é o resíduo robusto e k é o número de IMFs robustas extraídas.

Apesar dos métodos EMD e EEMD serem totalmente empíricos, sem uma forma analítica bem definida, eles têm mostrado resultados satisfatórios em diversas aplicações práticas. Por exemplo, Zhang et. al. (2008) utilizam o EEMD para decompor séries de preço do petróleo bruto e analisar o efeito de eventos significantes sobre a variabilidade e formação do preço.

5.3 Extração de ruído no domínio da frequência

Para estimar o núcleo, considere a equação (5) em que a série da inflação observada π_t é representada como a soma de dois componentes não observáveis, o núcleo da inflação π_t^{sist} , e um ruído branco ε_t :

$$\pi_{t} = \pi_{t}^{sist} + \mathcal{E}_{t}$$

O objetivo é encontrar uma aproximação $\hat{\pi}_{t}^{sist}$ para π_{t}^{sist} a partir da eliminação ou atenuação do ruído branco na série de inflação observada. Para realizar esta tarefa, a série de inflação é representada no domínio da frequência por meio do método EMD.

Como mostra Flandrin, Gonçalvès e Rilling (2004), o método EMD possui a capacidade de concentrar o ruído dos dados nas primeiras IMFs. Essa capacidade do EMD tem sido utilizada para a remoção de ruído (*denoising*) em diversas aplicações, como relata Tsolis e Xenos (2011).

Aplicando o método EEMD sobre a série de inflação π_t tem-se a seguinte representação espectral no domínio da frequência:

$$\pi_{t} = \sum_{i=1}^{K} \tilde{c}_{i}(t) + r(t)$$
 (15)

onde $\tilde{c}_i(t)$ são as IMFs e r(t) é o resíduo depois que as K IMFs são extraídas.

A representação espectral em (15) permite a reconstrução total da série π_t usando as IMFs e o resíduo. Sabendo que o método EMD aloca a maior parte do ruído nas primeiras IMFs, um processo de reconstrução parcial no qual as d primeiras IMFs são excluídas pode ser utilizado para remover o ruído e obter o núcleo:

$$\pi_t^* = \sum_{i=d+1}^K \tilde{c}_i(t) + r(t)$$
 (16)

onde d, $1 \le d \le K$, é o número de IMFs que são excluídas para remover o ruído.

Como o método EMD não garante uma separação completa do ruído e da informação sobre o núcleo, já que uma mesma IMF pode conter tanto o ruído como informação, o problema se resume em identificar um valor de d em que a eliminação do ruído compensa a perda de informação.

Neste trabalho, calcula-se o núcleo da inflação em (16) com diferentes valores de d, obtendo-se núcleos com diferentes níveis de ruído e informação. Entre estes núcleos, verifica-se qual é o que mais se ajusta as características que são esperadas de um núcleo, e escolhe-se o valor de d que corresponde ao núcleo de melhor ajuste. Para isto é preciso definir critérios objetivos de avaliação.

5.4 Critérios de Avaliação

Devido ao grande número de medidas de núcleo da inflação e da falta de consenso sobre a mais adequada, é necessário estabelecer critérios bem definidos que uma medida de núcleo deve atender para que seja útil à política monetária. Este trabalho utiliza como critérios de avaliação as três condições estatísticas bem estabelecidas e discutidas nos trabalhos de Marques, Neves e Silva (2002), Marques, Neves e Sarmento (2003) e Ribba (2003), e a capacidade previsiva das medidas de núcleo fora da amostra.

Por definição, a inflação π_t , é formada pelo núcleo π_t^* , e por um componente que representa a diferença entre a inflação e o núcleo $u_t = \pi_t - \pi_t^*$:

$$\pi_t = \pi_t^* + u_t \tag{3}$$

A partir da definição acima, Marques, Neves e Sarmento (2003) e Ribba (2003) estabelecem as três condições estatísticas que uma medida de núcleo da inflação deve atender para que seja útil:

- (i) a série u_t gerada pelo núcleo π_t^* deve ser estacionária com média zero;
- (ii) π_t^* é um atrator para π_t no longo prazo: há um mecanismo de correção de erro para π_t dado por $u_t = (\pi_t \pi_t^*)$, ou seja, $\gamma \neq 0$ em:

$$\Delta\pi_{t} = \sum_{j=1}^{m} lpha_{j} \Delta\pi_{t-j} + \sum_{j=1}^{n} eta_{j} \Delta\pi_{t-j}^{*} - \gamma(\pi_{t-1} - \pi_{t-1}^{*}) + oldsymbol{arepsilon}_{1t}$$

(iii) π_t^* é fracamente exógeno: π_t^* não reponde aos desvios do mecanismo de correção de erro, dado por $u_t = (\pi_t - \pi_t^*)$, ou seja, $\lambda = 0$ em:

$$\Delta \pi_t^* = \sum_{j=1}^k \delta_s \Delta \pi_{t-j}^* + \sum_{j=1}^k \theta_j \Delta \pi_{t-j} - \lambda (\pi_{t-1} - \pi_{t-1}^*) + \varepsilon_{2t}$$

A condição (i) implica que a medida do núcleo não possui viés, ou seja, no longo prazo a média do núcleo será igual à média da inflação, o que pode ser visto tomando a esperança incondicional da equação (3). Caso a inflação seja estacionária, esta condição é verificada se o núcleo π_t^* satisfaz a restrição $\alpha=0$ e $\beta=1$ na regressão $\pi_t=\alpha+\beta\pi_t^*+e_t$.

Conforme observa Freeman (1998), caso a inflação seja não estacionária e integrada de ordem d, o que significa que ela deve ser diferenciada d vezes para se torna uma série estacionária, o núcleo será também integrado de ordem d, dado a exigência feita sobre u_t . Neste caso, a condição (i) implica também que a inflação e núcleo devem ser séries cointegradas, conforme a definição de Engle e Granger (1987).

A condição (ii) significa que existe um mecanismo de correção de erro que assegura que no longo prazo π_t irá convergir para π_t^* . Essa propriedade é útil para uma medida de núcleo, pois garante que quando a inflação estiver acima (abaixo) do núcleo, existe uma razão para se esperar que em um determinado período, a inflação π_t irá diminuir (aumentar) e convergir para o núcleo π_t^* .

E por fim a condição (iii) garante que o núcleo não se ajusta ao equilíbrio de longo prazo, de forma que o núcleo não é sensível aos valores de u_t . Neste caso, com as condições (ii) e (iii) tem-se uma relação de causalidade de longo prazo unidirecional que permite antecipar a trajetória futura de π_t utilizando-se π_t^* , conforme mostra Ribba (2003). Marques, Neves e Silva (2002) e Marques, Neves e Sarmento (2003) ainda exigem que $\theta_1 = \dots = \theta_k = 0$ na condição (iii), no entanto, Ribba (2003) mostra que esta exigência adicional não é necessária e limita a dinâmica do núcleo.

Como mostra Keele e Boef (2004), o mecanismo de correção de erros não é de uso exclusivo para séries não estacionárias, podendo ser derivado a partir de um modelo autoregressivo de defasagem distribuída para séries estacionárias.

5.4.1 Capacidade Previsiva

Além de atender as condições colocadas por Marques, Neves e Sarmento (2003), uma medida de núcleo da inflação deve ajudar na previsão da inflação num horizonte de médio prazo para ser útil aos formuladores da política monetária e ao público em geral.

Assim, uma forma prática de verificar a capacidade previsiva das medidas de núcleo da inflação é através de previsões fora da amostra, utilizando um procedimento semelhante ao adotado por Bihan e Sédillot (2000).

O objetivo da previsão fora da amostra é comparar se há diferença significativa entre as previsões de dois tipos de modelos; os que utilizam a inflação passada e o núcleo, e os que usam apenas a inflação passada.

No caso em que a inflação é prevista com dados da inflação passada e do núcleo, é utilizado como modelo de previsão um vetor auto-regressivo (VAR) bivariado que inclui a taxa de inflação e uma das medidas de núcleo. Assim, para cada núcleo da inflação é estimado um VAR da forma:

$$\begin{bmatrix} \pi_{t} \\ \pi_{t}^{*} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{1} \\ c_{2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}^{(1)} & \phi_{12}^{(1)} \\ \phi_{21}^{(1)} & \phi_{22}^{(1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \pi_{t-1} \\ \pi_{t-1}^{*} \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} \phi_{11}^{(p)} & \phi_{12}^{(p)} \\ \phi_{21}^{(p)} & \phi_{22}^{(p)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \pi_{t-p} \\ \pi_{t-p}^{*} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \end{bmatrix}$$

$$(17)$$

onde π_t e π_t^* representa a série de inflação e a medida de núcleo respectivamente, c_1 e c_2 são constantes, $\phi_{ij}^{(l)}$ são os parâmetros que descrevem como π_t e π_t^* se comportam no decorrer do tempo e e_{1t} e e_{2t} são ruídos brancos não correlacionados.

Já no caso em que a inflação é prevista apenas com dados da inflação passada, o modelo VAR bivariado se torna um simples modelo auto-regressivo univariado, que neste estudo foi especificado como de ordem um, AR(1):

$$\pi_{t} = c + \phi \pi_{t-1} + e_{t} \tag{18}$$

onde π_t é a série de inflação, c é uma constante, ϕ é o parâmetro que descreve como π_t se comporta em relação aos seus valores passados e e_t é um ruído branco.

Desta forma, uma medida de núcleo contém informações relevantes sobre a inflação futura se as previsões obtidas com o vetor auto-regressivo bivariado em (17) são mais precisas que as previsões com um simples modelo auto-regressivo univariado em (18), o qual é tomado como modelo de referência (*benchmark*).

A escolha do modelo AR(1) como modelo de referência se baseia no fato mostrado por Arruda, Ferreira e Castelar (2011) de que este modelo apresenta o menor erro

quadrático médio de previsão na classe dos modelos Auto-regressivos de Média Móvel (ARMA), quando é utilizado para prever a inflação do Brasil fora da amostra.

Silva Filho e Figueiredo (2011) apontam que se uma medida de núcleo não contribui para uma previsão mais precisa quando a inflação passada está presente, é improvável que essa medida seja útil quando se adiciona outras variáveis ao modelo de previsão. Assim, se as previsões do VAR que utiliza o núcleo não são significativamente diferentes das previsões do modelo AR(1) é porque o núcleo não é útil para prever a inflação.

Para comparar as previsões do modelo VAR com um núcleo e as previsões do modelo de referência AR(1), será utilizado o teste DM proposto por Diebold e Mariano (1995) que verifica se a previsão de dois modelos distintos são estatisticamente diferentes. A estatística do teste é a seguinte:

$$S_1 = \frac{\overline{d}}{\sqrt{\frac{2\pi \hat{f}_d(0)}{T}}} \tag{19}$$

onde $\overline{d} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} d_t$ é a média e $\hat{f}_d(0)$ é a função espectral avaliada em zero da série perda diferencial $d_t = e_{it}^2 - e_{jt}^2$, que neste trabalho é escolhida como a diferença dos erros quadrados da previsão dos dois modelos diferentes.

A hipótese nula do teste DM é de que os dois modelos tem o mesmo desempenho de previsão, ou seja, a diferença média entre os erros de previsão dos modelos é zero, $E(\overline{d}) = 0$. Diebold e Mariano (1995) mostram ainda que sob a hipótese nula, a distribuição assintótica da estatística S_1 é uma normal padrão.

Harvey, Leybourne e Newbold (1997) sugerem uma modificação no teste DM para abranger a situação onde o horizonte de previsão é maior que um (h>1), pois nestes casos os erros de previsão são autocorrelacionados de maneira que se comportam como um processo de média móvel de ordem h-1. Eles propõem a seguinte correção:

$$S_1^* = \sqrt{\frac{T + 1 - 2h + T^{-1}h(h - 1)}{T}} S_1 \tag{20}$$

onde S_1 é a estatística original descrita em (19).

Deve-se comparar a estatística S_1^* com os valores críticos da distribuição t de Student com (T-1) graus de liberdade para melhorar o desempenho do teste DM em pequenas amostras. Desta forma, este estudo utiliza o teste DM corrigido.

6 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com os dados do Brasil e explica como operacionalizar a metodologia para calcular a medida de núcleo proposta neste trabalho. São aplicados testes econométricos para verificar a adequação teórica e as características estatísticas das medidas de núcleo. Também são realizadas previsões fora da amostra para comparar a capacidade previsiva da medida proposta em relação às medidas de núcleo que são utilizadas pelo BC.

6.1 Estimação do Núcleo da Inflação no Brasil

Para estimar o núcleo da inflação no Brasil, é utilizada a série do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) disponibilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) por ser a medida de referência adotada pelo Banco Central do Brasil (BC) no sistema de metas de inflação. O período da série IPCA utilizado é de janeiro de 1996 à dezembro de 2011, por ser o período no qual é disponibilizado as medidas de núcleo calculadas pelo BC.

A medida de núcleo da inflação proposta neste trabalho segue a estratégia de eliminar o componente de ruído da série de inflação observada para capturar o componente sistemático, para isto, é utilizado o método espectral EMD apresentado na metodologia.

No primeiro passo do processo de estimação do núcleo da inflação, utiliza-se o método EEMD para decompor a série IPCA. Esse procedimento é realizado com o algoritmo EEMD construído por Torres et. al. (2011)¹⁰ utilizando-se o programa MATLAB de MathWorks(2010).

Para a aplicação do algoritmo EEMD é necessário informar o número de interações, que é a quantidade de vezes que o algoritmo aplica o método EMD sobre a série IPCA adicionada de um ruído branco gaussiano, e o valor do desvio padrão deste ruído branco que irá ser utilizado. Como o EEMD é uma versão robusta do método EMD, a escolha destes parâmetros não gera grande alterações nos resultados. Neste estudo, utilizaram-se os valores propostos por Wu e Huang (2009) que são 1000 interações e um desvio padrão do ruído branco no valor de 0.2.

O código em MATLAB é disponibilizado pelos autores em http://www.bioingenieria.edu.ar/grupos/ldnlys/metorres/re_inter.htm

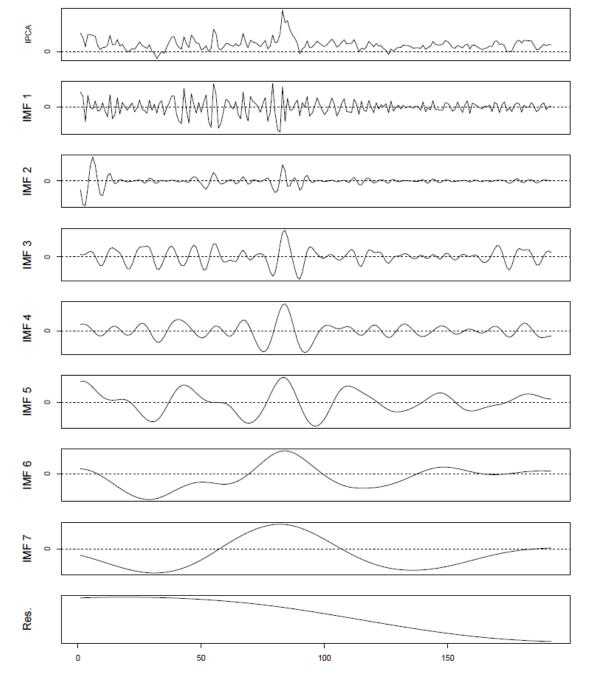


Figura 2 - Decomposição IPCA através do algoritmo EEMD

Fonte: elaboração própria.

O resultado da decomposição EEMD, descrito na figura 2, gerou sete IMFs mais um resíduo. As sete IMFs representam os componentes oscilatórios estacionários e o resíduo representa a parte não estacionária ou constante da série de inflação IPCA.

A partir da representação espectral da série IPCA obtida com o método EEMD, o núcleo é calculado por meio do processo de reconstrução parcial, no qual se elimina as primeiras IMFs que contém a maior parte do ruído. Para escolher quantas IMFs devem ser

eliminadas, calculou-se o núcleo com uma, com as duas e com as três primeiras IMFs excluídas e escolheu-se aquele que foi mais bem avaliado na capacidade previsiva, no caso foi escolhida a eliminação da primeira IMF, como sendo a que melhor elimina o ruído e mantém a informação do núcleo.

Por fim, o núcleo é calculado por meio da reconstrução parcial da série IPCA de acordo com a equação (16) utilizando-se o valor de d igual a 1 para eliminar a primeira IMF que contém a maior parte do ruído:

$$n\'ucleo\ sistem\'atico_t = \sum_{i=2}^{7} IMF_i(t) + r(t)$$
 (21)

Com a série de núcleo da inflação dada pela equação (21), é realizada a avaliação com testes estatísticos para verificar a adequação dessa medida para objetivos de política monetária.

6.2 Avaliação dos núcleos da inflação

Nesta seção é realizada a avaliação do núcleo sistemático calculado por meio da equação (21). Também se avalia as três medidas de núcleo da inflação que são calculadas e utilizadas pelo BC, são elas: núcleo por exclusão (EX2), núcleo de médias aparadas com suavização (MAPS) e núcleo de dupla ponderação (DUP). Mais informações sobre a definição e forma de cálculo são encontradas em BCB (2009).

Inicialmente a medida de núcleo sistemático (SIST) e as utilizadas pelo BC são apresentadas graficamente na figura 3 para se comparar o comportamento de cada núcleo com o comportamento da própria série IPCA.

Uma característica que se pode notar a partir da figura 3 é que a medida de núcleo construída neste trabalho, o núcleo sistemático (SIST), apresenta uma trajetória mais suave do que as medidas de exclusão (EX2), de médias aparadas suavizadas (MAPS) e de dupla ponderação (DUP). Isto pode ser explicado pelo fato de que a medida SIST foi construída por meio da eliminação do ruído que geralmente provoca irregularidades na série.

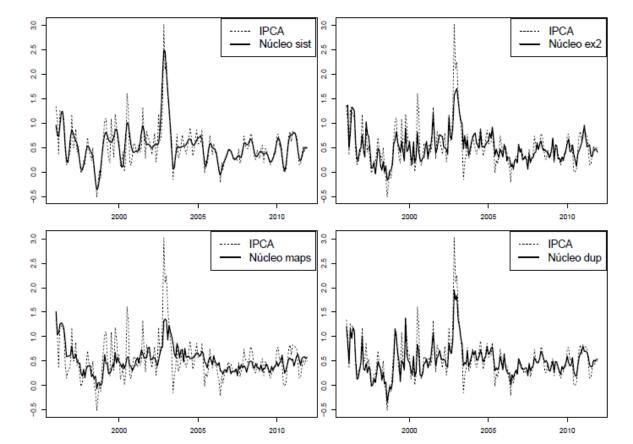


Figura 3 - Núcleos da Inflação e IPCA

Fonte: elaboração própria.

6.2.1 Condições Estatísticas

A condição (i) refere-se à característica do núcleo da inflação não possuir viés, ou seja, as médias do núcleo e da inflação devem ser aproximadamente a mesma no longo prazo.

A condição (ii) implica que o núcleo seja um atrator da inflação no sentido de que a inflação converge para o núcleo no longo-prazo. Já a condição (iii) impõe que o núcleo é fracamente exógeno, ou seja, a trajetória do núcleo não responde aos desvios entre a inflação e o núcleo no longo prazo.

O Quadro 1 resume os modelos estimados, com as hipóteses e os testes usados para verificar se estas condições são atendidas pelas medidas de núcleo.

Condição	Modelo/Hipótese nula testada	Teste utilizado
(i) Ausência de Viés	$\pi_{t} = \alpha + \beta \pi_{t}^{*} + \varepsilon_{t}$ $H_{0} \colon \alpha = 0 \text{ e } \beta = 1$	Teste F
(ii) Atrator da inflação	$\Delta \pi_{t} = \sum_{j=1}^{k} \alpha_{j} \Delta \pi_{t-j} + \sum_{j=1}^{k} \beta_{j} \Delta \pi_{t-j}^{*} - \gamma u_{t} + \varepsilon_{1t}$ $H_{0}: \gamma = 0$	Teste t
(iii) Fracamente exógeno	$\Delta \pi_t^* = \sum_{j=1}^k \delta_s \Delta \pi_{t-j}^* + \sum_{j=1}^k \theta_j \Delta \pi_{t-j} - \lambda u_t + \varepsilon_{2t}$ $H_0: \lambda = 0$	Teste t

Quadro 1 - Sumário dos testes das condições estatísticas que um núcleo deve atender

Fonte: elaborado com base em Marques, Neves e Sarmento (2003) e Ribba (2003).

Na Tabela 1 encontra-se o resultado dos testes descritos Quadro 1 aplicados às medidas de núcleo. Verifica-se que a medida calculada pelo método que foi proposto neste trabalho, o núcleo sistemático (SIST), atendeu todas as condições estatísticas. Este resultado garante que o núcleo sistemático é não enviesado, atrator da inflação e fracamente exógeno, características que são necessárias para a medida de núcleo ser um indicador da tendência atual e futura do IPCA que é o índice de preços utilizado pelo BC para manter a inflação estável por meio do sistema de metas.

Entre as medidas utilizadas pelo BC, o núcleo por dupla ponderação (DUP) apresentou o pior desempenho, pois como não atendeu a condição (i), é uma medida com viés. Ou seja, o núcleo DUP subestima a inflação já que apresenta um beta maior que um na estimação da regressão da condição (i). Desta maneira, o núcleo DUP dá sinais falsos do comportamento da inflação e deve ser usado com cuidado.

Já as medidas núcleo por exclusão (EX2) e de médias aparadas com suavização (MAPS), apesar de atenderem as condições (i) e (ii), não atenderam a condição (iii), ou seja, essas medidas não são fracamente exógena, o que dificulta a utilização delas na previsão de longo prazo da inflação.

Tabela 1 - Resultados dos testes das condições estatísticas aplicados às medidas de núcleo (p-valores)

Núcleo	(i) Ausência de viés (não rejeita H_0)	(ii) Atrator da inflação (rejeita H_0)	(iii) Fracamente exógeno (não rejeita H_0)
SIST	0.876	0.000	0.198
EX2	0.081	0.000	0.000
MAPS	0.172	0.000	0.002
DUP	0.000	0.000	0.000

Fonte: elaboração própria.

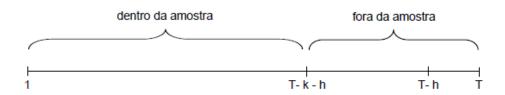
Com relação às condições estatísticas, o núcleo sistemático (SIST) apresentou um desempenho satisfatório atendendo todas as condições que caracterizam uma boa medida de núcleo. No entanto, deve-se verificar ainda seu desempenho com relação à capacidade de previsão, que é uma característica que o núcleo da inflação deve possuir para ser uma ferramenta útil para as autoridades responsáveis pela estabilidade dos preços.

6.2.2 Previsão fora da amostra

Na previsão fora da amostra, utiliza-se o procedimento no qual a amostra total de T observações é dividida em duas partes, dentro da amostra e fora da amostra, cujos tamanhos dependem do número de previsões fora da amostra k e do horizonte de previsão k (ver figura 4).

Definido o número de previsões k e o horizonte de previsão h, o modelo é especificado e estimado com as T-k-h observações dentro da amostra, e a previsão é feita para h períodos à frente, fora da amostra. Depois, adiciona-se uma nova observação dentro da amostra e repete-se todo o processo de maneira interativa até a observação T-h estar dentro da amostra.

Figura 4 - Procedimento da previsão fora da amostra



Fonte: Elaboração própria.

Neste trabalho, o número de previsões efetuadas k é fixo e o número de observações dentro da amostra dependente do horizonte de previsão h. Por exemplo, para k=36 e h=12, tem-se entre 1996M1-2007M12, 132 observações dentro da amostra, sendo que o cálculo do núcleo, a especificação e estimação dos modelos são realizados apenas com estes dados dentro da amostra e a partir deles são realizadas as previsões para 2008M12, 12 meses a frente. Esse processo é repetido adicionando-se uma observação de cada vez até obter o conjunto de 36 previsões fora da amostra para o período 2008M12 a 2011M12. Desta forma há 36 previsões efetuadas para cada medida de núcleo utilizada, independente do horizonte de previsão escolhido.

As previsões da série de inflação IPCA são realizadas através de um VAR bivariado e de um modelo auto-regressivo univariado descritos na seção 5.4.1. Como estes modelos exigem o pressuposto de estacionariedade, é necessário verificar se as séries dos núcleos e do IPCA são estacionárias no período em estudo. Para isto, utilizam-se dois testes complementares, o teste de Dickey Fuller Aumentado (ADF) proposto por Dickey e Fuller (1981) no qual a hipótese nula é a presença de raiz unitária, e o teste KPSS proposto por Kwiatkowski et. al. (1992) onde a hipótese nula é que a série observada é estacionária.

Como estes testes possuem hipóteses nulas opostas, a utilização dos dois possibilita uma conclusão mais acurada, uma vez que se pode distinguir entre séries com comportamento estacionário (os testes apontam estacionariedade), séries com comportamento não estacionário (os testes apontam não estacionariedade), e séries nas quais os dados não são suficientemente informativos para saber se a série é estacionária ou não (os testes apontam conclusões divergentes).

Quadro 2 - Procedimento dos testes de estacionariedade

Teste	Modelo Estimado	Hipótese Nula	Estatística de teste
	$\Delta y_{t} = a_{0} + \gamma y_{t-1} + a_{1}t + \sum_{i=1}^{k} \beta_{i} \Delta y_{t-i+1} + u_{1t}$	$\gamma = 0$	$ au_{ct}$
ADF	$\Delta y_{t} = a_{0} + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^{k} \beta_{i} \Delta y_{t-i+1} + u_{2t}$	$\gamma = 0$	$ au_c$
	$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta y_{t-i+1} + u_{3t}$	$\gamma = 0$	$ au_{nc}$
KPSS	$y_t = \xi t + r_t + \varepsilon_t$	$r_t = r_0$	$\eta_{ au}$
Kraa	$y_t = r_t + \varepsilon_t$	$r_t = r_0$	$\eta_{_{\mu}}$

Fonte: elaborado com base em MacKinnon (1996) e Kwiatkowski et. al. (1992)

A Quadro 2 apresenta os procedimentos adotados para realizar os testes de estacionariedade, no teste ADF pode-se ter o caso da série ser estacionária em torno de uma tendência linear (τ_{ct}), em torno de um constante (τ_c) ou em torno de zero (τ_{nc}), já no teste KPSS, tem-se que a série pode ser estacionária em torno de uma tendência linear (η_{τ}) ou de uma constante (η_{μ}). A escolha do tipo de estacionariedade testada e da respectiva estatística de teste foi baseada na análise gráfica das séries mostradas na figura 3.

Esclarecido os procedimentos dos testes estatísticos de estacionariedade, a Tabela 2 mostra o resultado da aplicação dos testes às séries dos núcleos e do IPCA. Os testes ADF e KPSS são aplicados no período inicial e final da previsão, para garantir que o resultado não se modifica durante este período. Todas as séries analisadas são classificadas como estacionária tanto no período inicial como no período final de previsão.

Série	Período inicial (1996.1-2007.12)		Período final (1996.1-2011.11)		_ Conclusão
	ADF	KPSS	ADF	KPSS	_ Coliciusão
IPCA	$\tau_c = -5.4^{***}$	$\eta_{\mu} = 0.15$	$\tau_c = -6.31^{***}$	$\eta_{\mu} = 0.19$	Estacionária
SIST	$\tau_c = -3.49^{**}$	$\eta_{\mu} = 0.15$	$\tau_c = -6.31^{***}$	$\eta_{\mu} = 0.20$	Estacionária
EX2	$\tau_c = -4.57^{***}$	$\eta_{\mu} = 0.16$	$\tau_c = -5.38^{***}$	$\eta_{\mu} = 0.17$	Estacionária
MAPS	$\tau_c = -3.05^{**}$	$\eta_{\mu} = 0.15$	$\tau_c = -3.67^{**}$	$\eta_{\mu} = 0.21$	Estacionária
DUP	$\tau_c = -4.49^{***}$	$\eta_{\mu} = 0.16$	$\tau_c = -5.24^{***}$	$\eta_{\mu} = 0.13$	Estacionária

Tabela 2 - Testes de estacionariedade dos núcleos e do IPCA

Fonte: elaboração própria.

Notas: Os valores críticos dos testes ADF e KPSS são baseados nos trabalhos de MacKinnon (1996) e de Kwiatkowski et. al. (1992), respectivamente.

Tendo-se verificado que o pressuposto de estacionariedade dos modelos de previsão é atendido pelas séries, o exercício de previsão fora da amostra é executado. A ordem de defasagem do modelo VAR é escolhida através do Critério de Informação de Schwarz e a estimação é realizada por meio de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) com os dados dentro da amostra. Para medir a eficiência das previsões fora da amostra dos modelos, utiliza-se o Erro Quadrático Médio de Previsão (EQMP):

$$EQMP = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} e_t^2$$
 (18)

onde T é o número de previsões e $e_t = \hat{y}_t - y_t$ é o erro de previsão, sendo \hat{y}_t o valor previsto e y_t o valor observado.

O resultado do exercício de previsão fora da amostra é reportado na Tabela 3 para horizontes selecionados (h=3, 6, 9 e 12) e diferentes períodos de previsão fora da mostra (k=36, 48 e 60). Os valores na Tabela 3 representam a razão entre o EQMP do modelo VAR que utiliza um núcleo e o IPCA e o EQMP do modelo AR(1) que utiliza apenas o IPCA. Assim, um valor menor do que 1 indica que a medida de núcleo contribuiu para prever a inflação e portanto possui informação sobre a inflação futura que não estar presente na própria série do IPCA, já valores igual a 1 indica que o erro de previsão são iguais, e o núcleo da inflação não adiciona informações sobre a inflação futura.

^{***} indica que se rejeita a hipótese nula ao nível de significância de 1%;

^{**} indica que se rejeita a hipótese nula ao nível de significância de 5%.

Para previsões num horizonte de 6, 9 e 12 meses à frente, o modelo VAR que utiliza o núcleo sistemático apresenta um EQMP menor do que o EQMP do modelo de referência para todos os períodos de previsão fora da amostra. Este resultado é esperado, pois como o núcleo sistemático elimina o ruído branco da série IPCA, as informações que não ajudam a prever a inflação são descartadas, e a verdadeira dinâmica da inflação torna-se mais evidente, o que facilita a previsão.

Tabela 3 - Razão do EQMP do modelo VAR em relação ao EQMP do modelo AR(1)¹

Medida de núcleo	Horizonte (meses)					
	3	6	9	12		
Período das previsões fora da amostra: 2009M1 - 2011M12, $k = 36$						
Núcleo sistemático (SIST)	1.33	0.51**	0.87***	0.95***		
Núcleo por exclusão (EX2)	0.99	0.98	1.00	1.00		
Núcleo de médias aparadas suavizadas (MAPS)	0.99	1.06	1.03**	1.00		
Núcleo de dupla ponderação (DUP)	1.01	1.03**	1.01	1.00		
Período das previsões fora da amostra: 2008M1 - 2011M12, $k = 48$						
Núcleo sistemático (SIST)	1.05	0.67***	0.92***	0.97***		
Núcleo por exclusão (EX2)	0.99	0.99***	1.00	1.00		
Núcleo de médias aparadas suavizadas (MAPS)	1.02	1.01	0.98	0.98***		
Núcleo de dupla ponderação (DUP)	1.00	1.01	1.00	1.00		
Período das previsões fora da amostra: 2007M1 - 2011M12, $k = 60$						
Núcleo sistemático (SIST)	1.00	0.72***	0.91***	0.95***		
Núcleo por exclusão (EX2)	0.99	0.99	1.00	1.00		
Núcleo de médias aparadas suavizadas (MAPS)	0.99	0.96	0.94***	0.94		
Núcleo de dupla ponderação (DUP)	1.00	1.01	1.00	1.00		

Fonte: elaboração própria.

Notas: ** estatisticamente significante ao nível de 5%; *** estatisticamente significante ao nível de 1\%; A estatística se refere ao teste de Diebold e Mariano Modificado no qual a hipótese nula é que a previsões são estatisticamente iguais;

Mostra-se ainda, conforme a Tabela 3, que as medidas de núcleos EX2, MAPS e DUP utilizadas pelo BC não contribuem para prever a inflação, pois geram previsões

¹ a escolha do modelo de referência AR(1) é baseada no trabalho de Arruda, Ferreira e Castelar (2011).

aproximadamente iguais às previsões do modelo de referência AR(1). Percebe-se que dependo do período de previsão fora da amostra, todos os modelos VAR que utilizaram os núcleos fornecidos pelo BC apresentou um EQMP aproximadamente igual ao EQMP do modelo de referência, indicando que estas medidas de núcleo do BC não fornecem informações adicionais para prever a inflação, ou seja, a contribuição marginal no poder preditivo do modelo que já inclui a inflação passada é praticamente nula. Este resultado está de acordo com o trabalho de Silva Filho e Figueiredo (2011) que concluem que os núcleos do BC não têm capacidade de prever a inflação.

Comparando o núcleo sistemático com os núcleos fornecidos pelo BC, percebe-se o desempenho superior do núcleo sistemático, pois a partir das previsões acima de 3 meses, todos os núcleos do BC apresentaram uma razão do EQMP maior ou igual à razão do EQMP do núcleo sistemático, independente do período de previsão fora da amostra.

Para confirmar que as previsões geradas com o VAR que utiliza um núcleo e o IPCA são estatisticamente diferentes das previsões obtidas com o modelo AR(1) que usa apenas o IPCA, aplicou-se o teste DM corrigido de Diebold e Mariano (1995) no qual a hipótese nula é de que as previsões são iguais. De acordo com a Tabela 3, rejeita-se a hipótese nula em todos as previsões acima de 3 meses que utilizam o núcleo sistemático, o que mostra que a menor razão do EQMP observado para este núcleo é estatisticamente significante.

Resumidamente, verifica-se que o núcleo sistemático tem uma contribuição estatisticamente significante quando é utilizado para prever a inflação fora da amostra e que possui informações sobre a inflação futura.

7 CONCLUSÃO

Este trabalho construiu uma nova medida de núcleo da inflação denominada núcleo sistemático, a qual se baseia na simples ideia de que a inflação observada através de um índice de preços é formada pelo núcleo da inflação mais um ruído.

Para estimar o núcleo sistemático da inflação foi utilizada a análise espectral, uma técnica de séries temporais no domínio da frequência que é capaz de separar ruído dos dados através da decomposição espectral e reconstrução parcial da série de inflação. Especificamente, foi adotada a decomposição em modos empíricos, um método espectral recentemente desenvolvido para ser aplicados a séries não estacionárias e não lineares, e que tem apresentado resultados satisfatórios em aplicações empíricas em economia.

Os testes estatísticos mostraram que o núcleo sistemático construído neste trabalho é não possui viés, no sentido de que a média do núcleo e da inflação não diverge no longo prazo; é atrator da inflação, ou seja, a inflação tende a convergir para o núcleo; e é fracamente exógeno no sentido de que o núcleo não responde aos desvios que ocorrem entre a taxa de inflação e o núcleo, o que significa que quando a taxa de inflação está muito distante do núcleo, o núcleo não se move em direção à inflação.

Entre os núcleos utilizados pelo BC, verificou-se que o núcleo de dupla ponderação é enviesado e subestima a inflação, o que indica que ele deve ser usado com cautela. Já os núcleos por exclusão e de médias aparadas suavizadas, apesar de serem não enviesados e atratores da inflação, são afetados pelo desvio entre a taxa de inflação e o núcleo, o que é uma característica não desejável, já que afeta as previsões de longo prazo.

Mostrou-se através de previsões fora da amostra que os núcleos utilizados pelo BC não ajudam a prever a inflação, pois quando um dos núcleos é adicionado ao modelo de previsão cuja especificação já inclui a inflação passada, as previsões permanecem aproximadamente as mesmas, ou seja, a contribuição marginal destes núcleos na previsão da inflação é praticamente nula. Por outro lado, quando este mesmo procedimento é efetuado com o núcleo sistemático, tem-se um incremento significante no poder preditivo usando a mesma especificação. Desta forma, conclui-se que a nova medida de núcleo é melhor do que as medidas convencionais do BC para prever a inflação fora da amostra.

Os resultados empíricos apontam que a medida de núcleo da inflação obtida neste trabalho apresenta desempenho superior às medidas de núcleo do BC com relação ao poder preditivo fora da amostra e com relação às propriedades estatísticas de ausência de viés,

atrator da inflação e fracamente exógeno, possuindo, portanto, as características exigidas para uma medida ser útil aos objetivos da política monetária.

Pesquisas futuras podem investigar se a nova medida de núcleo desenvolvida aqui apresenta bons resultados em relação a outras medidas de núcleo que não foram contempladas no trabalho, como os núcleos que utilizam modelos VAR. Com relação ao método espectral EEMD utilizado para estimar o núcleo, o mesmo pode ser estendido e aplicado para medir outros conceitos macroeconômicos que também não são diretamente observáveis, como o produto potencial e a taxa de desemprego natural.

REFERÊNCIAS

- ARRUDA, E. F.; FERREIRA, R. T.; CASTELAR, I. Modelos lineares e não lineares da curva de phillips para previsão da taxa de inflação no brasil. *Revista Brasileira de Economia*, v. 65, n. 3, p. 237{252, Jul-Sep 2011.
- BAGLIANO, F. C.; MORANA, C. A common trends model of uk core inflation. *Empirical Economics*, v. 28, n. 1, p. 157-172, 2003.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. *Relatório de Inflação*. Brasília, dez 2009. v. 11, n. 4. Disponível em: http://www.bcb.gov.br/htms/relinf/port/2009/12/ri200912P.pdf>. Acesso em: 17 out 2011.
- BAQAEE, D. Using wavelets to measure core inflation: The case of new zealand. *The North American Journal of Economics and Finance*, v. 21, n. 3, p. 241 255, Dec 2010.
- BARROS, R. W. S.; SCHECHTMAN, J. Medidas de núcleo da inflação para a economia brasileira: Utilização das médias aparadas no ipc-di/fgv. In: *Anais eletrônicos do XXIX Encontro Nacional de Economia* [Proceedings of the 29th Brazilian Economics Meeting]. Niterói, Brasil: [s.n.], 2001. Disponível em:http://www.anpec.org.br/encontro2001/artigos/200102027.pdf>. Acesso em: 04 out 2011.
- BERMINGHAM, C. A critical assessment of existing estimates of us core inflation. *Journal of Macroeconomics*, v. 32, n. 4, p. 993 1007, 2010.
- BIHAN, H. L.; SÉDILLOT, F. Do core inflation measures help forecast inflation?: Out-of-sample evidence from french data. *Economics Letters*, v. 69, n. 3, p. 261 266, Dec 2000.
- BLANCHARD, O. J.; QUAH, D. The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances. *The American Economic Review*, American Economic Association, v. 79, n. 4, p. 655-673, 1989.
- BLIX, M. (1995). *Underlying inflation*: A common trends approach. Sveriges Riksbank Working Paper No. 23.
- BRYAN, M. F.; CECCHETTI, S. G. Measuring core inflation. In: *Monetary Policy*. Chicago: University Of Chicago Press, 1994, (National Bureau of Economic Research Studies in Income and Wealth).
- BULLARD, J. Measuring inflation: The core is rotten. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, v. 93, n. 4, p. 223-234, Jul-Aug 2011.
- COGLEY, T. A simple adaptive measure of core inflation. *Journal of Money, Credit and Banking*, Ohio State University Press, v. 34, n. 1, p. 94′-113, Feb 2002.
- COTTER, J.; DOWD, K. U.S. *Core Inflation*: A Wavelet Analysis. University Library of Munich, Germany, 2006. (MPRA Paper, 3520).

- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, American Statistical Association, v. 74, n. 366, p. 427-431, Jun 1979.
- DIEBOLD, F. X.; MARIANO, R. S. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, American Statistical Association, v. 13, n. 3, p. 134-144, Jul 1995.
- DRAKAKIS, K. Empirical mode decomposition of financial data. *International Mathematical Forum*, v. 3, n. 25, p. 1191-1202, 2008.
- ECKSTEIN, O. Core inflation. Englewood Cliffs, N. J.: Prentice-Hall, 1981.
- ENGLE, R. F.; GRANGER, C. W. J. Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, The Econometric Society, v. 55, n. 2, p. 251-276, Mar 1987.
- FIORENCIO, A.; MOREIRA, A. R. B. O núcleo da inflação como a tendência comum dos preços. *Revista Brasileira de Economia*, v. 56, n. 2, p. 175-198, April 2002.
- FLANDRIN, P.; GONCALVES, P.; RILLING, G. Detrending and denoising with empirical mode decompositions. In: *Proceedings of the 12th European Signal Processing Conference* (EUSIPCO'04). Vienna, Austria: [s.n.], 2004.
- FREEMAN, D. G. Do core inflation measures help forecast inflation? *Economics Letters*, v. 58, n. 2, p. 143 147, 1998.
- HAAVELMO, T. The probability approach in econometrics. *Econometrica*, The Econometric Society, v. 12, Jul 1944. Supplement.
- HARVEY, D.; LEYBOURNE, S.; NEWBOLD, P. Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting*, v. 13, n. 2, p. 281 291, Jun 1997.
- HODRICK, R. J.; PRESCOTT, E. C. Postwar u.s. business cycles: An empirical investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, Ohio State University Press, v. 29, n. 1, p. 1-16, Feb 1997.
- HOGAN, S.; JOHNSON, M.; LAFLECHE, T. *Core Inflation*. Bank of Canada, (Technical Reports, 89), 2001.
- HUANG, N. E. et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London*. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, v. 454, n. 1971, p. 903-995, 1998.
- KEELE, Luke; BOEF, Suzanna De. Not Just for Cointegration: Error Correction Models with Stationary Data. Nuffield College Working Papers in Politics, Apr, 2005.
- KIM, D.; OH, H.-S. Emd: A package for empirical mode decomposition and Hilbert spectrum. *The R Journal*, v. 1, n. 1, p. 40-46, May 2009.

KING, R. G. et al. Stochastic trends and economic fluctuations. *The American Economic Review*, American Economic Association, v. 81, n. 4, p. 819-840, Sep 1991.

KOOPMANS, L. The spectral analysis of time series. New York: Academic Press, 1974.

KWIATKOWSKI, D. et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, v. 54, n. 1-3, p. 159 - 178, out-dez 1992.

MACKINNON, J. G. Numerical distribution functions for unit root and cointegration tests. *Journal of Applied Econometrics*, John Wiley Sons, v. 11, n. 6, p. 601-618, Nov -Dez 1996.

MARQUES, C. R.; NEVES, P. D.; SARMENTO, L. M. Evaluating core inflation indicators. *Economic Modelling*, v. 20, n. 4, p. 765 { 775, 2003.

MARQUES, C. R.; NEVES, P. D.; SILVA, A. G. da. Why should central banks avoid the use of the underlying inflation indicator? *Economics Letters*, v. 75, n. 1, p. 17 - 23, 2002.

MATHWORKS. *MATLAB*: The Language Of Technical Computing. Versao 7.9.0 (r2010a). Natick, Massachusetts, 2010.

MORANA, C. A structural common factor approach to core inflation estimation and forecasting. SSRN eLibrary, SSRN, 2004.

ORPHANIDES, Athanasios. Monetary policy evaluation with noisy information. *Journal of Monetary Economics*, v. 50, n. 3, p. 605-631, April 2003.

PARKIN, M. On core inflation by otto eckstein: A review essay. *Journal of Monetary Economics*, v. 14, n. 2, p. 251{264, Sep 1984.

PICCHETTI, P.; KANCZUK, F. An application of quah and vaheys svar methodology for estimating core inflation in brazil. In: *Anais do XXIX Encontro Nacional de Economia* [Proceedings of the 29th Brazilian Economics Meeting]. Salvador, Brasil: [s.n.], 2001.

PICCHETTI, P.; TOLEDO, C. *How much to trim?: A methodology for calculating core inflation, with an application for brazil*. In: III Meeting of the Latin American and Caribbean Economic Association (LACEA). Rio de Janeiro, Brasil: [s.n.], 2000.

PRIESTLEY, M. *Spectral analysis and time series*: Multivariate series prediction and control. London: Academic Press, 1981. (Probability and mathematical statistics, v. 1).

QUAH, D.; VAHEY, S. P. Measuring core inflation. *The Economic Journal*, Blackwell Publishing for the Royal Economic Society, v. 105, n. 432, p. 1130{1144, Sep 1995.

RIBBA, A. Permanent-transitory decompositions and traditional measures of core inflation. *Economics Letters*, v. 81, n. 1, p. 109 - 116, 2003.

RICH, R.; STEINDEL, C. A comparison of measures of core inflation. *Economic Policy Review*, Federal Reserve Bank of New York, pp 19-38, December, 2007.

- ROGER, S. *Core inflation: concepts, uses and measurement*. Reserve Bank of New Zealand, Wellington, 1998. (Discussion Paper Series, G98/9).
- SHIRATSUKA, S. Inflation measures for monetary policy: Measuring the underlying inflation trend and its implication for monetary policy implementation. *Monetary and Economic Studies*, v. 15, n. 2, p. 1-26, December 1997.
- SILVA FILHO, T. N. T. da; FIGUEIREDO, F. M. R. Has core inflation been doing a good job in brazil? *Revista Brasileira de Economia*, v. 65, n. 2, p. 207-233, June 2011.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Testing for common trends. *Journal of the American Statistical Association*, American Statistical Association, v. 83, n. 404, p. 1097-1107, Dec 1988.
- TORRES, M. et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. In: *Acoustics, Speech and Signal Processing* (ICASSP), 2011 IEEE International Conference on. Prague, Czech Republic: [s.n.], 2011.
- TROMPIERI NETO, N.; CASTELAR, L. I. de M.; LINHARES, F. C. Núcleo da inflação: Uma aplicação do modelo de tendências comuns para o Brasil. In: *Anais do XXXIX Encontro Nacional de Economia* [Proceedings of the 39th Brazilian Economics Meeting]. Foz do Iguacu, Brasil: [s.n.], 2011. Disponível em: http://anpec.org.br/encontro/2011/inscricao/arquivos/000-65ef471752d48691022ad6ea32b5d5.pdf. Acesso em: 06 nov 2011.
- TSENG, C.-Y.; LEE, H. Entropic interpretation of empirical mode decomposition and its applications in signal processing. *Advances in Adaptive Data Analysis*, v. 2, n. 2, p. 429-449, 2010.
- TSOLIS, G.; XENOS, T. D. Signal denoising using empirical mode decomposition and higher order statistics. *International Journal of Signal Processing*, Image Processing and Pattern Recognition, Science & Engineering Research Support soCiety, v. 4, n. 2, p.91-105, Jun 2011.
- WU, Z.; HUANG, N. E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, v. 1, n. 1, p. 1-41, 2009.
- WYNNE, M. A. Core inflation: a review of some conceptual issues. *Review*, Federal Reserve Bank of St. Louis, v. 90, n. 3, mai/jun 2008.
- ZHANG, Xun; YU, Lean; WANG, Shouyang; LAI, Kin Keung. Estimating the impact of extreme events on crude oil price: An EMD-based event analysis method. *Energy Economics*, v. 31, n. 5, p. 768-778, sep 2009.