



UNIVERSIDADE
FEDERAL DO CEARÁ

10



SÉRIE
ESTUDOS ECONÔMICOS CAEN

Avaliando e Propondo Medidas de Núcleo da Inflação no Brasil

Ivan Castelar
Cristiano Santos

FORTALEZA • MAIO • 2016

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - CAEN

SÉRIE ESTUDOS ECONÔMICOS – CAEN
Nº 10

Avaliando e Propondo Medidas de Núcleo da Inflação no Brasil

FORTALEZA – CE
MAIO – 2016

AVALIANDO E PROPONDO MEDIDAS DE NÚCLEO DA INFLAÇÃO NO BRASIL

Ivan Castelar

Professor da Pós-graduação em Economia - CAEN / UFC

Cristiano Santos

Pós-graduação em Economia – CAEN / UFC

Doutorando - cristiano1br@gmail.com

Resumo

Este trabalho inicialmente avalia as medidas de núcleo da inflação utilizadas pelo Banco Central do Brasil a partir de modelos econométricos de séries temporais. Três aspectos básicos do núcleo são avaliados, a ausência de viés, a dinâmica de ajustamento e a capacidade preditiva fora da amostra. As medidas avaliadas foram o núcleo por exclusão sem monitorados e alimentos no domicílio, o núcleo por exclusão ex2, o núcleo médias aparadas suavizadas e o núcleo dupla ponderação. Os resultados mostram que apenas os núcleos por exclusão ex2 e médias aparadas suavizadas não possuem viés e servem como indicador da dinâmica de ajustamento para a inflação. Com relação à capacidade preditiva, os resultados indicam que os núcleos divulgados pelo BC do Brasil não são adequados para prever a inflação no longo prazo. Com base nesta constatação uma nova medida de núcleo da inflação, denominada núcleo sistemático, é proposta e novamente se faz uma avaliação comparativa com os núcleos convencionais. 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. Os resultados empíricos apontam que a nova medida de núcleo obtida neste trabalho contribuiu para prever a inflação fora da amostra e atendeu as propriedades estatísticas de ser não-enviesada, atratora da inflação e fracamente exógena, 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.

Classificação JEL: C32, E31

1 INTRODUÇÃO

As medidas de núcleo da inflação são indicadores que auxiliam o Banco Central (BC) a atingir a meta inflacionária com uma menor variação da política monetária e, portanto, com uma menor variação no produto, consumo e emprego. No Brasil, o BC adotou um conjunto de medidas de núcleo que são usadas para orientar a política monetária e justificar as decisões tomadas para o público.

A ampla utilização do núcleo da inflação em diversos países¹ tem motivado trabalhos recentes a investigar se as medidas de núcleo são realmente úteis para as autoridades monetárias. Bermingham (2010) avalia diferentes medidas de núcleo para os Estados Unidos e conclui que elas não são melhores do que simples modelos de referência para indicar a tendência e prever a inflação no longo prazo. No caso do Brasil, o trabalho de Da Silva Filho e Figueiredo (2011)² evidencia que as medidas de núcleo usadas pelo BC não ajudam a prever a inflação e recomendam que elas sejam usadas com cautela.

Por outro lado, Marques *et al.* (2003) mostram que nos Estados Unidos as medidas de núcleo são úteis para a estabilidade de preços e como indicadores de ajuste e de comportamento da inflação no longo prazo. Considerando dados do mesmo país, Smith (2004) mostra também que usar uma medida de núcleo para prever a inflação no longo prazo é melhor do que usar a própria série de inflação. Le Bihan e Sédillot (2000) chegam à mesma conclusão usando dados da França e outros modelos de previsão.

Desta forma, este artigo avalia as medidas de núcleo da inflação usadas pelo BC do Brasil a partir de três aspectos básicos, a ausência de viés, a dinâmica de ajustamento e a capacidade de prever a inflação no longo prazo. Para isso, utilizam-se modelos de séries temporais para verificar a existência de tais relações estatísticas entre a inflação e as medidas de núcleo ao longo do tempo.

Da Silva Filho e Figueiredo (2014) é outro trabalho que também avalia o conjunto de medidas de núcleo divulgadas pelo BC do Brasil. Nele a análise se concentra em aspectos de como as medidas são construídas e no comportamento das estatísticas descritivas; enquanto que neste trabalho utilizam-se critérios de avaliação das medidas baseados em modelos econométricos. Portanto, esse trabalho vem complementar a literatura já existente sobre o tema com a utilização de uma metodologia distinta.

Desta forma, este artigo avalia as medidas de núcleo da inflação usadas pelo BC do Brasil a partir de três aspectos básicos, a ausência de viés, a dinâmica de ajustamento e a capacidade de prever a inflação no longo prazo. Para isso, utilizam-se modelos de séries

¹Ver Wynne (2008) para uma revisão sobre a utilização do núcleo da inflação pelos Bancos Centrais dos principais países.

²Na sua versão original de texto para discussão, este foi o primeiro trabalho que avaliou as medidas de núcleo usadas pelo BC e influenciou em 2009 a substituição de duas medidas de núcleo que vinham sendo usadas por outras duas que foram construídas neste mesmo trabalho.

temporais para verificar a existência de tais relações estatísticas entre a inflação e as medidas de núcleo ao longo do tempo.

São basicamente duas as principais contribuições deste trabalho. A primeira é a utilização de um algoritmo de previsão fora da amostra que fornece uma avaliação mais realista da capacidade preditiva dos núcleos e mais consistente em relação à escolha do número de previsões. A segunda, mais importante, são as evidências empíricas obtidas com dados do Brasil, na construção de uma medida alternativa de núcleo, baseada em análise espectral, a qual pode prestar-se a orientar tanto a discussão teórica como a construção de novas medidas de núcleo com propriedades estatísticas desejáveis.

Além desta introdução, este trabalho está organizado em mais seis seções. Na seção 2 é apresentado o problema e as abordagens para mensurar o núcleo da inflação. A seção 3 faz uma revisão da literatura sobre as principais medidas de núcleo. Na seção 4 definem-se os critérios de avaliação e o algoritmo usado para testar a capacidade preditiva. Na seção 5 encontram-se os resultados da avaliação dos núcleos tradicionais da inflação usados pelo BC do Brasil com referência a um modelo base. Na seção 6 apresentam-se a metodologia e a construção empírica de um núcleo de inflação, baseado na técnica de análise espectral, e esta nova medida é também comparada com as medidas convencionais. Finalmente, a seção 7 sumariza e apresenta as principais conclusões deste estudo.

2 O PROBLEMA E AS ABORDAGENS PARA MENSURAR O NÚCLEO DA INFLAÇÃO

Como uma medida de núcleo da inflação é derivada a partir de uma medida de inflação, é necessário compreender a relação entre estas. Enquanto a inflação mensura a variação no preço de bens e serviços entre dois períodos, o núcleo da inflação captura apenas a parte da variação de preços que é relevante para as autoridades monetárias.

Desta forma, o problema de mensurar o núcleo consiste em definir a parte da inflação que é relevante e em propor um método adequado para estimá-la. Formalmente, a inflação π_t observada no tempo t pode ser dividida em duas partes complementares, um núcleo π_t^* e um componente, $u_t = \pi_t - \pi_t^*$, que representa a diferença entre a inflação e o núcleo; ou seja,

$$\pi_t = \pi_t^* + u_t \quad (1)$$

Como a equação (1) descreve apenas uma identidade, é necessário fazer alguma hipótese sobre o núcleo π_t^* para identificá-lo a partir da inflação observada π_t . Conforme Roger (1998) há duas hipóteses que são geralmente usadas; 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 - definido como o núcleo - e um componente idiossincrático, que afeta apenas o preço de um determinado produto alterando seu preço relativo. Desta maneira, a identidade (1) pode ser escrita como:

$$\pi_t = \pi_t^g + \sum_i \alpha_i \eta_{i,t} \quad (2)$$

onde π_t é a taxa de inflação, π_t^g é o componente generalizado, considerado o núcleo, $\eta_{i,t}$'s são os componentes idiossincráticos e os α_i 's são os pesos de cada bem na cesta de produtos tal que $\sum_i \alpha_i = 1$.

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, associados com a 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, a qual pode ser entendida como uma tendência da inflação, e a inflação transitória, que representa os choques como um impacto temporário sobre os preços. Desta forma, a identidade em (1) pode ser expressa como:

$$\pi_t = \pi_t^p + \nu_t \quad (3)$$

onde π_t é a taxa de inflação, π_t^p é o componente persistente que representa o núcleo e ν_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 restritiva.

Apesar de a inflação persistente ser uma hipótese sem determinantes teóricos bem definidos, costuma-se relacionar o componente persistente como sendo relativo às pressões da demanda agregada sobre a capacidade da economia, e o componente transitório como resultado dos choques de oferta.

3 MEDIDAS DE NÚCLEO

Como não existe um consenso sobre a melhor medida para o núcleo da inflação, esta seção sumariza as principais medidas proposta na literatura econômica. Para isto, as medidas são agrupadas de acordo com o método utilizado para a estimação. Observa-se que as medidas de corte transversal são as que capturam a inflação generalizada, enquanto que as medidas de séries temporais buscam capturar a inflação persistente. Já as medidas de painel, utilizam conjuntamente as informações de corte transversal e de séries temporais para estimar o núcleo.

3.1 Medidas de Corte Transversal

As medidas de corte transversal do núcleo da inflação são obtidas a partir da aplicação de técnicas estatísticas 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.

Os núcleos por exclusão são as medidas mais tradicionais de núcleo da inflação e são construídas através da exclusão dos produtos de maior volatilidade que compõem o 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 o movimento destes preços refletem choques temporários sobre a taxa de inflação.³

As principais críticas feitas às medidas por exclusão são a falta de um critério que oriente a escolha dos itens que devem ser excluídos, e a perda de informações relevantes com a exclusão dos mesmos.

O núcleo por médias aparadas, proposto por Bryan e Cecchetti (1994), é calculado eliminando-se determinada porcentagem das caudas da distribuição de corte transversal da variação de preços, ou seja, os itens que apresentam variações de preços extremas em determinado período são removidos. Estas medidas se baseiam na definição de núcleo como inflação generalizada e procuram eliminar as variações extremas de preço como uma forma de estimar o componente comum. Roger (1998) aponta que os principais problemas das medidas de médias aparadas são que elas não fazem a distinção entre distúrbios persistentes e transitórios.

As medidas reponderadas utilizam novos pesos para calcular o núcleo e não excluem nenhum item dos índices de preços. Bilke e Stracca (2007) calculam a medida de núcleo reponderando cada componente do índice de preços de acordo com sua persistência relativa, mensurada por coeficientes autorregressivos ou por um indicador de reversão à média. Mostram que essa medida na área do euro é altamente correlacionada com a política monetária do Banco Central Europeu.

³ Ver Hogan *et al.* (2001) para uma discussão mais detalhada das medidas por exclusão.

Os estudos aplicados para estimar o núcleo da inflação no Brasil através 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.

3.2 Medidas de Séries Temporais

Diferente das medidas de corte transversal, as medidas de séries temporais utilizam modelos estatísticos mais elaborados que procuram capturar o componente persistente da inflação. Nesse contexto, o problema de medir o núcleo é visto de duas maneiras equivalentes; ou seja, 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.

- 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 autorregressivo estrutural (SVAR) com duas variáveis, a taxa de inflação e o produto agregado.

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

Resumidamente, Quah e Vahey (1995) adotam implicitamente o conceito de núcleo como inflação persistente ao associá-lo com o componente permanente da inflação, que é estimado a partir do SVAR.

Uma das limitações da metodologia empregada por Quah e Vahey (1995) é que ela supõe que existe apenas dois choques, um permanente e um transitório, que afetam a inflação e o produto. Com isso, Bagliano e Morana (2003) estendem o trabalho de Quah e Vahey (1995) de um modelo bivariado para um multivariado que inclui, além das variáveis inflação e produto, outras variáveis que contribuem para pressões inflacionárias.

Para identificar o componente permanente nesta nova configuração, Bagliano e Morana (2003) utilizam o modelo de tendências comuns baseado em Stock e Watson (1988) e King *et al.* (1991); o qual permite, a partir da existência de uma relação de longo prazo, decompor as variáveis do modelo num componente não estacionário (choques permanentes) e um componente estacionário (choques transitórios). No entanto, esta metodologia exige que a inflação e as variáveis do modelo sejam não estacionárias e cointegradas.

As principais críticas às medidas calculadas com base em modelos econométricos de séries temporais é a grande dependência do tamanho da amostra e a escolha das variáveis

usadas no modelo; de forma que uma medida de núcleo, calculada em determinado período, pode ser completamente alterada com o acréscimo de novos dados ou novas variáveis.

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 BC do Brasil. Trompieri Neto *et al.* (2011) utilizam o modelo de tendências comuns para estimar o núcleo e mostram que essa medida não apresenta viés e comporta-se como um indicador antecedente da inflação.

- Domínio da Frequência

A estimação do núcleo da inflação no domínio da frequência consiste em separar os choques transitórios, que são relacionados aos componentes oscilatórios de alta frequência, dos 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 medida simples utilizando um filtro de frequência passa-baixa (*low-pass*), o qual 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 dos parâmetros de suavização utilizados nos filtros.

Dowd *et al.* (2011) utilizam o método de análise de ondaletas 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 na versão inicial do trabalho de Dowd *et al.* (2011) e ameniza seus problemas com a escolha do tipo de ondaleta e a sensibilidade da estimação às condições iniciais, estimando um núcleo mais consistente, mas que apresenta ainda distorções próximas do fim da amostra.

3.3 Medidas de Painei

Por último, as medidas de painel são aquelas que utilizam informações transversais e temporais para estimar o núcleo. Nessa abordagem, os estudos trabalham com um painel formado pelo índice de preço desagregado, onde se tem um grande número de observações, tanto na dimensão transversal (número de subitens) quanto na dimensão temporal (número de períodos). Essa estrutura de dados proporciona a aplicação dos chamados modelos de fatores para grandes conjuntos de dados, que vem se desenvolvendo a partir dos trabalhos de Stock e Watson (1998), Forni *et al.* (2000) e Bai e Ng (2002).

Giannone e Matheson (2006) estimam o núcleo aplicando o modelo de fatores dinâmicos aos dados de preços desagregados da Nova Zelândia. Eles mostram que essa medida, quando comparada com outras, é uma boa estimativa para a tendência da inflação definida como a média móvel centrada com uma janela de dois anos.

Seguindo essa mesma modelagem de fator dinâmico, mas usando uma metodologia de estado-espço, Kapetanios (2004) estima o núcleo para o Reino Unido e mostra que o modelo de fatores possui capacidade preditiva para a inflação maior que os modelos de referência, como o autorregressivo.

No Brasil, o estudo de Alves (2009) estima o núcleo usando o modelo de fatores dinâmicos com a metodologia de Forni *et al.* (2000) e mostra que essa medida é mais eficiente que o núcleo por exclusão em termos de antecedência da inflação cheia no curto prazo.

4 CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO

Como as medidas de núcleo da inflação são obtidas por diferentes métodos, suas características podem também ser bastante diferentes. Assim, é necessário estabelecer critérios bem definidos para identificar as medidas de núcleo que possuem características realmente úteis à autoridade monetária e ao público em geral. Para isto, este trabalho adota critérios de avaliação com base em testes econométricos para verificar se existem relações estatísticas entre a medida de núcleo e a inflação que possam ser usadas para orientar a política monetária.

Os trabalhos de Freeman (1998), Marques *et al.* (2003) e Ribba (2003) são as principais referências que iniciaram, de maneira rigorosa, a aplicação de testes econométricos de séries temporais para avaliar a relação de ajustamento entre medidas de núcleo e a inflação. Entretanto, estes trabalhos se limitam apenas ao caso em que a inflação e o núcleo são séries não estacionárias e cointegradas.

Mehra e Reilly (2009) seguem essa mesma abordagem, mas propõem também critérios para avaliar o ajustamento quando as séries do núcleo e da inflação são estacionárias. A importância dessa suposição é que a inflação pode ser considerada como estacionária ou não estacionária dependendo do país, do período e da frequência das observações da série.

Uma medida de núcleo, portanto, deve a princípio satisfazer dois critérios. Tais requisitos se referem às relações estatísticas de longo prazo as quais podem ser verificadas por meio de modelos econométricos; a saber,

(i) Ausência de viés

O primeiro critério que uma medida de núcleo da inflação deve atender é ser não enviesada em relação à medida de inflação; ou seja, no longo prazo a média do núcleo será igual a média da inflação. Formalmente,

$$E(\pi_t^*) = E(\pi_t) \quad (4)$$

Assumindo que as séries da inflação $\{\pi_t\}_{t=1}^T$ e do núcleo $\{\pi_t^*\}_{t=1}^T$ são estacionárias, o procedimento utilizado para decidir se o núcleo π_t^* satisfaz o critério de ausência de viés é aplicar um teste F para verificar se a hipótese nula conjunta $[\alpha = 0; \beta = 1]$ é atendida na seguinte regressão,

$$\pi_t = \alpha + \beta\pi_t^* + \varepsilon_t \quad (5)$$

Se a hipótese nula não for rejeitada, então a medida de núcleo π_t^* é não enviesada, no sentido de que as médias do núcleo e da inflação são iguais no longo prazo. O teste F usa erro padrão robusto à autocorrelação e heterocedasticidade, obtidos através do procedimento de Newey e West (1987, 1994).

(ii) Dinâmica de ajustamento

O segundo critério determina como ocorre a dinâmica de ajustamento entre a inflação e o núcleo no longo prazo. Essa propriedade é útil, pois se o ajuste ocorrer principalmente por movimentos na inflação em direção ao núcleo, então existe uma razão para se esperar que a inflação vá diminuir quando esta estiver acima do núcleo. Para formalizar esta ideia, considere o modelo proposto por Mehra e Reilly (2009):

$$\pi_{t+h} - \pi_t = a_0 + \lambda_h(\pi_t - \pi_t^*) + \sum_{j=1}^k a_j \pi_{t-j} + e_{1,t+h} \quad (6)$$

$$\pi_{t+h}^* - \pi_t^* = b_0 + \lambda_h^*(\pi_t - \pi_t^*) + \sum_{j=1}^k b_j \pi_{t-j}^* + e_{2,t+h} \quad (7)$$

onde π_{t+h} e π_{t+h}^* são, respectivamente, a inflação e o núcleo h períodos à frente, a_j e b_j são parâmetros, k é número de defasagens, e $e_{1,t+h}$, $e_{2,t+h}$ são distúrbios aleatórios com média zero.

Os coeficientes λ_h e λ_h^* nas regressões em (6) e (7) determinam, respectivamente, como acontece o ajustamento da inflação e do núcleo h períodos à frente, quando ocorre um desvio entre a inflação e o núcleo no período t . Desta forma, quando a inflação estiver acima do núcleo, espera-se que a inflação diminua ($\lambda_h < 0$) e que o núcleo não seja afetado ($\lambda_h^* = 0$), pois neste caso a diferença entre os dois é eliminada basicamente por movimentos da inflação em direção ao núcleo.

De maneira geral, o critério (i), ausência de viés, garante que o núcleo não subestima ou superestima a inflação, refletindo seu verdadeiro comportamento. Já o critério (ii), a dinâmica de ajustamento, implica que o ajuste de longo prazo ocorre através de mudanças na inflação e não no núcleo; ou seja, o núcleo serve como um indicador de ajuste para a inflação.

4.1 Previsão Fora da Amostra

Os critérios de avaliação vistos até agora se referem ao comportamento de longo prazo das séries e não garantem que o núcleo seja capaz de ajudar a prever a inflação. Desta forma, esta seção propõe um experimento de previsão fora da amostra para avaliar a capacidade preditiva das medidas de núcleo.

A previsão fora da amostra é um experimento que divide a amostra em dois períodos. O período de ajuste, no qual os dados são usados para identificar e estimar o modelo de previsão, e o período de teste, cujos dados são utilizados para verificar a precisão das previsões do modelo.

Neste trabalho, o procedimento de previsões fora da amostra simula uma situação semelhante àquela em que os agentes econômicos se encontram quando realizam suas previsões para a inflação no mundo real. Desta maneira é possível avaliar se a utilização do núcleo efetivamente contribui para prever a inflação.

Em qualquer procedimento de previsão fora da amostra, é necessário escolher o número de previsões k e o horizonte de previsão h . O número de previsões k é a quantidade de previsões realizadas fora da amostra e, portanto, influencia nos resultados dos testes usados para avaliar as previsões. Já o horizonte de previsão h depende do interesse do agente por uma previsão de curto ou longo prazo.

Escolhido o número de previsões k e o horizonte de previsão h , o procedimento para realizar o experimento de previsão fora da amostra é definido pelo seguinte algoritmo:

1. A amostra total de N observações é dividida em duas partes, período de ajuste, formado pelas $N - h - k + 1$ primeiras observações, e período de teste, formado pelas $h + k - 1$ observações finais.
2. O modelo de previsão é especificado e estimado apenas com os dados do período de ajuste;
3. Uma previsão de h períodos à frente é realizada com o modelo especificado e estimado no item 2;
4. A primeira observação do período de teste é adicionada ao período de ajuste, e o processo é repetido a partir do item 2 de forma iterativa. Esta interação é finalizada quando a observação $N - h$ é adicionada ao período de ajuste.

amostra é recursiva, i.e., todas as previsões são baseadas apenas nos valores passados da série até a data em que a previsão é realizada. Os parâmetros do modelo são estimados novamente em cada período, para cada modelo de previsão, usando os dados do início da amostra até a data corrente.

Como a especificação dos modelos é definida por critérios de seleção baseados nos dados, a ordem do modelo pode mudar quando se adiciona um novo dado à amostra.

(iii) Capacidade preditiva

Uma das abordagens que geralmente se aplica na avaliação preditiva de núcleos, como em Hogan *et al.* (2001), Cogley (2002), Rich e Steindel (2007), Bermingham (2010) e outros, considera o seguinte modelo:

$$\pi_{t+h} - \pi_t = \alpha + \beta(\pi_t - \pi_t^*) + e_{t+h} \quad (8)$$

onde π_t é a taxa de inflação anualizada e π_t^* é a medida de núcleo anualizada.

A vantagem deste modelo, além da sua simplicidade, é que ele permite uma fácil interpretação dos parâmetros estimados. No entanto, a literatura sobre previsão tem mostrado que um modelo que explica um fenômeno não necessariamente é o melhor modelo para previsão (ver Shmueli (2010)). Desta forma, este trabalho considera uma versão mais geral do modelo (8):

$$\pi_{t+h} = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i \pi_{t-i+1} + \sum_{j=1}^q \gamma_j \pi_{t-j+1}^* + e_{t+h} \quad (9)$$

Observe que impondo restrições sobre os parâmetros do modelo (9) obtemos o modelo (8) como um caso particular. Para isso, faça $\beta_1 = 1 - \gamma_1$, $\beta_i = 0$ para $i = 2, \dots, p$ e $\gamma_j = 0$ para $j = 2, \dots, q$.

O modelo (9) gera previsões h passos à frente de maneira direta e, ao inserir defasagens das variáveis, permite obter uma função de autocovariância mais flexível. O ganho de utilizar essa forma mais geral tem um custo de dificultar a interpretação do modelo. No entanto, como o objetivo é apenas de previsão e não o de testar hipóteses teóricas, esse custo torna-se irrelevante. Nesse caso, usar o modelo mais geral traz ganhos em termos de previsão.

O modelo de referência (*benchmark*) usado para comparar as previsões é o modelo (9) sem a variável núcleo, ou seja:

$$\pi_{t+h} = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i \pi_{t-i+1} + e_{t+h} \quad (10)$$

Assim, considera-se que uma medida de núcleo possui capacidade preditiva se os erros de previsão obtidos com o modelo (9) são menores que os erros de previsão obtidos com o modelo de referência (10).

Vale observar que não há grandes limitações em termos de previsão ao se usar num modelo apenas a inflação e os núcleos sem considerar outras variáveis econômicas. O extenso trabalho de Ang *et al.* (2007) mostra que para os Estados Unidos, o modelo ARMA que utiliza apenas a inflação passada apresenta uma previsão da inflação mais precisa do que modelos que incluem outras variáveis da atividade econômica ou a estrutura a termo da taxa de juros. Para o Brasil, Arruda *et al.* (2011) indicam que, dentro da classe dos modelos ARMA, a inflação é melhor prevista com um modelo autorregressivo (AR).

Assim, concorda-se com a ideia apontada por Da Silva Filho e Figueiredo (2011) de 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.

Os modelos descritos nas equações (9) e (10) foram estimados através de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) e os números de defasagens p e q foram escolhidos de forma a minimizar o Critério de Informação Bayesiano (BIC).

Embora não exista um critério teórico mais rigoroso de escolha do valor máximo para p e q , trabalhos sobre previsão macroeconômica, como Stock e Watson (2002) e Marcellino *et al.* (2006), seguindo o princípio da parcimônia (Box e Jenkins, 1970), escolhem valores pequenos para diminuir o número de parâmetros estimados e a incerteza das previsões. Outro motivo, é que as escolhas de valores máximos muito elevados, aumentam o tempo de processamento das simulações de previsões fora da amostra.

Marques *et al.* (2003) argumentam ainda que os núcleos não devem ser avaliados por suas capacidades preditivas, considerando que um bom preditor da inflação deve ser capaz de capturar os movimentos de curto prazo dos preços e que, por definição, as medidas de núcleo excluem estes movimentos. Mesmo concordando com esta crítica, a mesma se aplica somente para previsões de curto prazo, e os núcleos ainda podem ser avaliados por sua capacidade preditiva no médio ou no longo prazo.

5 RESULTADOS DAS COMPARAÇÕES ENTRE MEDIDAS TRADICIONAIS DE NÚCLEO

Nesta seção são apresentados os resultados da aplicação dos critérios de avaliação das principais medidas de núcleo da inflação usadas pelo BC do Brasil.

A avaliação é realizada de janeiro de 1996 a dezembro de 2013 por este ser o período no qual as medidas de núcleo calculadas pelo BC são disponibilizadas. Primeiro, descreve-se as medidas avaliadas e, depois, os resultados dos testes para cada critério de avaliação são discutidos.⁴

⁴ Todos os procedimentos descritos são implementados no ambiente estatístico R (R *Development Core Team*, 2014), o que garante uma fácil replicação dos resultados deste trabalho. O código (*script*) e os dados estão disponíveis em <https://github.com/cristiano1br/Avaliando-Nucleo-Inflacao>

5.1 Descrição das Medidas de Núcleo da Inflação do BC

Entre as cinco medidas de núcleo da inflação disponibilizadas pelo BC do Brasil, as escolhidas neste trabalho são o núcleo por exclusão sem monitorados e alimentos no domicílio (IPCA-EX), o núcleo por exclusão ex2 (IPCA-EX2), o núcleo de dupla ponderação (IPCA-DP) e o núcleo de médias aparadas com suavização (IPCA-MS).

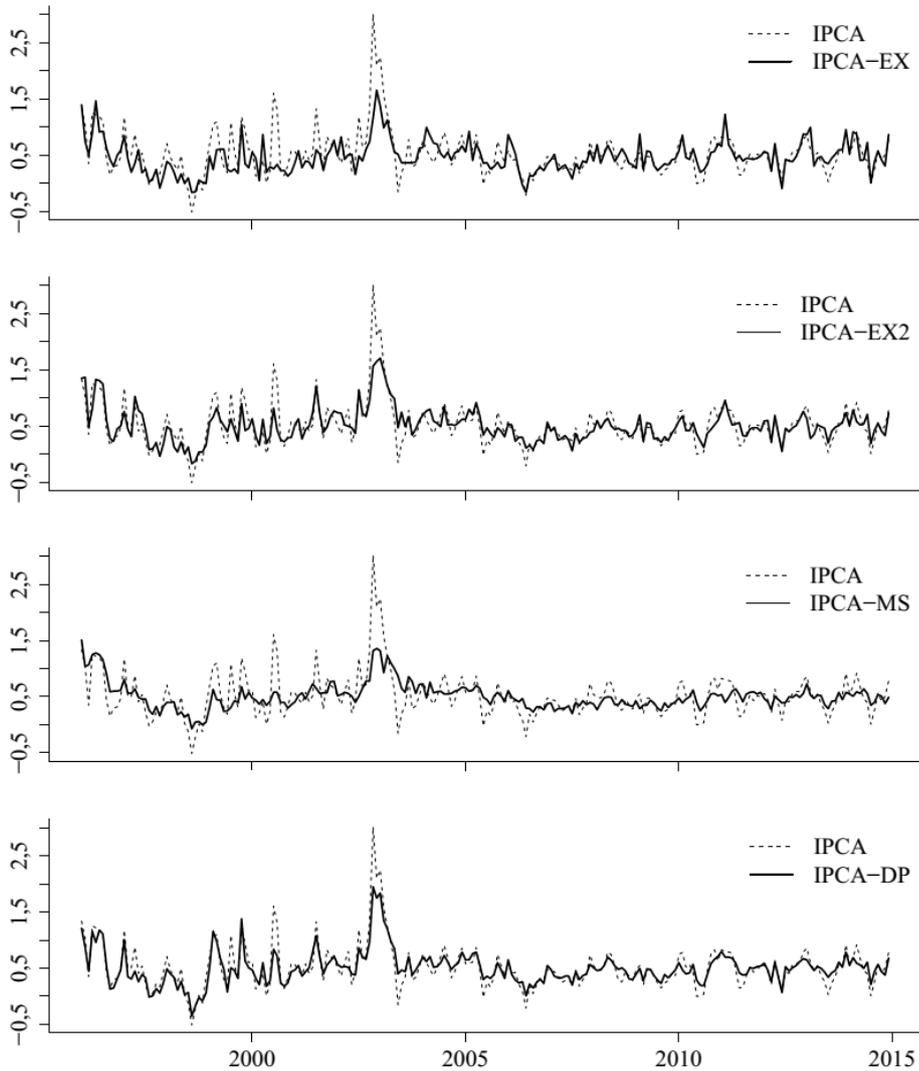
Todas as medidas de núcleo usadas pelo BC do Brasil são calculadas a partir do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) que é o índice de inflação oficial adotado no sistema de metas de inflação. Da Silva Filho e Figueiredo (2014) fazem uma revisão completa de todas essas medidas.

A construção do núcleo por exclusão sem monitorados e alimentos no domicílio (IPCA-EX) consiste em excluir os itens dos grupos Alimentação no Domicílio e Preços Administrados por Contrato e Monitorados. Para o núcleo por exclusão ex2 (IPCA-EX2) se exclui apenas os itens que apresentam de maneira consistente maiores volatilidades ao longo da amostra. Conforme o Banco Central do Brasil (2009), o núcleo IPCA-EX2 exclui 12 dos 52 itens que compõe o IPCA, sendo que dez pertencem ao grupo Alimentação no Domicílio e dois ao dos Preços Administrados por Contrato e Monitorados.

Já o núcleo de médias aparadas com suavização (IPCA-MS) elimina 40% dos itens que apresentam variações extremas (sendo 20% de cada cauda da distribuição) e recalcula o índice de inflação utilizando apenas a parte central da distribuição. Como alguns preços controlados apresentam variações elevadas mais infrequentes, poderia haver uma eliminação sistemática destes itens, provocando uma subestimação do cálculo do núcleo. Para evitar este problema, o BC suaviza essas variações em doze parcelas iguais.

Diferente dos núcleos por exclusão e do núcleo de médias aparadas com suavização, que excluem os itens mais voláteis ou os que apresentam preços com variações extremas, o núcleo de dupla ponderação (IPCA-DP) inclui todos os itens, mas dá um peso menor para aqueles que apresentam maior volatilidade. Assim, os pesos originais de cada item do IPCA são ponderados novamente considerando-se a respectiva volatilidade conforme mostrado em Banco Central do Brasil (2009).

Figura 2 - Núcleos da Inflação e IPCA.



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do BCB-Depec

A Figura 2 mostra a série do IPCA e dos três núcleos da inflação calculados pelo BC. Ao se comparar o comportamento de cada núcleo com o do próprio IPCA, percebe-se que as séries no longo prazo se movem na mesma direção.

No entanto, para verificar a influência de uma série sobre a outra, é feita na próxima seção uma análise formal com a aplicação dos critérios de avaliação definidos anteriormente.

5.2 Testes dos Critérios de Avaliação

Antes de aplicar os critérios de avaliação definidos neste trabalho, é necessário identificar se as séries da inflação e do núcleo se comportam ou não de forma estacionária no período de análise. Para isto, utilizaram-se dois testes complementares. O teste de Dickey Fuller Aumentado (ADF), proposto por Said e Dickey (1984), 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).

Tabela 1 - Procedimento dos Testes de Estacionariedade

Teste	Modelo Estimado	Hipótese Nula	Estatística de teste
ADF	$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_1 t + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta y_{t-i+1} + u_{1t}$	$\gamma = 0$	τ_{ct}
	$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta y_{t-i+1} + u_{2t}$	$\gamma = 0$	τ_c
	$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta y_{t-i+1} + u_{3t}$	$\gamma = 0$	τ_{nc}
KPSS	$y_t = \xi t + r_t + \varepsilon_t$	$r_t = r_0$	η_τ
	$y_t = r_t + \varepsilon_t$	$r_t = r_0$	η_μ

Fonte: Elaborado a partir de MacKinnon (1996) e Kwiatkowski *et al.* (1992).

Nota: a defasagem k é escolhida com base no critério de informação de Akaike (AIC).

A Tabela 1 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 se baseou na análise gráfica das séries por meio da Figura 2.

A Tabela 2 mostra o resultado da aplicação dos testes ADF e KPSS às séries dos núcleos e do IPCA. Os testes são aplicados em dois períodos diferentes para assegurar que o resultado não se modifica dentro deste intervalo da amostra⁵. As estatísticas indicam que todas as séries são classificadas como estacionária por ambos os testes, a um nível de significância de 5%, no período inicial e final.

Tabela 2 - Resultados dos Testes de Estacionariedade

Série	Período 1 (1996-2009)		Período 2 (1996-2014)	
	ADF	KPSS	ADF	KPSS
IPCA	$\tau_c = -5,83^{**}$	$\eta_\mu = 0,20$	$\tau_c = -3,70^{**}$	$\eta_\mu = 0,18$
IPCA-EX	$\tau_c = -3,99^{**}$	$\eta_\mu = 0,12$	$\tau_c = -2,88^{**}$	$\eta_\mu = 0,12$
IPCA-EX2	$\tau_c = -4,96^{**}$	$\eta_\mu = 0,19$	$\tau_c = -4,63^{**}$	$\eta_\mu = 0,15$
IPCA-MS	$\tau_c = -3,18^{**}$	$\eta_\mu = 0,22$	$\tau_c = -3,91^{**}$	$\eta_\mu = 0,19$
IPCA-DP	$\tau_c = -4,86^{**}$	$\eta_\mu = 0,15$	$\tau_c = -5,78^{**}$	$\eta_\mu = 0,11$

Fonte: Elaboração própria.** indica que se rejeita a hipótese nula ao nível de significância de 5%.

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

Tendo verificado que o pressuposto de estacionariedade é adequado ao comportamento das séries em estudo, analisa-se agora se os critérios de avaliação são atendidos pelas medidas de núcleo da inflação utilizadas pelo BC.

O primeiro critério é o de ausência de viés. A Tabela 3 mostra o resultado do teste *F* para verificar se existe diferença estatística entre a média da inflação e do núcleo. Considerando um nível de significância de 5%, o teste *F* indicou que os núcleos IPCA-EX, IPCA-EX2 e IPCA-MS atenderam ao critério (i) de ausência de viés.

Já o núcleo IPCA-DP apresentou evidência de que é enviesado no período analisado. Dado a regressão na Tabela 3 para o IPCA-DP, observa-se que o teste *F* indica intercepto diferente de zero e inclinação diferente de um. Desta maneira, o núcleo IPCA-DP deve ser usado com cautela pelo BC.

⁵Isto é importante pois a amostra é reduzida para realização das previsões fora da amostra.

Tabela 3 - Resultado do teste F para ausência de viés das medidas de núcleo

Núcleo	Parâmetros Estimados	Teste F (valor p) ¹
	$\pi_t = \alpha + \beta\pi_t^* + \varepsilon_t$	$H_0: \alpha = 0 \text{ e } \beta = 1$
IPCA-EX	$\pi_t = 0,068 + 0,965\pi_t^*$	0,0608
IPCA-EX2	$\pi_t = -0,041 + 1,105\pi_t^*$	0,6904
IPCA-MS	$\pi_t = -0,078 + 1,172\pi_t^*$	0,7659
IPCA-DP	$\pi_t = -0,093 + 1,217\pi_t^*$	0,0165

Fonte: Elaboração própria.

Nota: ¹ valor p calculado usando erros padrão robustos a autocorrelação e heterogeneidade de Newey e West (1987, 1994).

O segundo critério a ser avaliado é o da dinâmica de ajustamento. Para isso, a Tabela 4 apresenta os coeficientes de ajustamento estimados a partir das equações (6) e (7).

Quando se considera os núcleos IPCA-EX2 e IPCA-MS, o resultado do teste t mostra que para todo horizonte h , o coeficiente da inflação λ_h é negativo e o coeficiente do núcleo λ_h^* é estatisticamente igual a zero, como esperado. Isto indica que quando existe um desvio entre o IPCA e um destes núcleos, é o IPCA que se move em direção ao núcleo, e não o contrário. Essa evidência é encontrada para um horizonte de 3, 6, 9 e 12 meses à frente, ou seja, um desvio entre a inflação e o núcleo hoje faz com que a inflação se ajuste até um ano depois.

Tabela 4 - Resultados do teste t para os coeficientes de ajustamento da inflação e do núcleo

Núcleo	$h=3$		$h=6$		$h=9$		$h=12$	
	λ_h	λ_h^*	λ_h	λ_h^*	λ_h	λ_h^*	λ_h	λ_h^*
IPCA-EX	0,65	0,23	0,77	0,09	0,84	0,01	0,69	0,04
	0,00	-0,04	0,00	-0,49	0,00	-0,96	0,00	-0,78
IPCA-EX2	0,97	0,11	1,23	0,19	1,11	0,30	0,98	0,17
	0,00	-0,53	0,00	-0,20	0,00	-0,11	0,00	-0,40
IPCA-MS	0,87	0,04	1,03	0,09	0,92	0,06	0,82	0,14
	0,00	-0,77	0,00	-0,49	0,00	-0,65	0,00	-0,38
IPCA-DP	1,15	0,17	1,46	0,60	1,38	0,48	1,01	0,31
	0,00	-0,43	0,00	0,00	0,00	-0,03	0,00	-0,26

Fonte: Elaboração própria.

Nota: O valor entre parênteses é o valor p do teste t para a hipótese nula do coeficiente ser igual a zero usando erro padrão robusto a heterocedasticidade de White (1980). O número de defasagens k foi escolhido com base no critério de informação de Akaike (AIC) para o máximo de 6 defasagens.

Já o núcleo IPCA-DP apresentou um resultado diferente. O coeficiente de ajustamento da inflação λ_h foi negativo e significativo como esperado, mas o coeficiente de ajustamento do núcleo λ_h^* foi também negativo e significativo nos horizontes de 3 e 12 meses. Com isto, tanto o IPCA como o próprio núcleo IPCA-DP diminuem quando ocorre um desvio entre eles, sugerindo que o núcleo IPCA-DP não é um bom indicador de ajuste para a inflação.

Para o núcleo IPCA-EX, o teste t indica o resultado esperado para os coeficientes de ajustamento para os horizontes de 6, 9 e 12 meses à frente. Entretanto, quando se considera o horizonte de 3 meses à frente, há evidência de que o IPCA-EX é influenciado pelo IPCA, pois apresenta coeficiente de ajustamento do núcleo, λ_h^* , positivo e significativo.

As medidas IPCA-EX2 e IPCA-MS foram as únicas que apresentaram a dinâmica de ajustamento esperada para todos os horizontes de tempo escolhido; ou seja, é o IPCA que se move em direção a estes núcleos. No trabalho de Gamber *et al.* (2013) encontra-se resultado semelhante com a aplicação do mesmo modelo de ajustamento com dados dos Estados Unidos para o núcleo por médias aparadas.

Já para as medidas IPCA-EX e IPCA-DP, o ajuste pode ocorrer também através de movimentos do núcleo, dependendo do horizonte de tempo. Esta característica é indesejável, pois impossibilita a utilização destas medidas como indicadores da trajetória de longo prazo da inflação; i.e., uma diferença entre o núcleo e a inflação hoje poderá ser corrigida por movimentos de ambos, não sendo claro qual é o efeito do núcleo sobre a inflação.

Em suma, observa-se que em todos os casos o coeficiente de ajustamento da inflação λ_h foi negativo e significativo, indicando que o IPCA é influenciado por todos os núcleos. No entanto, as medidas IPCA-EX e IPCA-DP são também influenciadas pela inflação, o que é uma característica indesejável para um núcleo.

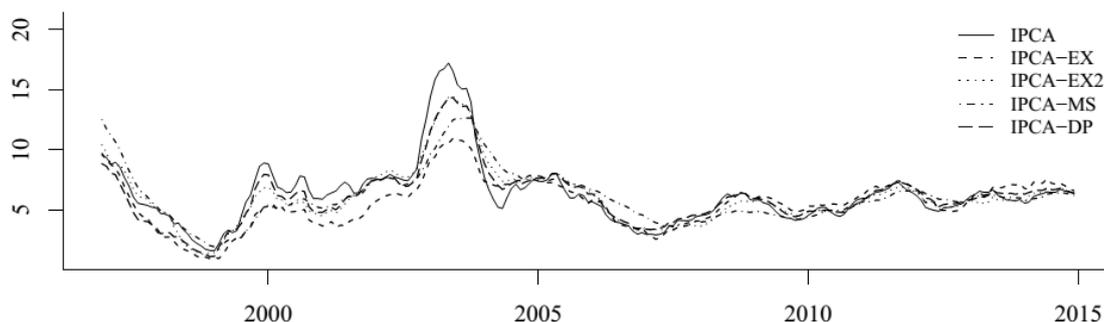
5.3 Capacidade Preditiva

Como a política monetária tem um efeito defasado sobre a economia, o BC analisa o comportamento futuro da inflação antes de estabelecer sua política. Assim, se a previsão com uma medida de núcleo é melhor do que a previsão com a própria inflação, então existe evidência de que esta medida deve ser usada como um instrumento auxiliar na formulação da política monetária.

O experimento de previsão fora da amostra descrito na seção 4.1 é utilizado agora para avaliar a capacidade preditiva das medidas de núcleo em prever o IPCA futuro comparada com a capacidade preditiva do próprio IPCA. Assim, espera-se que os modelos que utilizam os núcleos apresentem um erro de previsão menor que o erro do modelo que utiliza apenas o IPCA.

Como a variação do IPCA em um mês específico não é de interesse primário para o BC, transforma-se as séries de variações mensais para variações em 12 meses antes de realizar as previsões e os testes nesta subseção. A escolha da variação do IPCA em 12 meses se deve ao fato de ser este o intervalo de tempo usado no sistema de metas.

Figura 3 - Variação Percentual em 12 Meses do IPCA e dos Núcleos da Inflação.



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do BCB-Depec

Nota: As séries representam a variação % em 12 meses calculada do seguinte modo: $\pi_t^{(12)} = \prod_{j=t-12}^t (100 + \pi_j) - 100$, onde π_j representa a variação percentual mês a mês.

A Figura 3 apresenta as séries transformadas para variação em 12 meses. Aplicando-se os testes de estacionariedade da Tabela 2 obtém-se que as séries transformadas são também estacionárias. O gráfico das séries sugere que todas as medidas de núcleo possuem um comportamento dinâmico aderente ao IPCA apesar de algumas vezes apresentarem informação divergente sobre quando o nível de inflação está acima ou abaixo do núcleo.

A Tabela 5 apresenta os valores da raiz do erro quadrático médio (REQM)⁶ relativo ao REQM do modelo de referência para horizontes selecionados ($h = 3, 6, 9$ e 12) e diferentes períodos de previsão fora da mostra ($k = 24, 36$ e 48). Se um determinado modelo possui REQM relativo menor (maior) que 1, significa que este modelo apresenta REQM menor (maior) que o REQM do modelo de referência.

⁶ $REQM = \sqrt{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2 / T}$ onde y_t é a série observada e \hat{y}_t é a série prevista.

Tabela 5 - REQM obtido com os núcleos relativo ao REQM do modelo de referência

Série utilizada (período fora da amostra)	Horizonte (meses)			
	3	6	9	12
(2013.1 - 2014.12, k=24)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-EX	1,35	1,39	1,67	2,87
IPCA-EX2	1,12	1,32	1,45	1,49
IPCA-MS	1,00	1,00	0,99	1,48
IPCA-DP	0,99	0,94	0,88	0,91
(2012.1 - 2014.12, k=36)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-EX	1,30	1,31	1,39	1,69
IPCA-EX2	1,17	1,40	1,31	1,35
IPCA-MS	1,06	1,00	1,01	1,53
IPCA-DP	1,09	1,05	1,11	1,27
(2011.1 - 2014.12, k=48)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-EX	1,28	1,22	1,31	1,62
IPCA-EX2	1,13	1,28	1,24	1,25
IPCA-MS	1,08	1,00	1,00	1,45
IPCA-DP	1,06	1,03	1,08	1,19

Fonte: Elaboração própria.

Nota: O modelo de referência utiliza apenas a série IPCA.

O REQM relativo indicou que apenas as previsões com o núcleo IPCA-DP apresentaram um erro menor do que as previsões do modelo de referência. Este resultado é encontrado para todos os horizontes de previsão mas somente no período de 2013.1 a 2014.12. Quando se considera os períodos de 36 e 48 meses fora da amostra, o resultado não se mantém e o REQM do IPCA-DP passa a ser maior que o REQM do IPCA. Assim, o ganho obtido em termos de previsões mais precisas não foi consistente, pois somente em um dos três períodos de previsão fora da amostra, o modelo usando o IPCA-DP obteve um erro menor.

Já as previsões usando os núcleo IPCA-EX, IPCA-EX2 e IPCA-MS apresentaram um REQM relativo maior que 1 para todos os horizontes e períodos de previsão fora da amostra, com exceção do horizonte de 9 meses à frente para o período de 24 meses fora da amostra, em que o IPCA-MS tem um REQM relativo de 0,99.

Isto indica que esses núcleos não acrescentaram poder preditivo ao modelo, e que em alguns casos aumentam o erro de previsão.

O fato da capacidade preditiva dos núcleos ser menor que a do IPCA para horizontes de 3 e 6 meses, corrobora o resultado encontrado por Da Silva Filho e Figueiredo (2011) de que os núcleos não ajudam a explicar a inflação no curto prazo. No entanto, esperava-se que para horizontes de tempo mais longo, como 9 e 12 meses, os núcleos contribuíssem para uma previsão melhor, em termos de um menor REQM, o que não aconteceu.

De maneira geral, os resultados da previsão fora da amostra indicam que os núcleos não possuem capacidade preditiva maior que o próprio IPCA para prever a inflação num horizonte de até 12 meses à frente. Este fato reforça as evidências encontradas por Freeman (1998) e Bermingham (2010) de que os núcleos não apresentam um desempenho superior para previsões da inflação de longo prazo quando comparados com simples modelos de referência.

Esta constatação motivou a construção de uma medida de núcleo que pudesse se apresentar como uma alternativa viável de instrumento de previsão e controle da inflação com um desempenho menos inócuo do que as medidas tradicionais de núcleo usadas pelo BC.

6 METODOLOGIA PARA UMA NOVA MEDIDA DE NÚCLEO

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

6.1 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, já no domínio da frequência é possível compreender o comportamento da série a partir de diferentes horizontes

temporais já que a série é decomposta num conjunto de funções mais simples cujas propriedades facilitam a 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 definida sobre o tempo 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).

6.1.1 Método de Fourier

A representação espectral de Fourier basicamente 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 $\{x_t\}_{t \in T}$ é então a realização de diferentes variáveis aleatórias $\{X_t\}_{t \in T}$, onde 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 $\{X_t\}_{t \in T}$ de variáveis aleatórias X_t definidas sobre um espaço de probabilidade (Ω, \mathcal{F}, P) . 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 processo 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 pré-requisito 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, existem processos estocásticos ortogonais $dU(\lambda)$ e $dV(\lambda)$, tal que X_t pode ser representado da seguinte forma⁷:

$$X_t = \int_0^{\frac{1}{2}} \cos(2\pi\lambda t) dU(\lambda) + \int_0^{\frac{1}{2}} \sin(2\pi\lambda t) dV(\lambda) \quad (11)$$

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 funções e processos estocásticos mais simples, cujas propriedades pode-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:

$$E[dU(\lambda)] = E[dV(\lambda)] = 0, \forall \lambda \quad (\text{média zero}) \quad (12)$$

$$E[dU(\lambda)^2] = E[dV(\lambda)^2] = 2dF(\lambda), \forall \lambda \quad (\text{variância comum}) \quad (13)$$

$$E[dU(\lambda)dU(\lambda')] = E[dV(\lambda)dV(\lambda')] = 0, \forall \lambda \neq \lambda' \quad (\text{incrementos ortogonais}) \quad (14)$$

$$E[dU(\lambda)dV(\lambda')] = 0, \forall \lambda \neq \lambda' \quad (\text{não correlacionados}) \quad (15)$$

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

⁷ Para demonstração deste teorema ver Koopmans (1995) e Priestley (1981).

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 a função de autocovariância $\gamma(\tau)$, a qual é conhecida como teorema de Wiener-Khintchine⁸, que estabelece que:

$$\gamma(\tau) = \int_0^\pi \cos(\tau\lambda) f(\lambda) d\lambda \quad (16)$$

$$f(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \gamma(0) + 2 \sum_{\tau=1}^{\infty} \gamma(\tau) \cos(\lambda\tau) \right\} \quad (17)$$

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 .

6.2 Decomposição em Modos Empíricos

Apesar da análise espectral de Fourier apresentada na seção 6.1.1 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 baseando-se 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

⁸ Veja seção 4.8.2 de Priestley (1981) para uma demonstração do teorema.

diferentes componentes oscilatórios e utiliza apenas a distância entre máximos e mínimos locais da série para extrair as funções de modo intrínsecos (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 \citeonline{Drakakis2008} 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 $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 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.

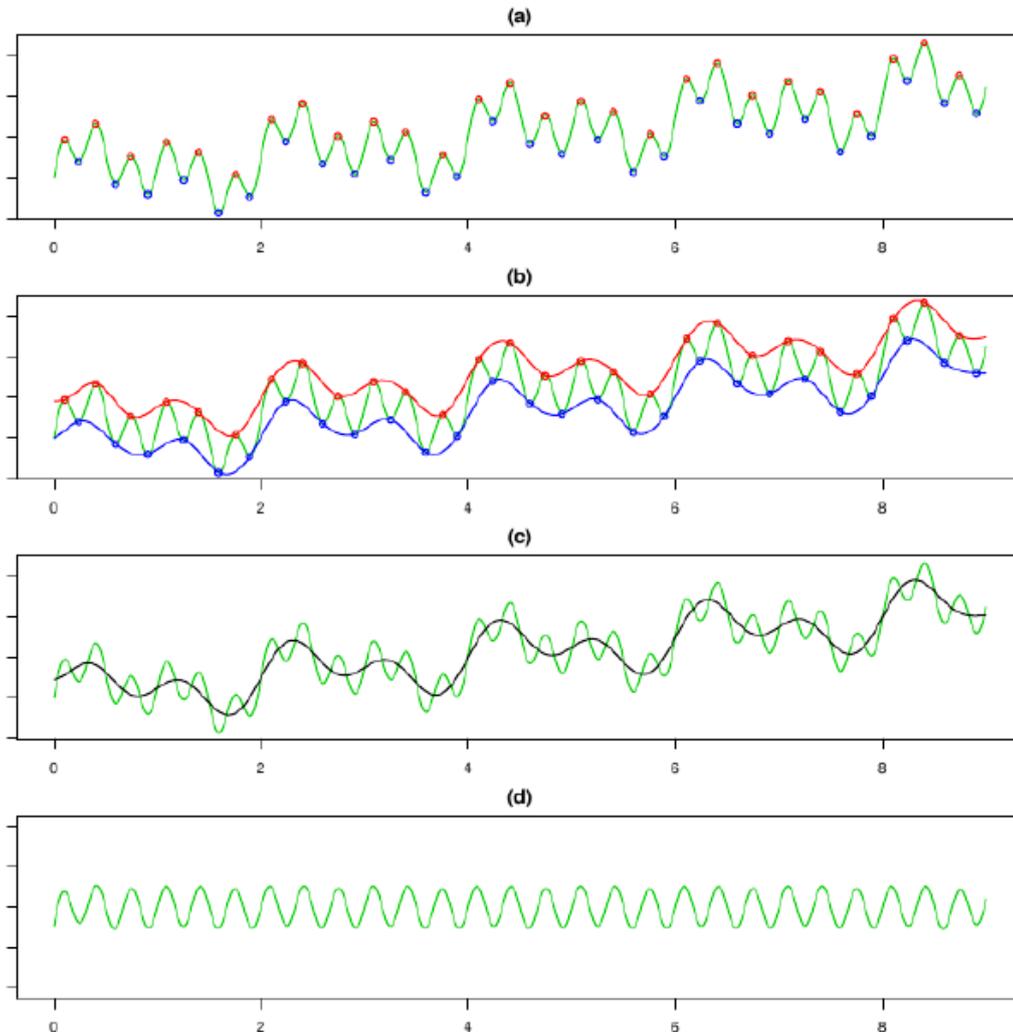
Uma característica da IMF é que ela captura a periodicidade intrínseca dos dados por meio do intervalo de tempo entre sucessivas alternâncias de máximos e mínimos locais (extremos), e portanto é totalmente local e adaptável.

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:

1. Identifica todos os máximos e mínimos locais, ou seja, os extremos da série x_t (figura 4 (a));
2. Executa uma interpolação cúbica destes pontos para gerar um envelope superior, u_t , e um envelope inferior, l_t (figura 4 (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 4 (c));
4. Subtrai m_t da série de dados x_t , e então se obtêm um componente oscilatório h_t (figura 4 (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 4 - 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 extraíndo 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:

$$x_t = \sum_{i=1}^k c_i(t) + r(t) \quad (18)$$

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;
3. Repete-se 1 e 2 iterativamente 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:

$$x_t = \sum_{i=1}^k \tilde{c}_i(t) + \tilde{r}(t) \quad (19)$$

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, \citeonline{Zhang2008} 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, \citeonline {Kong2010} .

6.3 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 :

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

O objetivo é encontrar uma aproximação π_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, Gonçalves 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 EMD sobre a série de inflação π_t , tem-se a seguinte representação espectral no domínio da frequência:

$$\pi_t = \sum_{i=1}^K IMF_i(t) + r(t) \quad (20)$$

onde $IMF_i(t)$ são funções de modo intrínsecos e $r(t)$ é o resíduo depois que as K IMFs são extraídas.

A representação espectral em (20) 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:

$$\pi_t^* = \sum_{i=d+1}^K IMF_i(t) + r(t) \quad (21)$$

onde d , $1 \leq d \leq K$, 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 (21) 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.

6.4 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.

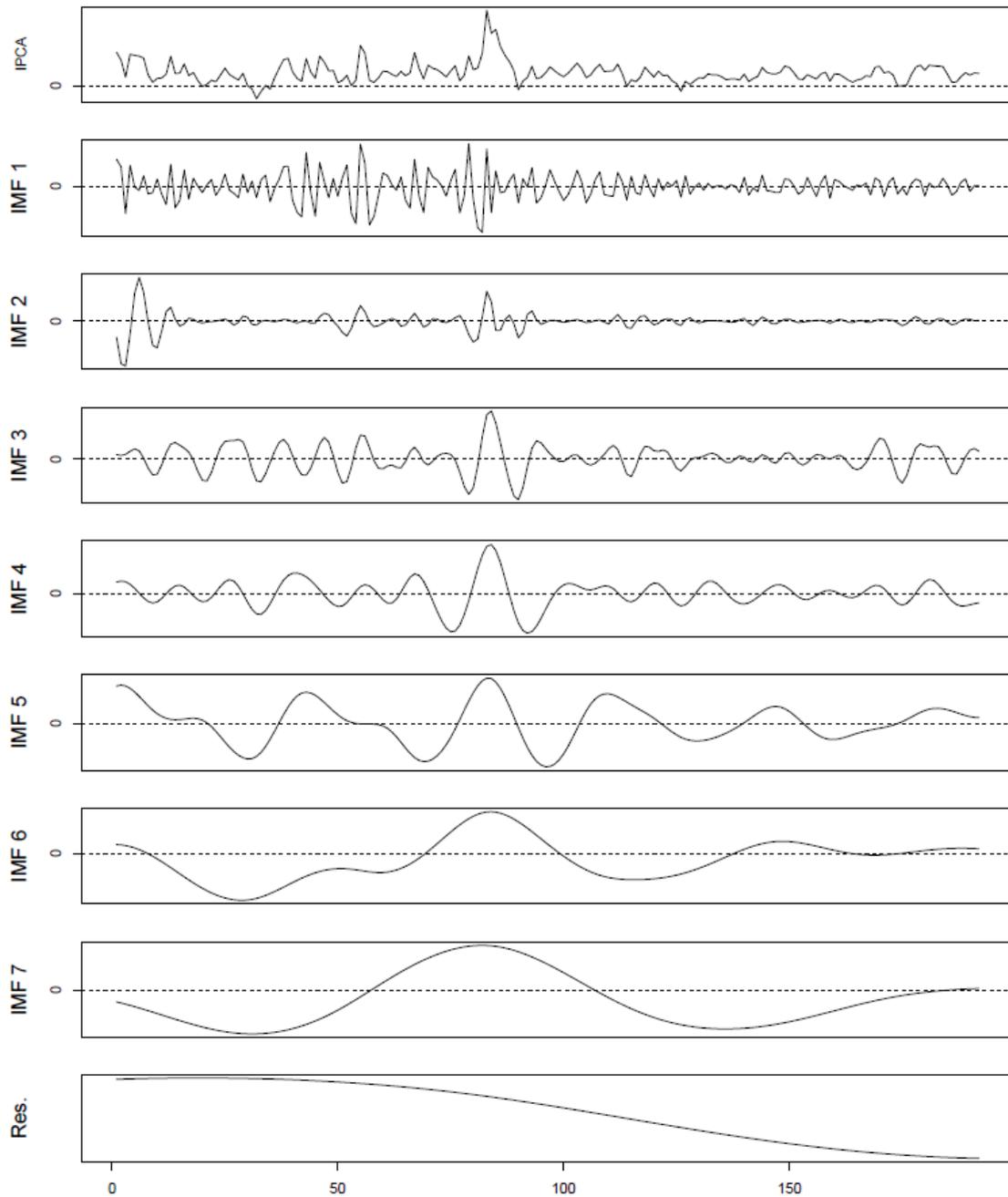
A medida de núcleo da inflação proposta neste trabalho segue a estratégia de eliminar o componente de ruído da série de inflação observada para capturar o componente sistemático, para isto, é utilizado o método espectral EMD apresentado na metodologia.

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)⁹ 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 grandes alterações nos resultados.

⁹ O código em MATLAB é disponibilizado pelos autores em http://www.bioingenieria.edu.ar/grupos/ldhlys/meteorres/re_inter.htm

Figura 5 - Decomposição IPCA através do Algoritmo EMD



Fonte: Resultados da pesquisa.

O resultado da decomposição EEMD, descrito na figura 5, 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 (21) utilizando-se o valor de d igual a 1 para eliminar a primeira IMF que contém a maior parte do ruído:

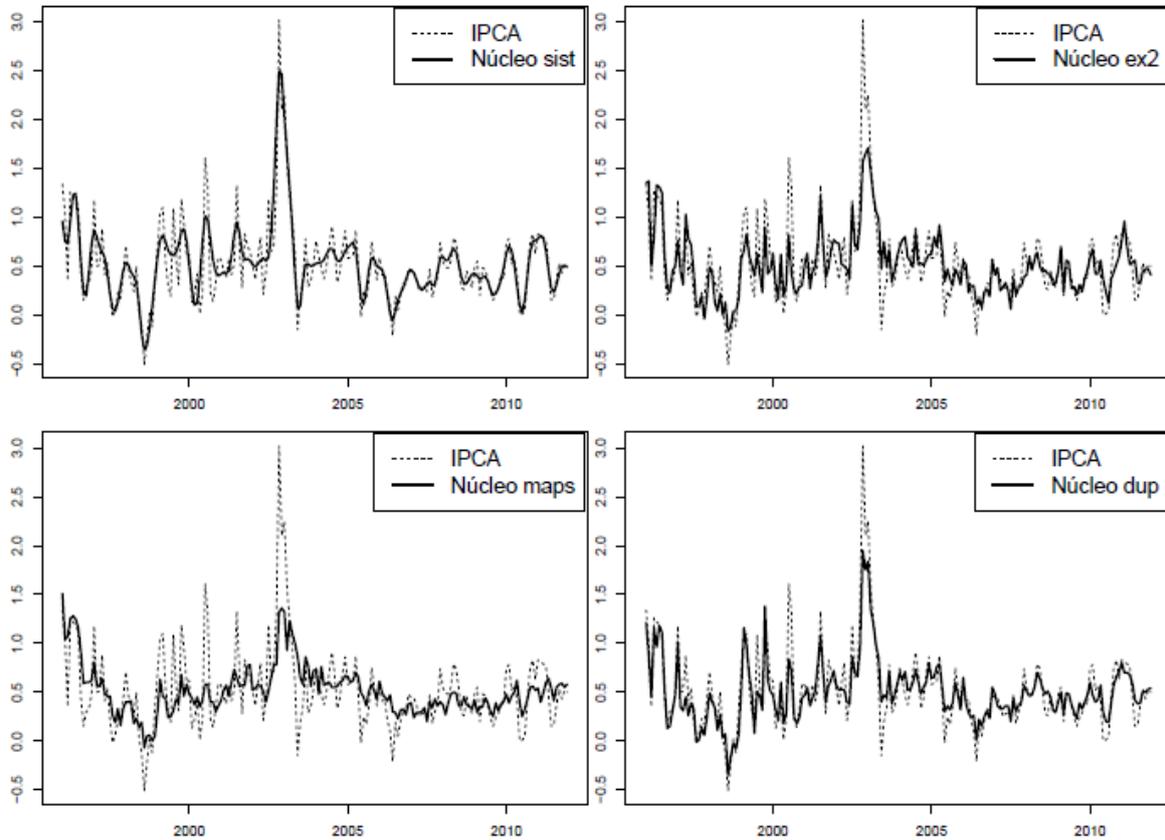
$$\text{núcleo sistemático}_i = \sum_{i=2}^7 IMF_i(t) + r(t) \quad (22)$$

Com a série de núcleo da inflação dada pela equação (22), é realizada a avaliação com testes estatísticos para verificar a adequação dessa medida para objetivos de política monetária.

6.5 Avaliação dos Núcleos da Inflação

Nesta seção é realizada a avaliação do núcleo sistemático calculado por meio da equação (22), *vis-à-vis* os núcleos utilizados pelo BC. Para não repetir todas as avaliações feitas na seção 5 escolheu-se, respectivamente, as duas medidas de núcleo utilizadas pelo BC que apresentaram a melhor performance e uma que apresentou a pior performance na avaliação anterior; ou seja, o núcleo por exclusão (EX2), o núcleo de médias aparadas com suavização (MS) e o núcleo de dupla ponderação (DP). 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.

Figura 6 - Núcleos da Inflação e IPCA



Fonte: Resultados da pesquisa.

Uma característica que se pode notar a partir da figura 6 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 (MS) e de dupla ponderação (DP). 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.

6.5.1 Condições estatísticas

A condição (i) refere-se a característica do núcleo da inflação ser não enviesado, 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.

Na Tabela 6 encontram-se os resultados dos testes descritos anteriormente, aplicados às medidas de núcleo. Verifica-se que a medida calculada pelo método que foi proposto neste trabalho, o núcleo sistemático (SIST), atendeu a 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 (DP) continuou apresentando o pior desempenho, pois como não atendeu a condição (i), é uma medida enviesada. Verificando-se a estimação da regressão da condição (i) para o núcleo DP, observa-se que este núcleo subestima a inflação pois apresenta um beta maior que um. Desta maneira, o núcleo DP 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 (MS), 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 6 - Resultados dos Testes das Condições Estatísticas Aplicados às Medidas de Núcleo (p-valores)

<i>Núcleo</i>	<i>(i) Não enviesado (não rejeita H_0)</i>	<i>(ii) Atrator da inflação (rejeita H_0)</i>	<i>(iii) Fracamente exógeno (não rejeita H_0)</i>
SIST	0.876	0.000	0.198
EX2	0.081	0.000	0.000
MS	0.172	0.000	0.002
DP	0.000	0.000	0.000

Fonte: Resultados da pesquisa.

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.

6.5.2 Previsão fora da amostra

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, utiliza-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).

A Tabela 7 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.

Tabela 7 - Testes de Estacionariedade dos Núcleos e do IPCA

Série	Período inicial (1996.1-2007.12)		Período final (1996.1-2011.11)		Conclusão
	ADF	KPSS	ADF	KPSS	
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
MS	$\tau_c = -3.05^{**}$	$\eta_\mu = 0.15$	$\tau_c = -3.67^{**}$	$\eta_\mu = 0.21$	Estacionária
DP	$\tau_c = -4.49^{***}$	$\eta_\mu = 0.16$	$\tau_c = -5.24^{***}$	$\eta_\mu = 0.13$	Estacionária

Fonte: Resultados da pesquisa.

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

*** 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%.

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):

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

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 amostra ($k = 36, 48$ 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 está presente na própria série do IPCA, já valores iguais a 1 indica que o erro de previsão são iguais, e o núcleo da inflação não adiciona informações sobre a inflação futura

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 8 - 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 (MS)	0.99	1.06	1.03**	1.00
Núcleo de dupla ponderação (DP)	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 (MS)	1.02	1.01	0.98	0.98***
Núcleo de dupla ponderação (DP)	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 (MS)	0.99	0.96	0.94***	0.94
Núcleo de dupla ponderação (DP)	1.00	1.01	1.00	1.00

Fonte: resultados da pesquisa.

Notas: ** estatisticamente significativa ao nível de 5%; *** estatisticamente significativa ao nível de 1%; A estatística se refere ao teste de Diebold e Mariano Modificado no qual a hipótese nula é que as previsões são estatisticamente iguais; ¹ a escolha do modelo de referência AR(1) é baseada no trabalho de Arruda, Ferreira e Castelar (2011).

Mostra-se ainda, conforme a Tabela 8, que as medidas de núcleos EX2, MS e DP utilizadas pelo BC não contribuem para prever a inflação, pois geram previsões aproximadamente iguais às previsões do modelo de referência AR(1). Percebe-se que dependendo do período de previsão fora da amostra, todos os modelos VAR que utilizaram os núcleos fornecidos pelo BC apresentaram 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 Da 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 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 todas 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 significativa.

Resumidamente, verifica-se que o núcleo sistemático tem uma contribuição estatisticamente significativa quando é utilizado para prever a inflação fora da amostra e que possui informações sobre a inflação futura que não se encontram na própria série de inflação IPCA.

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 técnica de análise espectral, uma técnica baseada 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 adotado a decomposição em modos empíricos, um método desenvolvido para ser aplicados à séries não estacionárias e não lineares, e que tem apresentado resultados satisfatórios em aplicações empíricas de economia.

Os testes estatísticos mostraram que o núcleo sistemático construído neste trabalho é não enviesado, no sentido de que a média do núcleo e da inflação não divergem 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 deve ser usado com cuidado pelo BC. 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 esta 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 significativo no poder preditivo usando a mesma especificação que inclui a inflação passada.

Desta forma, se conclui que a nova medida de núcleo é melhor do que as medidas convencionais do BC para prever a inflação fora da amostra, pois possui informações sobre a inflação futura que não é encontrada na própria série de inflação IPCA.

Os resultados empíricos aqui obtidos apontam, ainda, que a medida de núcleo da inflação construída 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 ser não-enviesada, atratora da inflação e fracamente exógena; possuindo, portanto, as características exigidas para uma medida ser útil aos objetivos da política monetária.

Referências Bibliográficas

ALVES, A. P. A. **Núcleo da inflação como fator comum do IPCA: uma abordagem do modelo de fator dinâmico generalizado**. 2009. Dissertação (Mestrado em Economia), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo – USP, 2009.

ANG, A.; BEKAERT, G.; WEI, M. Do macro variables, asset markets, or surveys forecast inflation better?. **Journal of Monetary Economics**, v.54, n.4, p.1163 – 1212, May. 2007.

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./set. 2011.

BAGLIANO, F. C.; MORANA, C. A common trends model of UK core inflation. **Empirical Economics**, v. 28, n.1, p. 157–172, Jan. 2003.

BAI, J.; NG, S. Determining the number of factors in approximate factor models. **Econometrica**, v.70, n. 1, p. 191–221, Jan. 2002.

BAI, J.; NG, S. Large dimensional factor analysis. **Foundations and trends (R) in econometrics**, v.3, n.2, p. 89–163, 2008.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Metodologia do novo conjunto de medidas de núcleo de inflação. **Relatório de Inflação**, v. 11, n. 4, Brasília, dez., 2009.

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, 2010.

BARROS, R. W. S.; SCHECHTMAN, J. Medidas de núcleo da inflação para a economia brasileira: utilização das médias aparadas no IPCDI/FGV. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 29., dez., 2001, Niterói. **Anais...**, Niterói, Brasil.

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.

BILKE, L.; STRACCA, L. A persistence-weighted measure of core inflation in the Euro area. **Economic Modelling**, v. 24, n. 6, p.1032–1047, 2007.

BLANCHARD, O. J.; QUAH, D. The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances. **The American Economic Review**, v. 79, n.4, 1989.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. San Francisco: Holden-Day, 1970.

BRYAN, M. F.; CECCHETTI, S. G. Measuring core inflation. *In*: MANKIW, N. Gregory (Ed.), **Monetary policy**. National Bureau of Economic Research Studies in Income and Wealth. Chicago: University of Chicago Press, 1994. p. 195-219.

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.

DA SILVA FILHO, T. N. T.; 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, 2011.

_____.; _____. **Revisitando as medidas de núcleo de inflação do Banco Central do Brasil**. Trabalhos para Discussão, n. 356, p. 1-30, mai., 2014.

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.

DOWD, K., COTTER, J.; LOH, L. U.S. Core inflation: a wavelet analysis. **Macroeconomic Dynamics**, v. 15, n.04, p. 513-536, 2011.

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, abr., 2002.

FLANDRIN, P.; GONCALVES, P.; RILLING, G. Detrending and denoising with empirical mode decompositions. *In: EUROPEAN SIGNAL PROCESSING CONFERENCE (EUSIPCO'04), 12., 2004, Vienna, Proceedings...*, 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, 2001. Technical Reports, 89.

HUANG, N. E. *et al.* The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *In: ROYAL SOCIETY OF LONDON. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, Proceedings...* v. 454, n. 1971, p. 903-995, 1998.

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.

FORNI, M., HALLIN, M.; LIPPI, M.; REICHLIN, L. The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation. **Review of Economics and Statistics**, v. 2, n.4, p. 540-554, 2000.

FREEMAN, D. G. Do core inflation measures help forecast inflation? **Economics Letters**, v. 58, n. 2, p. 143-147, 1998.

GAMBER, E. N.; SMITH, J. K.; EFTIMOIU, R. **The dynamic relationship between core and headline inflation**. Working Paper, Lafayette College, Easton, Pennsylvania, Feb., 2013.

GIANNONE, D.; MATHESON, T; A new core inflation indicator for New Zealand. **International Journal of Central Banking**, v. 3, n. 4, p.145-180, 2006.

HODRICK, R. J., PRESCOTT, E. C. Postwar U.S. business cycles: an empirical investigation. **Journal of money, credit and banking**, v. 29, n.1, p. 1-16, 1997.

HOGAN, S.; JOHNSON, M.; LFLÈCHE, T. Core inflation. **Technical Reports**, n. 89, 2001.

KAPETANIOS, G. A note on modelling core inflation for the UK using a new dynamic factor estimation method and a large disaggregated price index dataset. **Economics Letters**, v. 85, n. 1, p. 63-69, 2004.

KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C. B.; SCHMIDT, P., SHIN, Y. 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, 1992.

LE BIHAN, H.; 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, 2000.

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.

MARCELLINO, M.; STOCK, J. H.; WATSON, M. W. A comparison of direct and iterated multistep {AR} methods for forecasting macroeconomic time series. **Journal of Econometrics**, v. 135, n.1-2, p. 499-526, 2006.

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

_____; _____.; 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. Versão 7.9.0 (r2010a). Natick, Massachusetts, 2010.

MEHRA, Y. P.; REILLY, D. Short-term headline-core inflation dynamics. **Economic Quarterly**, v. 95, n. 3, p. 289-313, 2009.

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

PARKIN, M. On core inflation by Otto Eckstein: a review essay. **Journal of Monetary Economics**, v. 14, n. 2, p. 251-264, Sep., 1984.

NEWHEY, W. K.; WEST, K.D. A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. **Econometrica**, v.55, n. 3, p. 703-708, 1987.

_____.; _____. Automatic lag selection in covariance matrix estimation. **The Review of Economic Studies**, v. 61, n. 4, p. 631–653, 1994.

PICCHETTI, P.; KANCZUK, F. An application of Quah and Vahey's SVAR methodology for estimating core inflation in Brazil. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 29., 2001, Salvador, **Anais**...: Salvador, Brasil, dez., 2001

PICCHETTI, P.; TOLEDO, C. How much to trim?: a methodology for calculating core inflation, with an application for Brazil. *In*: MEETING OF THE LATIN AMERICAN AND CARIBBEAN ECONOMIC ASSOCIATION, LACEA, 3., Rio de Janeiro, Brazil, Oct., 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**, v. 105, n. 432, p.1130-1144, 1995.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2014.

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**, v.13, n. 3, p. 19-38, 2007.

ROGER, S. **Core inflation: concepts, uses and measurement**. Discussion Paper Series, G98/9,. Reserve Bank of New Zealand, 1998.

SAID, S. E.; DICKEY, D. A. Testing for unit roots in autoregressive moving average models of unknown order. **Biometrika**, v. 71, n. 3, p. 599–607, 1984.

SANTOS, C. S. **Núcleo da inflação no Brasil**: uma abordagem empírica no domínio de frequência. 2012. 45 f. Dissertação (Mestrado em Economia), Programa de Pós-Graduação em Economia, CAEN, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2012.

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, Dec., 1997.

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*: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ACOUSTICS, SPEECH AND SIGNAL PROCESSING (ICASSP), 2011, Prague, Czech Republic: [s.n.], 2011.

SHMUELI, G. To explain or to predict? **Statistical Science**, v. 25, n. 3, p. 289–310, 2010.

SMITH, J. K. Weighted median inflation: is this core inflation? **Journal of Money, Credit and**

Banking, v. 36, n. 2, p. 253–263, 2004.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W Diffusion indexes. **NBER Working Paper Series**, n. 6702, Cambridge, Aug., 1998.

_____.; _____. Testing for common trends. **Journal of the American Statistical Association**, v. 83, n. 404, p. 1097–1107, 1988.

_____.; _____. Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 20, n.2, p. 147–162, 2002.

TROMPIERI NETO, N.; CASTELAR, L. I. M.; LINHARES, F. C. Núcleo da inflação: uma aplicação do modelo de tendências comuns para o Brasil. **Anais... In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA**, 39., Foz do Iguaçu, Brasil, dez.; 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.

WHITE, H. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. **Econometrica**, v. 48, n. 4, p. 817–838, 1980.

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, **Federal Reserve Bank of St. Louis Review**, v. 90, n. 3, mai./jun., 2008.

Apêndice A

Tabela A.1 – Especificação dos modelos de previsão no final da amostra

<i>h</i>	IPCA <i>p</i>	EX <i>p; q</i>	EX2 <i>p; q</i>	MS <i>p; q</i>	DP <i>p; q</i>
3	2	3;2	4;2	1;2	1;2
6	2	2;2	3;2	1;2	1;2
9	2	3;1	2;1	1;2	1;2
12	2	3;4	2;1	4;1	2;1

Fonte: Elaboração própria.

Notas: As escolhas das defasagens *p* e *q* dos modelos são baseadas no critério BIC.

Este trabalho inicialmente avalia as medidas de núcleo da inflação utilizadas pelo Banco Central do Brasil a partir de modelos econométricos de séries temporais. Três aspectos básicos do núcleo são avaliados, a ausência de viés, a dinâmica de ajustamento e a capacidade preditiva fora da amostra. As medidas avaliadas foram o núcleo por exclusão sem monitorados e alimentos no domicílio, o núcleo por exclusão ex2, o núcleo médias aparadas suavizadas e o núcleo dupla ponderação. Os resultados mostram que apenas os núcleos por exclusão ex2 e médias aparadas suavizadas não possuem viés e servem como indicador da dinâmica de ajustamento para a inflação. Com relação à capacidade preditiva, os resultados indicam que os núcleos divulgados pelo BC do Brasil não são adequados para prever a inflação no longo prazo. Com base nesta constatação uma nova medida de núcleo da inflação, denominada núcleo sistemático, é proposta e novamente se faz uma avaliação comparativa com os núcleos convencionais. 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. Os resultados empíricos apontam que a nova medida de núcleo obtida neste trabalho contribuiu para prever a inflação fora da amostra e atendeu as propriedades estatísticas de ser não-enviesada, atratora da inflação e fracamente exógena, possuindo, portanto, as características exigidas para uma medida ser útil aos objetivos da política monetária.