

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

Matheus Fellipe de Oliveira Santos

Singular Spectrum Analysis para estimativa de núcleo de inflação no Brasil

Juiz de Fora

2022

Matheus Fellipe de Oliveira Santos

Singular Spectrum Analysis para estimativa de núcleo de inflação no Brasil

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia

Orientador: Prof. Dr. Rafael Morais de Souza

Coorientador: Prof. Dr. Wilson Luiz Rotatori Corrêa

Juiz de Fora

2022

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Fellipe de Oliveira Santos, Matheus .

Singular Spectrum Analysis para estimativa de núcleo de inflação no Brasil Juiz de Fora 2022 / Matheus Fellipe de Oliveira Santos. -- 2022.

93 p.

Orientador: Morais de Souza Rafael

Coorientador: Wilson Luiz Rotatori Corrêa

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia. Programa de Pós-Graduação em Economia, 2022.

1. Núcleo de Inflação . 2. Tendência de Inflação. 3. Singular Spectrum Analysis. 4. Capacidade preditiva . I. Rafael , Morais de Souza, orient. II. Luiz Rotatori Corrêa, Wilson , coorient. III. Título.

Matheus Fellipe de Oliveira Santos

Singular Spectrum Analysis para estimativa de núcleo de inflação no Brasil

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia Aplicada. Área de concentração: Economia

Aprovada em 11 de abril de 2022.

BANCA EXAMINADORA

Dr. Rafael Morais de Souza - Orientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Wilson Luiz Rotatori Corrêa - Coorientador

Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Luciano Ferreira Gabriel

Universidade Federal de Juiz de Fora

Dr. Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

Juiz de Fora, 06/04/2022.



Documento assinado eletronicamente por **Rafael Morais de Souza, Professor(a)**, em 11/04/2022, às 15:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Wilson Luiz Rotatori Correa, Professor(a)**, em 11/04/2022, às 18:41, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Fernando Luiz Cyrino Oliveira, Usuário Externo**, em 11/04/2022, às 21:01, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luciano Ferreira Gabriel, Professor(a)**, em 12/04/2022, às 12:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Uffj (www2.ufff.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **0735644** e o código CRC **E0158B06**.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, à minha mãe Juliana, aos meus avós Isaías e Maria e ao meu irmão Arthur, por todo carinho e apoio que sempre me deram em todas as áreas da minha vida. Também, aos meus familiares e amigos de longa data, pelo incentivo para atingir meus objetivos.

Ao meu orientador e ao meu coorientador, Prof. Dr. Rafael Morais e Prof. Dr. Wilson Rotatori, pelas participações e sugestões durante todo o processo. Deixo um agradecimento especial ao professor Rafael, cujas orientações e paciência foram essenciais para a conclusão deste trabalho.

A todos os professores da Faculdade de Economia e do Programa de Pós-Graduação em Economia da UFJF, pela contribuição à minha formação acadêmica e profissional.

À CAPES, pelo apoio financeiro no decurso dos meus estudos e da execução desta pesquisa.

Por fim, aos funcionários da Universidade Federal de Juiz de Fora e a todas as pessoas que contribuíram direta e indiretamente para a realização deste trabalho.

RESUMO

As medidas de inflação baseadas em índices de custo de vida podem não ser as mais adequadas para o uso da política monetária, pois podem possuir elevado grau de ruído em sua composição. Uma proposta para reduzir o ruído presente nos índices de preços ao consumidor é a medida de núcleo de inflação, que visa a separar o ruído da estimação da tendência de longo prazo da inflação. Este trabalho avaliou se as medidas de núcleo de inflação obtidas pelo método *Singular Spectrum Analysis* (SSA) são viáveis para o uso da autoridade monetária no Brasil. As medidas estimadas por SSA a partir dos dados do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) entre 1999 e 2021 foram comparadas aos núcleos de inflação utilizados pelo Banco Central do Brasil através da avaliação das propriedades de ausência de viés, da dinâmica de ajustamento e da capacidade preditiva. Os resultados apontaram que as medidas estimadas por SSA através de análise gráfica e agrupamento por frequência apresentaram as propriedades desejadas e demonstraram ter uma capacidade preditiva maior que as medidas utilizadas pela autoridade monetária brasileira. Destaca-se, também, que os núcleos de inflação do Banco Central devem ser utilizados com parcimônia, visto que algumas das medidas não possuem resultados satisfatórios em relação à ausência de viés e à capacidade preditiva. Com isso, o método SSA, a partir dos agrupamentos por análise gráfica e por frequência, pôde fornecer melhores núcleos de inflação para o Banco Central do Brasil.

Palavras-chave: Núcleo de Inflação; Tendência de Inflação; *Singular Spectrum Analysis*; Capacidade preditiva

ABSTRACT

Inflation measures based on cost-of-living indices may not be the most appropriate for the use of monetary policy, as they may have a high degree of noise in their composition. A proposal to reduce the noise present in consumer prices indexes is the measure of core inflation, which aims to separate the noise from the estimation of the long-term inflation trend. This work evaluated whether the core inflation measures obtained by the *Singular Spectrum Analysis* (SSA) method are feasible for use by the monetary authority in Brazil. The measures estimated by SSA from the Broad Consumer Price Index (IPCA) data between 1999 and 2021 are compared to the inflation cores used by the Central Bank of Brazil, through the evaluation of the properties of unbiasedness, short-term adjustment dynamics and the predictive ability. The results indicated that the measures estimated by SSA through graphical analysis and grouping by frequency ranges fulfill the tested properties and demonstrate a greater predictive capacity than the measures used by the Brazilian monetary authority. Moreover, the Central Bank cores should be used sparingly, as some of the measures do not have satisfactory results regarding the unbiasedness and predictive ability. Therefore, SSA method grouping by graphical analysis and frequency ranges can provide better inflation core measures for the Central Bank of Brazil.

Keywords: Core Inflation; Inflation Trend; Singular Spectrum Analysis; Predictive ability

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	6
2	REVISÃO DE LITERATURA	9
2.1	A QUESTÃO DA MEDIÇÃO DA INFLAÇÃO	9
2.2	NÚCLEO DE INFLAÇÃO: CONCEITO E PROPRIEDADES	10
2.3	FORMAS DE CONSTRUÇÃO DO NÚCLEO DE INFLAÇÃO	13
2.4	NÚCLEO DE INFLAÇÃO NO BRASIL	17
3	METODOLOGIA E BASE DE DADOS	20
3.1	<i>SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS</i>	20
3.1.1	Incorporação	21
3.1.2	Decomposição em valores singulares (SVD)	22
3.1.3	Agrupamento	23
3.1.4	Média Diagonal	23
3.1.5	Separabilidade	25
3.1.6	O parâmetro L de defasagem	26
3.1.7	Agrupamento por frequência	27
3.1.8	Agrupamento por clusterização hierárquica	28
3.2	TESTES DE AVALIAÇÃO	29
3.3	BASE DE DADOS	32
4	A SÉRIE DO IPCA E A IMPLEMENTAÇÃO DO MÉTODO SSA	33
4.1	PROPRIEDADES BÁSICAS DA SÉRIE DE INFLAÇÃO	33
4.2	ESTIMAÇÃO POR <i>SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS</i>	37
4.2.1	Análise Gráfica	37
4.2.2	Agrupamento por Frequência	48
4.2.3	Clusterização Hierárquica	52
5	RESULTADOS DOS TESTES DE AVALIAÇÃO	55
5.1	ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS	55
5.2	TESTES DE RAIZ UNITÁRIA	57
5.3	AUSÊNCIA DE VIÉS	58
5.4	AJUSTAMENTO DINÂMICO	58
5.5	CAPACIDADE PREDITIVA	60
6	CONCLUSÃO	70
	REFERÊNCIAS	72
	APÊNDICE A – Pacotes utilizados	78
	APÊNDICE B – Testes de Avaliação para os núcleos de inflação	79
	APÊNDICE C – Núcleos de Inflação do Banco Central do Brasil	89
	APÊNDICE D – Especificação dos Lags	91

1 INTRODUÇÃO

O regime de metas de inflação passou a ser adotado em diversos países com o intuito de proteger o valor da moeda a partir da manutenção da inflação em um patamar baixo e estável, assim contribuindo para a tomada de decisão individual. Todavia, sua aplicação demanda uma medida crível para o acompanhamento da inflação em torno de uma meta preestabelecida (ARMOUR, 2006; SILVA FILHO; FIGUEIREDO, 2014).

Em geral, a medida de inflação especificada para o regime de metas é construída a partir de índices de preços ao consumidor, entretanto, este tipo de medidas pode conter um elevado grau de ruído em sua composição devido a diversos fatores como, por exemplo, choques de oferta, sazonalidade e erros de medida, o que pode levar a autoridade monetária a elevar a taxa de juros em função de eventos exógenos, promovendo uma instabilidade desnecessária na atividade econômica.

Uma proposta para resolução dessa questão é a formulação das medidas de núcleo de inflação, que visam a filtrar os efeitos de mudanças temporários na inflação (ruído) e a fornecer informações sobre a tendência de longo prazo (sinal), mantendo as principais características da inflação e com menor volatilidade do que a inflação ao consumidor para que a autoridade monetária não reaja a eventos que interferem na inflação apenas no curto prazo e que são independentes de sua ação. A literatura fornece diversas formas de estimação do núcleo de inflação, de medidas mais simples, como as de exclusão prévia de itens ou métodos de séries temporais, porém, a melhor forma de fazer a filtragem do ruído da inflação ainda é uma questão relevante dentro da política monetária.

A filtragem do ruído do componente de sinal de uma série temporal é uma das propriedades do método *Singular Spectrum Analysis* (SSA) já consolidadas na literatura¹. Este método é não paramétrico e possui como um dos objetivos a decomposição de uma série temporal em componentes como tendência, sazonalidade e resíduo. O SSA possui um elevado grau de flexibilidade, em que é possível a extração de diversos tipos de tendência, sendo potencialmente útil para o problema da separação do ruído da inflação.

A única referência da literatura de estimação de núcleo de inflação utilizando o método SSA é Ruch e Bester (2013)², que encontraram que o método não apenas é capaz de extrair diferentes formas de tendência de inflação como também, fornecer medidas que obedecem a propriedades de núcleo de inflação, além de possuírem maior poder preditivo em relação a outras formas de estimação para o caso da África do Sul.

Na prática, os bancos centrais utilizam um grupo de medidas de modo a capturar

1 A capacidade do método SSA em separar ruído do sinal é amplamente destacada em Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018), Golyandina e Zhigljavsky (2020) e Hassani e Mahmoudvand (2018).

2 A despeito dos esforços feitos, esta é a única referência encontrada a respeito da estimação de núcleos de inflação utilizando o método SSA.

um conjunto amplo de informações sobre a tendência de inflação, todavia, os núcleos que compõem este grupo estão sob constante revisão a respeito de sua capacidade de previsão e fornecimento de informações sobre a tendência de inflação. De forma geral, o conjunto de núcleos de inflação utilizado por bancos centrais, incluindo o Banco Central do Brasil (BCB), é composto, em sua maioria, por medidas construídas a partir de dados em cortes transversais como, por exemplo, as medidas de exclusão e de influência limitada.

No caso do Brasil, as medidas de núcleo de inflação são alvo de questionamento da literatura. Silva Filho e Figueiredo (2011) encontraram que as medidas utilizadas pela autoridade monetária apresentam viés e fornecem previsões de baixa qualidade. Silva Filho (2012), Silva Filho e Figueiredo (2014) também criticaram a capacidade preditiva dos núcleos de inflação da autoridade monetária do Brasil. Por sua vez, a autoridade monetária brasileira publicou um relatório em 2021 visando a alterar o conjunto de núcleos utilizados passando de sete para cinco medidas e incluindo um novo tipo de núcleo para o acompanhamento da inflação dentro do regime de metas³.

Nesse contexto, objetiva-se avaliar se o uso do método SSA para a construção de núcleo de inflação se mostra factível no Brasil, a partir da extração da tendência de longo prazo do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) entre 1999 e 2021 por este método e da comparação com as medidas de núcleo de inflação utilizadas pelo Banco Central do Brasil (BCB), com relação às propriedades de ausência de viés, dinâmica de ajustamento e capacidade preditiva. Desse modo, se poderá avaliar quais núcleos são passíveis de uso pela autoridade monetária brasileira.

Os resultados desta dissertação mostraram que as medidas estimadas por SSA a partir de agrupamento por análise gráfica e agrupamento por frequência apresentam as propriedades desejadas, além de estas possuírem, em geral, um maior poder preditivo quando comparadas com as medidas utilizadas pelo Banco Central do Brasil. Quanto a estas medidas, seu uso deve ser cauteloso, visto que algumas delas não apresentam as propriedades desejadas e possuem baixo poder preditivo quando comparadas com a própria série de IPCA, corroborando o que foi encontrado por Silva Filho e Figueiredo (2011), Silva Filho e Figueiredo (2014) e Santos e Castelar (2016).

A principal contribuição desta dissertação para a literatura foi aplicar o método SSA, ainda pouco explorado para a construção de núcleos de inflação para o caso do Brasil, assim como não foi feita apenas a abordagem padrão do SSA, mas também foram utilizadas outras duas versões deste método, resultando em três núcleos de inflação diferentes.

Esta dissertação está organizada da seguinte forma: Na seção 2 é apresentada a revisão de literatura sobre núcleo de inflação. A seção 3 descreve o método SSA, assim como os testes para avaliação das medidas de núcleo de inflação e a base de dados principal.

3 As medidas utilizadas pelo Banco Central do Brasil estão em BCB (2021).

A seção 4 contém uma análise das propriedades básicas da série de IPCA e os resultados da estimação por SSA. A seção 5 apresenta os resultados dos testes de avaliação. Por fim, a seção 6 apresenta a conclusão deste trabalho.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo apresenta a revisão de literatura sobre as medidas de núcleo de inflação. A primeira parte traz uma síntese a respeito dos problemas do uso de medidas de preços ao consumidor como medidas de inflação para a autoridade monetária. A segunda parte apresenta o conceito de núcleo de inflação e as propriedades consideradas em sua composição. A terceira, por sua vez, contém uma discussão a respeito das formas de construção de um núcleo de inflação. Por fim, a quarta parte traz uma apresentação da literatura de núcleos de inflação para o Brasil.

2.1 A QUESTÃO DA MEDIÇÃO DA INFLAÇÃO

Para a estabilização do índice de preços no regime de metas de inflação é necessário quantificar a meta de aumento de preços com um nível de tolerância em torno da meta, considerando, para tanto, os índices de preços ao consumidor como as medidas mais utilizadas para este fim (ARMOUR, 2006; STOCK; WATSON, 2016; WYNNE, 2008). Entretanto, é preciso ressaltar que Mankiw e Reis (2003) destacam que tais índices refletem movimentos no custo de vida, não sendo, portanto, necessariamente a melhor medida para ser utilizada como alvo na política monetária.

A teoria do índice de custo de vida parte do princípio da existência de uma função de despesa ou custo de uma família em um determinado momento do tempo. A mudança no custo de vida entre algum período base, 0, e algum período de comparação subsequente, 1, é definida como a mudança no custo mínimo de se atingir o nível de utilidade de referência entre os dois períodos (SILVER, 2007; WYNNE, 2008).

Para Wynne (2008), uma possível aplicação da teoria de custo de vida, parte da ponderação de mudanças nos preços individuais como parte da cesta de consumo por uma média ponderada das taxas de variação dos bens e serviços semelhante à medida de Laspeyres com pesos fixos. Essa medida compreende a razão entre o nível de preços em um período t e um período 0 como base. Segundo o autor, um problema desse tipo de ponderação para a estimação da inflação é que os pesos atribuídos não são os pesos estipulados no período base, mas sim, os pesos do período base ajustados em relação aos produtos com maior variação nos preços.

A partir disso, Wynne (2008) alegou que os bens cujos preços aumentam mais rápido que a média temporal passam a ter uma importância relativa crescente em um índice de preços do tipo Laspeyres de peso fixo, pois os preços que aumentarem mais rapidamente que a média passam a ter maior relevância no índice e, por consequência, superestimam a verdadeira taxa de inflação. O autor ainda ressaltou que existem evidências de assimetria e curtose significativas na distribuição transversal das mudanças de preço que podem

refletir mudanças no estoque de moeda que não afetam todos os preços simultaneamente, ou podem simplesmente refletir a assimetria nos choques subjacentes causando mudanças nos preços relativos. Assim, o autor defende que sejam feitas outras formas de ponderação que possam ser mais apropriadas para fins de política monetária, considerando a qualidade das informações que eles fornecem.

A partir dessa ideia, os bancos centrais visam a utilizar uma medida correspondente à inflação ao consumidor como ferramenta para o acompanhamento do índice, porém, sem os custos do uso da inflação de custo de vida, como, por exemplo, com uma menor volatilidade e mantendo as propriedades mais importantes da inflação (ARMOUR, 2006; DETMEISTER, 2011; RICH; STEINDEL, 2005).

Para a construção de um índice para a política monetária, alguns pontos adicionais podem ser considerados como, a sensibilidade aos ciclos econômicos, a relação de diferentes setores a choques idiossincráticos e a velocidade de resposta a mudanças de cenários econômicos (MANKIW; REIS, 2003). Portanto, de acordo com Wynne (2008), para fins de política monetária, o que é necessário não é uma teoria microeconômica do custo de vida, mas, sim, uma teoria macroeconômica do custo da inflação.

2.2 NÚCLEO DE INFLAÇÃO: CONCEITO E PROPRIEDADES

Como uma possível resposta para o problema da medição da inflação para a política monetária foi desenvolvida a medida de núcleo de inflação. Segundo Stock e Watson (2016), o ponto de partida dessa medida é a observação de que as mudanças de preços dos bens individuais e serviços entre dois períodos contêm um componente comum que constitui a tendência de inflação de longo prazo e um componente transitório composto por variações de preços de curto prazo, as quais são dissipadas sem a ação da autoridade monetária.

A literatura fornece diferentes visões sobre o conceito de núcleo de inflação. Para Bryan e Cecchetti (1994), o núcleo de inflação é o componente da variação de preços persistente por um longo período de tempo. Rangasamy (2009) entende que o núcleo de inflação tem por objetivo capturar a tendência da inflação a partir da análise de como choques podem interferir na trajetória dos aumentos no nível de preços e do tempo que a inflação leva para voltar ao seu caminho original após cessado o choque.

Na interpretação de Ball, Chari e Mishra (2016), o núcleo de inflação captura a tendência desconsiderando flutuações para o consumidor, as quais ocorrem devido a grandes mudanças nos preços relativos de alguns bens e serviços, denominadas choques de oferta. Smith (2004) define o núcleo de inflação como o melhor preditor da inflação, pois deve ser útil para indicar os movimentos futuros.

Segundo Gamber e Smith (2019), o núcleo de inflação é uma reclassificação dos pesos dos componentes de preços para construir uma nova medida de modo a atingir algum

objetivo específico para a política monetária. Uma possibilidade é minimizar o erro de previsão em algum horizonte de tempo (SMITH, 2004).

Para Santos e Castelar (2016), 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 relevante para a política monetária. Segundo Brito *et al.* (2019), o núcleo de inflação auxilia na detecção de pressões temporárias de demanda ou choques permanentes que afetam os preços relativos.

De acordo com Silver (2007), a medida é útil para a identificação de mudanças de preços relativos que causam um desvio permanente na tendência de inflação e, assim, para fornecer informações à autoridade monetária a respeito da inflação futura. Dessa forma, é apropriado observar se a fonte da volatilidade é um choque de oferta ou é proveniente de rigidez de preços como, por exemplo, mudanças irregulares nos valores administrados. Enquanto o primeiro tipo deve ser excluído, o segundo deve ser considerado, pois, caso contrário, a medida de núcleo será subestimada, devendo-se observar se a fonte de variação nos preços é referente à tendência de inflação ou ao ruído.

Segundo Valkovszky e Vincze (2001), existem diversas fontes de ruído nos preços, dentre as quais se destacam: sazonalidade, mudanças em taxas indiretas, políticas governamentais em relação aos preços administrados e diferença na frequência de mudanças de preços de diferentes itens. Também deve-se notar que outros fatores compõem o ruído da inflação, como, por exemplo, choques de oferta e erros de medida⁴.

Para Kumah (2006), uma má especificação da sazonalidade nos preços ao consumidor e na atividade econômica pode resultar em uma ação do banco central que amplifique variações nos preços em ciclos sazonais, visto que a adoção de uma política monetária inapropriada distorce a alocação de recursos e afeta a estabilidade macroeconômica. Para Cristadoro *et al.* (2005), é necessário eliminar os componentes cíclicos e sazonais para a estimação do componente de longo prazo da inflação. Por sua vez, Vega e Wynne (2001) destacam que uma forma inicial de estimação de núcleo de inflação é baseada na eliminação da sazonalidade da inflação a partir de métodos estatísticos.

Conforme Cristadoro *et al.* (2005) também destacam, choques que afetam apenas determinados setores no curto prazo podem ser responsáveis por parte significativa da variação mensal do índice de inflação e sua remoção pode fornecer informações melhores para a intervenção da política monetária, visto que possuem natureza própria e podem possuir baixa correlação com outras variáveis.

As discussões sobre núcleo de inflação são baseadas na ideia de que esta medida fornece informações diferentes do que é medido em índices de custo de vida (BERMINGHAM,

⁴ Conforme destacam Ball, Chari e Mishra (2016), Gamber, Smith e Eftimoiu (2015), Stock e Watson (2016).

2010; MANKIW; REIS, 2003; RICH; STEINDEL, 2005; WYNNE, 2008). Na perspectiva empírica, o uso de diversas medidas de núcleo de inflação é útil apenas se o núcleo de inflação fornecer informações que não estão presentes nos índices ao consumidor (DETMEISTER, 2011). Portanto, segundo Armour (2006), não se deve apenas remover as mudanças temporárias na inflação, mas também prover informações sobre a tendência de inflação. Na prática, o melhor modo de filtragem do ruído nos dados de inflação para se obter uma tendência de longo prazo ainda se mostra uma questão relevante para a política monetária (STOCK; WATSON, 2016).

Enquanto a meta de inflação é especificada geralmente em termos da inflação ao consumidor, uma medida de núcleo de inflação pode ser utilizada como um guia operacional de curto prazo, uma vez que é importante que os bancos centrais não reajam a choques temporários no nível de preços que são naturalmente dissipados sem a ação da autoridade monetária (ARMOUR, 2006; SILVER, 2007).

Para Rich e Steindel (2005), a estabilização do nível do núcleo de inflação serve não como um objetivo primário, mas, sim, como uma meta intermediária. Essa forma de uso do núcleo de inflação pode gerar críticas como, por exemplo, ausência de preocupação da autoridade monetária com determinados preços, assim como pode não considerar eventuais impactos em outros preços para o público. Silver (2007) também evidencia que o uso do núcleo de inflação pode ser entendido como manipulação do alvo.

Segundo Silver (2007), os núcleos de inflação são utilizados como ferramentas para análise e previsão em relação à meta de inflação, podendo incluir diversas características conforme o propósito e a complexidade, considerando que uma medida designada para atender uma determinada característica pode não servir para outros propósitos. Por isso, diferentes características podem ser consideradas na construção de um núcleo de inflação (DETMEISTER, 2011; SILVER, 2007; WYNNE, 2008). Para Roger (2005), uma delas é a medida ser simples e de fácil entendimento, de modo a facilitar a comunicação do banco central com o público.

A ausência de viés em relação à inflação ao consumidor também é uma propriedade usualmente considerada na construção de uma medida de núcleo, geralmente como um dos primeiros testes estatísticos para sua avaliação (RICH; STEINDEL, 2005; ROGER, 2005; RICH; BESTER, 2013), dado que uma medida não viesada fornece maior confiança para o uso, assim como uma validação estatística inicial.

Outra característica considerada na literatura é o acompanhamento da tendência de inflação, de modo a se obter o máximo possível de informações sobre a inflação no longo prazo (BERMINGHAM, 2010; RICH; STEINDEL, 2005; RICH; BESTER, 2013) e para isso, Siviero e Veronese (2011) destacam que a medida de núcleo de inflação deve ser menos volátil do que a inflação ao consumidor. A redução da volatilidade está

diretamente atrelada à remoção do ruído da medida original, portanto, as previsões da inflação ao consumidor a partir desta medida contribuem para que a autoridade monetária não responda a variações de curto prazo (RUCH; BESTER, 2013).

Uma das propriedades mais testadas na literatura para um núcleo de inflação é a capacidade de fornecer boas previsões do índice cheio, pois a autoridade monetária visa a prever a inflação ao consumidor para a melhor tomada de decisão (SILVER, 2007; WYNNE, 2008). Para Marques, Neves e Sarmiento (2003), é a principal característica para avaliação de uma medida de núcleo de inflação.

2.3 FORMAS DE CONSTRUÇÃO DO NÚCLEO DE INFLAÇÃO

As formas de se construir um núcleo de inflação são as mais diversas. Segundo Santos e Castelar (2016), as categorias de medidas de núcleo de inflação são classificadas de acordo com o tipo de dados que utilizam, a saber: 1) corte transversal, 2) painel e 3) séries temporais. Os autores destacam que as medidas de corte transversal são obtidas a partir de técnicas estatísticas mais simples aplicadas à distribuição de preços, sendo muito utilizadas pelos bancos centrais e institutos estatísticos, em especial os núcleos de exclusão e influência limitada.

Os núcleos de exclusão possuem como principal característica a exclusão de grupos que possuem maior volatilidade em detrimento de outros da cesta de bens considerada. A medida mais conhecida de núcleo por exclusão é baseada na remoção de itens de alimentos e energia do índice de inflação, visto que estes produtos possuem um elevado grau de volatilidade⁵.

A variação dos preços de itens de alimentos e energia é atrelada a fatores não monetários, em decorrência da característica de *commodities*, afetadas, principalmente, por fatores como sazonalidades e fenômenos naturais (COGLEY, 2002). A eliminação desses fatores, exclui grande parte dos choques exógenos na economia, tornando a inflação mais voltada para eventos de longo prazo. Todavia, segundo Silver (2007), a medida de exclusão é considerada muito volátil, apesar de ser de fácil entendimento e transparente.

Wynne (2008) destaca que um dos pontos negativos deste tipo de medida é a classificação prévia de grupos a serem excluídos. Para Machado, Nadal e Kawaoka (2020), outra desvantagem no uso deste tipo de núcleo é não considerar a variação no tempo dos bens e serviços. Portanto, a utilização deste tipo de núcleo de exclusão causa uma certa perda de sinal dado que os grupos que contêm volatilidade elevada possuem seu próprio sinal e, por consequência, seu próprio conteúdo de informação relevante (SILVER, 2007; BALL; MAZUMDER, 2019).

⁵ Conforme observado por Ball, Chari e Mishra (2016), Ball e Mazumder (2019), Cogley (2002), Silver (2007) e Wynne (2008).

Os estimadores de influência limitada constituem um grupo com várias possibilidades de núcleo de inflação, em que se destacam as medidas de mediana e a média aparada⁶. A mediana demanda a criação de um ranking com os pesos de cada grupo de bens e a mediana da distribuição é tomada como o próprio valor da inflação, não sendo afetada por valores extremos na distribuição das variações dos itens. Segundo Cogley (2002), esta medida não demanda uma seleção prévia de grupos a serem excluídos, pois a estratégia é limitar a variação total excluindo os grupos que possuem maiores volatilidades, independente do setor. Além disso, a mediana também é considerada transparente e de fácil entendimento (BALL; MAZUMDER, 2019).

Outro estimador de influência limitada é a média aparada, que visa a remover as caudas da distribuição dos pesos, enquanto o conteúdo restante é normalizado, não demandando exclusão prévia de itens. Para Cogley (2002), um problema da média aparada é a informação que pode ser passada em períodos de crise afetando a ponderação de preços e levando o banco central a agir baseado em choques exógenos, se fazendo necessária a formação de critérios prévios para a consideração dos pesos. Silver (2007) destaca que esta medida pode não capturar a variação das informações do sinal entre os meses e que, a partir de observações mensais, definimos quais grupos no passado foram excluídos, possibilitando, deste modo, a construção de outras medidas de núcleo.

Para Cogley (2002), as medidas baseadas em corte transversal em geral, capturam apenas uma parte das mudanças na tendência de inflação, não removendo de maneira eficiente o ruído da série original e tornando as previsões inflação ao consumidor de menor qualidade.

As medidas de dados em painel são baseadas em um alto número de observações para diferentes períodos no tempo. Santos e Castelar (2016) destacam os modelos de fatores, que são considerados uma versão intermediária entre os modelos baseados em corte transversal e em séries temporais⁷.

A ideia dos modelos de fatores é que cada variável utilizada é descrita como a soma de um componente comum e um idiossincrático, sendo o primeiro comum ao conjunto de dados, enquanto o componente idiossincrático é afetado por choques específicos em cada variável (MACHADO; NADAL; KAWAOKA, 2020). A partir disso, é feita a estimação do componente comum a todas as variáveis como sendo o núcleo de inflação.

Conforme destaca Cristadoro *et al.* (2005), o núcleo de inflação é obtido pela projeção dos componentes de médio e longo prazo das séries utilizadas pelo componente comum entre elas. Os autores destacam que uma das vantagens deste tipo de modelo é

6 Exemplos de estudos que analisam as medidas de influência limitada são Ball, Chari e Mishra (2016) e Gamber e Smith (2016).

7 Exemplos de estudos analisando núcleos de inflação estimados por painel são Cristadoro *et al.* (2005), Khan, Morel e Sabourin (2013) e Stavrev (2006).

a construção de um painel com a suavização tanto entre os itens quanto em relação ao tempo utilizando apenas os dados disponíveis.

De acordo com Machado, Nadal e Kawaoka (2020), este tipo de modelo possui alguns pontos negativos, dentre os quais se pode destacar: a necessidade de uso de um número elevado de séries para minimização da influência do ruído entre as séries⁸ o uso do pressuposto de estacionariedade das variáveis utilizadas, além da dessazonalização e padronização das séries do modelo, destacando ainda que a comunicação para o público também é um ponto negativo, dado que a medida possui uma construção complexa.

De acordo com Santos e Castelar (2016), existem duas visões alternativas em relação aos núcleos de inflação construídos por séries temporais: em relação ao domínio da frequência, deve-se fazer a separação dos componentes de baixa frequência, considerados persistentes, assim como dos componentes de alta frequência, que devem ser removidos da série. Deve-se salientar que um dos exemplos mais conhecidos quanto ao domínio da frequência é o filtro de Cogley (2002), e que, com relação ao domínio de tempo, este consiste na decomposição entre componentes permanentes e transitórios, em que se destacam os modelos baseados na teoria econômica como o SVAR de Quah e Vahey (1995).

Cogley (2002) propôs uma medida de núcleo a partir da suavização da inflação e testou o uso de combinações de medidas de núcleo com variáveis macroeconômicas em regressão para teste de poder preditivo para dados do *Consumer Price Index* (CPI). Alguns dos principais resultados foram que a média aparada subestima o componente transitório em uma previsão entre 2 a 3 anos e que a suavização prévia ajuda no poder preditivo em todas as categorias de núcleo.

O uso de modelos econômicos tem como principais pontos positivos os de serem baseados na teoria econômica e de incorporar diversas variáveis (STAVREV, 2006; SILVER, 2007). Um exemplo é o *Structural VAR* (SVAR) de Quah e Vahey (1995), cuja identificação das restrições permite que os dados determinem a velocidade de ajuste a distúrbios no núcleo⁹.

Quah e Vahey (1995) adotaram uma abordagem teórica para a medição do núcleo da inflação a partir da construção de um modelo bivariado com restrições de longo prazo entre produto e inflação. Os autores definiram o núcleo da inflação como o componente da inflação medida, que não tem impacto sobre o produto real no longo prazo, e sustentaram essa definição com base em uma Curva de Phillips que é vertical no longo prazo.

Essa suposição foi alvo de críticas de Wynne (2008), que argumenta que a neutralidade da inflação sobre a economia real é uma consequência do pressuposto de que a Curva

8 Cristadoro *et al.* (2005), utilizam, aproximadamente, 400 séries para a construção do núcleo de inflação pelo modelo de fatores.

9 Um exemplo de estudo que analisa núcleos de inflação estimados por modelos SVAR é Bermingham (2010).

de Phillips é vertical no longo prazo. Na prática, os bancos centrais rejeitam esta hipótese ao buscarem estabilidade no nível de preços, pois, no curto prazo, as mudanças na inflação interferem nas decisões dos agentes, o que pode afetar a economia em termos reais.

Blix (1995) também utilizou o SVAR para estimação de núcleo de inflação com uma especificação formulada em relação à produção e nível de preços em vez de taxa de inflação, tomando a velocidade de circulação da moeda como constante e encontrando resultados que são semelhantes aos produzidos por Quah e Vahey (1995).

Para Wynne (2008), a hipótese utilizada por Blix (1995) é factível, pois a ideia de que o nível de preços possui efeitos neutros na economia real é mais plausível do que a inflação ser neutra no longo prazo, sendo uma medida mais apropriada, visto que o nível de preços é determinado pelo estoque de moeda em circulação. Entretanto, uma crítica do autor é a hipótese de velocidade constante da moeda, por não ser uma conjectura válida para países desenvolvidos.

De acordo com Silver (2007), um problema dessa abordagem é que se começa a sair da área de medição econômica e a entrar no domínio de teorização formal, em que hipóteses adicionais, como a estacionariedade e o número de choques, podem fazer grande diferença nos resultados. Wynne (2008) salientou que não existe um ideal teórico para uma medida monetária do núcleo da inflação, mas que, em vez disso, os núcleos de inflação são avaliados por sua consistência com várias proposições formuladas da teoria monetária.

Para Santos e Castelar (2016), os modelos econômicos de séries temporais são muito sensíveis ao tamanho da amostra e à escolha das variáveis. Em relação ao uso de modelos econômicos para estimação do núcleo de inflação, uma desvantagem é a dificuldade na separação entre choques estruturais e estimação dos parâmetros, além da possibilidade de mudanças nos parâmetros durante o tempo, de difícil captura por tais modelos (STAVREV, 2006).

Como uma alternativa para a estimação da tendência de inflação a partir do uso de séries temporais, tem-se o método *Singular Spectrum Analysis* (SSA), que possui uma capacidade de decomposição das séries de tempo com boas propriedades de separação do ruído em relação aos componentes característicos, como a tendência e a sazonalidade (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020), o que o faz bastante adequado para o problema da separação entre sinal e ruído visando à construção de uma medida de núcleo de inflação.

Como o método SSA é não paramétrico, não utiliza de suposições a respeito da estrutura dos dados como, por exemplo, a estacionariedade e a normalidade (GOLYANDINA; KOROBAYNIKOV; ZHIGLJAVSKY, 2018). Além disso, o método, em sua forma padrão, não sofre o problema de seleção de variáveis presente nos modelos SVAR, em que os resultados deste modelo podem ser muito sensíveis à escolha de variáveis, dado que, segundo Golyandina e Zhigljavsky (2020), o foco desta abordagem é a separação de

uma série temporal específica em componentes distintos entre si, tal como a tendência, a sazonalidade e o resíduo.

O estudo de Ruch e Bester (2013) utilizando o arcabouço SSA para a estimação de tendência de inflação para a África do Sul é, até onde se sabe, a única referência para núcleo de inflação que faz uso deste método, pois, a literatura de SSA possui alguns estudos para o caso da inflação ao consumidor, mas não para o caso do núcleo de inflação¹⁰.

A principal motivação de Ruch e Bester (2013) foi a mudança sofrida na definição do núcleo de inflação para a África do Sul durante o tempo. Os autores realizaram uma comparação com seis tipos de núcleos de inflação, como, por exemplo: Filtro HP, Média móvel (MA) de 36 meses, inflação sem alimentos e energia, entre outros, a partir de dados mensais para a inflação ao consumidor da África do Sul entre janeiro de 1946 e junho de 2012 da base de dados *Statistics South Africa*, considerando a reclassificação do índice em 2008 como uma quebra estrutural.

Os resultados mostraram que a volatilidade mostrada pelo componente cíclico aumentou após a adoção do regime de metas de inflação e que algumas medidas de núcleo apresentam a mesma capacidade preditiva conforme o teste Diebold–Mariano. Os autores também destacaram que existe um *tradeoff* entre volatilidade e capacidade preditiva e que o modelo SSA gera as melhores estimativas de previsão dentro da amostra, além de mostrar uma parte persistente na inflação, podendo, portanto, ser utilizado como filtro de ruído para se obter a tendência de inflação.

2.4 NÚCLEO DE INFLAÇÃO NO BRASIL

Visto que os núcleos de inflação podem ser obtidos de diversas formas considerando diferentes propriedades, os bancos centrais utilizam um conjunto de medidas de núcleo de inflação, incluindo o Brasil. As medidas baseadas em corte transversal (exclusão, médias aparadas e mediana) são as mais utilizadas em bancos centrais, assim como o uso de modelos econômicos também é utilizado por alguns países, conforme mostra a tabela 1.

¹⁰ As aplicações para a previsão da inflação a partir da utilização do SSA são de Hassani e Zhigljavsky (2009), Hassani, Soofi e Zhigljavsky (2013), Hassani e Mahmoudvand (2018) e, para o Brasil, de Matsuoka (2016).

Tabela 1 – Uso de núcleo de inflação em diversos países do mundo

	EX	DP	MA	Med	Modelo
Austrália	X		X	X	
África do Sul	X		X		
Argentina	X		X		X
Bolívia	X		X		
Canadá	X		X	X	X
Chile	X				
Colômbia	X		X		
Equador	X				
Estados Unidos	X		X	X	X
Japão			X	X	
México	X		X		
Noruega	X		X	X	
Nova Zelândia	X	X	X	X	X
Paraguai	X	X	X		
Peru	X	X	X	X	X
Reino Unido	X				
Suécia	X		X	X	
Suíça	X	X			
Uruguai	X				
Zona do Euro	X		X	X	X

EX: Núcleos por exclusão; **DP:** Núcleos por ponderação adicional de volatilidade; **MA:** Médias aparadas; **Med:** Mediana; **Modelo:** Uso de modelos estatísticos.

Fonte: Elaboração própria com base em (BCB, 2021).

O uso das medidas de núcleo de inflação no Brasil foi estudado por Silva Filho e Figueiredo (2011), em que foram utilizados dados entre 1996 e 2008 do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) e medidas de núcleo utilizadas pelo Banco Central do Brasil, como a média suavizada centrada, exclusão de alimentos e energia e suavização prévia dos preços administrados. Os autores concluíram que as medidas do BCB não apresentaram um bom desempenho preditivo, e argumentaram em favor da não exclusão de preços administrados do IPCA para o núcleo devido à sua persistência.

Em um estudo sobre a capacidade para revisões direcionais no curto prazo para Brasil e Canadá, Silva Filho (2012) observou alguns critérios, como, por exemplo, a correlação entre índice cheio e núcleo, além de hipóteses direcionais e teste dentro da amostra para a previsão de 12, 18 e 24 meses a frente. O autor incluiu as medida de exclusão de alimentos e energia, média suavizada, dupla ponderação, entre outras, considerando o período entre 1996 e 2008 para o Brasil e entre 1995 e 2008 para o Canadá. Os resultados apontaram que os núcleos de inflação não possuem boa capacidade preditiva, não sendo melhores do que um modelo de média móvel do índice cheio, especialmente no Brasil, com uma maior existência de ruídos.

Em um estudo para saber se os núcleos utilizados pelo Banco Central do Brasil são as medidas mais eficientes dentro de cada tipo de construção, Silva Filho e Figueiredo (2014) mostraram que cortes simétricos da distribuição da variação mensal observada levam a uma subestimação da inflação. Além disso, a medida de inflação com dupla ponderação mostrou maior correlação em relação à inflação original e os núcleos baseados em exclusão apresentaram os piores desempenhos preditivos. Os autores recomendaram a suavização de determinados itens antes do cálculo da média aparada e que a literatura não deve dar atenção a mais que 3 ou 4 formas de núcleo para política monetária.

Em um estudo que utiliza dados em painel, Machado, Nadal e Kawaoka (2020) empregaram o modelo de fator dinâmico, assim como Cristadoro *et al.* (2005), observando que o uso de núcleo de inflação no Brasil com a exclusão prévia de componentes gera perda de sinal. Nesse sentido, os autores defendem o uso do método a partir do ponto que a medida de núcleo desenvolvida obedeça aos critérios de ausência de viés, ao acompanhamento da tendência de inflação e à sensibilidade a ciclos de negócios, além de apresentar boa previsão. Entretanto, uma característica negativa apontada é a complexidade da medida como um possível problema para o entendimento do público.

Com o propósito de avaliar as medidas de núcleo de inflação utilizadas pelo BCB, Santos e Castelar (2016) fizeram testes com relação a três aspectos: ausência de viés, dinâmica de ajustamento e capacidade preditiva. Foram utilizadas as medidas de núcleo de exclusão, médias aparadas suavizadas e dupla ponderação entre janeiro de 1996 e dezembro de 2013. Os resultados mostraram que apenas os núcleos de exclusão e as médias aparadas suavizadas não possuem viés e apresentam boa dinâmica de ajustamento. Com relação à capacidade preditiva, os núcleos em geral não são muito melhores do que o uso do próprio IPCA.

A literatura nacional possui grande parte de suas aplicações restrita a estudos que contemplam apenas os conjuntos de núcleos de inflação já utilizados pelo BCB, ou variações destas medidas, tendo como exemplo o estudo de Santos e Castelar (2016). A partir disto, a presente dissertação visa a avançar a literatura nacional com relação à estimação de um novo conjunto de núcleos de inflação a partir do arcabouço SSA que apesar de não ter um elevado número de aplicações quanto à estimação de núcleos de inflação, possui em seu objetivo uma clara possibilidade de aplicação, visto que, segundo Golyandina e Zhigljavsky (2020), abarca o objetivo de decompor uma série temporal em componentes de tendência, sazonalidade e ruído, assim provendo assim uma estimativa de separação da tendência da inflação do ruído, sendo, neste caso, o objetivo de um núcleo de inflação.

3 METODOLOGIA E BASE DE DADOS

Este capítulo compreende uma apresentação do método SSA, utilizado para extrair o componente que representa tecnicamente o núcleo de inflação a partir da série de inflação do IPCA. Além disso, são feitas considerações a respeito da propriedade de separabilidade dos componentes e do parâmetro L de defasagem, que é o principal parâmetro do método SSA. Em seguida, são apresentadas outras duas formas de construção do núcleo de inflação dentro do arcabouço SSA: primeiro o agrupamento por frequência e depois o agrupamento por clusterização hierárquica.

A segunda parte deste capítulo, apresenta os critérios para a avaliação das medidas de núcleo de inflação. São avaliadas as propriedades de ausência de viés semelhante a Santos e Castelar (2016), a dinâmica de ajustamento proposta por Mehra e Reilly (2009) e dois testes de capacidade preditiva. Inicialmente, é mostrado como o teste de Diebold e Mariano (2012) é feito neste trabalho e, em seguida, o teste de previsão recursiva presente em Marcellino, Stock e Watson (2006). Esta estratégia segue as diferentes abordagens de medidas baseadas em séries de tempo, as quais, como revisadas na literatura, tendem a estabelecer estudos comparativos para um conjunto de medidas de núcleo de inflação.

O capítulo é dividido em três partes: na seção 3.1 é feita uma apresentação sintética do método SSA. Na seção 3.2 são apresentadas as propriedades que serão utilizadas para estabelecer a análise comparativa com as outras medidas de núcleo e, por fim, a seção 3.3 compreende a base de dados principal utilizada neste trabalho.

3.1 SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS

O método *Singular Spectrum Analysis* (SSA) é uma técnica aplicada em diferentes campos do conhecimento, indo desde a matemática e a física até a análise de séries econômicas e financeiras. Um dos objetivos dessa modelagem é a decomposição de uma série em um conjunto de componentes independentes e com interpretação, sendo eles: tendência, componente oscilatório e estrutura de ruído (GOLYANDINA; KOROBAYNIKOV; ZHIGLJAVSKY, 2018). O método pode ser utilizado para a resolução de diferentes problemas, como, por exemplo: extração de diversas resoluções de tendência, suavização de séries, extração de componentes sazonais e cíclicos, sejam estes últimos com periodicidade curta ou longa, determinação de estruturas em séries curtas, detecção de mudanças de regime e previsão¹¹.

Esse método é útil para a análise de séries não estacionárias, sem demandar restrições paramétricas, tais como estacionariedade e normalidade, pois estas podem

¹¹ As principais utilidades do SSA são explicitadas em Golyandina e Korobeynikov (2014), Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018), Golyandina e Zhigljavsky (2020), Hassani e Zhigljavsky (2009), Hassani, Soofi e Zhigljavsky (2013) e Hassani e Mahmoudvand (2018).

causar uma grande perda de informações a partir das transformações necessárias para se satisfazer tais requisitos (HASSANI; SOOFI; ZHIGLJAVSKY, 2013; GOLYANDINA; KOROBAYNIKOV; ZHIGLJAVSKY, 2018). Segundo Hassani e Zhigljavsky (2009), este modelo se mostra adequado para o uso de séries econômicas e financeiras por não ser linear.

A capacidade deste método em decompor uma série temporal em componentes independentes e a estimação de diferentes formas de tendência e filtragem do ruído em relação ao sinal podem ser vistas como propriedades que fazem com que o método SSA seja aplicável para a estimação de medidas de núcleo de inflação a medida que possuem por objetivo filtrar o ruído dos índices de inflação ao consumidor, de modo a obter uma medida de tendência de inflação.

A aplicação do SSA é dividida em dois estágios: Decomposição e Reconstrução. Cada um destes estágios, por sua vez, é constituído de dois passos: para a Decomposição, são feitas a incorporação e a decomposição em valores singulares da série temporal; o segundo estágio, por sua vez, abrange as etapas de agrupamento e a média diagonal.

Da seção 3.1.1 até a 3.1.4 é feita uma breve descrição a respeito de cada um dos passos do método SSA. A seção 3.1.5 apresenta uma explicação a respeito da propriedade de separabilidade. A seção 3.1.6 faz uma discussão a respeito do parâmetro L de defasagem. E por fim, as seções 3.1.7 e 3.1.8 descrevem, respectivamente, as técnicas de agrupamento por frequência e clusterização hierárquica para seleção de componentes.

3.1.1 Incorporação

A incorporação é o procedimento inicial para a análise de séries temporais. Considerando $\pi = [\pi_1, \dots, \pi_N] \in \mathbb{R}$ a série de inflação medida pelo IPCA com N observações, a incorporação é feita a partir da divisão da série original em subconjuntos denominados janelas de observação (*window lenght*). Através da transformação $F: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^{L \times K}$, é obedecida a seguinte forma $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_K]_{L \times K} \in \mathbb{R}^{L \times K}$. Neste caso $\mathbf{X}_j = [\pi_j, \dots, \pi_{j+L+1}]^T \in \mathbb{R}^L$ em que $j = 1, 2, \dots, K$ representa o número de vetores na matriz \mathbf{X}_j sendo $K = N-L+1$, com \mathbf{X} definida pela seguinte estrutura, de acordo com Golyandina e Korobeynikov (2014):

$$\mathbf{X}_j = F(\pi) = [X_1, \dots, X_K]_{L \times K} = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{bmatrix} \pi_1 & \pi_2 & \pi_3 & \dots & \pi_K \\ \pi_2 & \pi_3 & \pi_4 & \dots & \pi_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi_L & \pi_{L+1} & \pi_{L+2} & \dots & \pi_N \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Em que F é um mapa invertível e a matriz \mathbf{X}_j é denominada matriz trajetória,

sendo uma matriz do tipo *Hankel*¹² e os vetores X_j , por sua vez, são denominados vetores defasados. O único parâmetro necessário nesta parte do processo é o parâmetro L .

3.1.2 Decomposição em valores singulares (SVD)

Nesta parte do processo, a matriz \mathbf{X} é decomposta em uma série de matrizes ortogonais de posto 1, denominadas elementares e a matriz $S = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$ corresponde ao produto entre a matriz \mathbf{X} e sua transposta. Desta forma, é feita a decomposição em valores singulares, denominada Decomposição em Valores Singulares ou *Singular Value Decomposition* (SVD) da matriz \mathbf{X} .

Os autovalores de S são colocados em ordem decrescente ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$). O sistema de autovetores ortonormais de correspondentes aos autovalores de S (U_1, U_2, \dots, U_L) também é um resultado deste processo. Dado que $d = \text{posto } \mathbf{X}$ e que o fator referente a um autovalor e seu respectivo autovetor é definido como $V_i = \mathbf{X}^T U_i / \sqrt{\lambda_i}$ com $i \in [1, d]$, é definido que $d = \min(L, K)$. A SVD consiste em utilizar a soma de d matrizes elementares para escrever a matriz trajetória \mathbf{X} da seguinte forma:

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_d \quad (3.2)$$

Em que $\mathbf{X}_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$ são as matrizes elementares, o conjunto $\{\sqrt{\lambda_i}\}_{i=1}^L$ é o espectro singular de \mathbf{X} e a matriz $\sum_{i=1}^d \mathbf{X}_i$ fornece a melhor aproximação da matriz trajetória a partir da minimização da norma de Frobenius¹³ da distância entre \mathbf{X} e \mathbf{X}^d .

Os vetores singulares à esquerda da matriz trajetória são denotados por $\{U_i\}_{i=1}^L$, ou *factor empirical orthogonal function* (EOF). Por sua vez, os vetores à direita da matriz trajetória são denotados por $\{V_i\}_{i=1}^L$, chamados de componente principal, fatores ou ainda *factor vector* (GOLYANDINA, 2010). Como esses dois vetores possuem estrutura temporal, podem ser considerados como séries temporais distintas (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

O conjunto $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$ é denominado i -ésima autotripla na SVD em relação à matriz trajetória \mathbf{X} e possui propriedades importantes relacionadas à série temporal original. A autotripla contém, respectivamente, a raiz quadrada do autovalor e os respectivos autovetor e fator V . A partir de $\|\mathbf{X}\|^2 = \sum_{i=1}^d \lambda_i$ e $\|\mathbf{X}_i\|^2 = \lambda_i$ para $i = 1, 2, \dots, d$, a contribuição de cada componente na equação (3.2) é medida pela razão de valores singulares (HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009; GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020) dada por $\sqrt{\lambda_i} / \sum_{l=1}^L \sqrt{\lambda_l}$.

¹² Uma matriz do tipo *Hankel* possui os elementos das diagonais opostas $i + j$ iguais a um valor constante. No caso do método SSA, tanto as colunas quanto as linhas da matriz são subséries da série original, conforme reforça Golyandina e Korobeynikov (2014).

¹³ A minimização da norma de Frobenius entre \mathbf{X} e \mathbf{X}^d é definida por $\|\mathbf{X} - \mathbf{X}^d\|_F^2 = 2 \sum_{i>j} |\mathbf{X}_{ij}|^2 + \sum_{i=1}^n |\mathbf{X}_{ii} - \mathbf{X}_{ii}^d|^2$ em que o mínimo é alcançado quando $\mathbf{X}_{ii} = \mathbf{X}_{ii}^d$ para todo $i \in [1, n]$,

O processo SVD também está relacionado com as propriedades das direções determinadas pelo autovetores. O primeiro autovetor determina a direção de tal forma que a variação das projeções dos vetores defasados nessa direção é máxima, enquanto cada autovetor subsequente determina a direção que é ortogonal a todas as direções anteriores, ao passo que a variação da projeção dos vetores defasados para essa direção também é maximizada (HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009; GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

3.1.3 Agrupamento

O agrupamento consiste em dividir as matrizes elementares em vários grupos e em somar as matrizes contidas em cada grupo. Isso é feito a partir do processo SVD, considerando a sequência das primeiras d matrizes elementares produzidas a partir da decomposição. O propósito é a separação de componentes aditivos da série de tempo, contribuindo para a redução do número de matrizes elementares na SVD da matriz trajetória \mathbf{X} (HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009; GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

As matrizes elementares podem ser agrupadas a partir de diferentes técnicas em $m \leq d$ conjuntos, em que é possível utilizar o agrupamento por frequência, por clusterização hierárquica ou até mesmo por análise gráfica dos vetores singulares obtidos, que podem ser utilizados para o agrupamento das autotriplas (CASSIANO, 2014). O resultado principal deste processo é dado pela seguinte equação:

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_{I_1} + \mathbf{X}_{I_2} \dots + \mathbf{X}_{I_m} \quad (3.3)$$

Caso as matrizes \mathbf{X}_{I_1} e \mathbf{X}_{I_2} sejam próximas a uma forma Hankel, podem ser transformadas em séries temporais aproximadamente separáveis $\mathbb{X}^{(1)}$ e $\mathbb{X}^{(2)}$, cujas matrizes são próximas a \mathbf{X}_{I_1} e \mathbf{X}_{I_2} (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020), sendo uma propriedade desejável no processo de agrupamento.

A contribuição de um grupo I é dada pela razão dos autovalores em relação ao autovalor correspondente baseado na análise dos três elementos das autotriplas. Dado que cada componente da SVD é determinado pela autotripla correspondente, é mais correto falar que o processo de escolha dos conjuntos I_1, I_2, \dots, I_m é denominado agrupamento de autotriplas ao invés de agrupamento das matrizes elementares \mathbf{X} (HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009).

3.1.4 Média Diagonal

O processo de Média Diagonal possui como principal motivação a transformação da matriz *Hankel* em uma série temporal que seja um componente de forma aditiva da série original. Desta forma, é possível obter uma decomposição da série de inflação original, a partir do ponto em que são construídas séries elementares $\tilde{\mathbb{X}}^{(k)}$ com base em médias das

diagonais opostas correspondentes da matriz \mathbf{X}_{I_k} , em que, ao serem somadas, resultam na própria série temporal original. Este processo é chamado também de reconstrução de séries elementares (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

Para a série de inflação (π), o principal resultado deste processo é a obtenção de d séries elementares ($\tilde{\pi}$), que são componentes aditivos em relação à série original. Para o caso em estudo, as séries elementares são classificadas entre sinal e ruído, de modo que as séries atreladas ao sinal sejam utilizadas na reconstrução para se obter a série de tendência de inflação de longo prazo como sinal e a sazonalidade agrupada conjuntamente resíduo como ruído.

O cálculo do k -ésimo componente de $\tilde{\pi}$ da SSA é feito por meio da média diagonal, Seja $\pi = [\pi_{i,j}]_{L \times K}$, $L^* = \min(L, K)$, $K^* = \max(L, K)$ e $\pi_{ij}^* = \pi_{i,j}$ se $L < K$ e $\pi_{ij}^* = \pi_{j,i}$ caso contrário. O processo é feito a partir da seguinte regra:

$$\tilde{\pi}_k = \begin{cases} \frac{\sum_{m=1}^k \pi_{m,k-m-1}^*}{k} & \text{se } 1 \leq k < L^*, \\ \frac{\sum_{m=1}^{L^*} \pi_{m,k-m-1}^*}{L^*} & \text{se } L^* \leq k < K^*, \\ \frac{\sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} \pi_{m,m-k+1}^*}{N-k+1} & \text{se } K^* \leq k < N \end{cases} \quad (3.4)$$

Seja \mathcal{H} o processo de transformação das matrizes obtidas pelo processo de agrupamento em matrizes do tipo hankel, tem-se que:

$$\mathbf{X} = \tilde{\mathbf{X}}_{I_1} + \tilde{\mathbf{X}}_{I_2} + \dots + \tilde{\mathbf{X}}_{I_m} \quad (3.5)$$

Em que $\tilde{\mathbf{X}}_{I_s} = \mathcal{H}\tilde{\mathbf{X}}$ é o resultado do processo de Hankelização. Um agrupamento adequado implica que os termos $\tilde{\mathbf{X}}_{I_m}$ são aproximadamente matrizes Hankel e que a contribuição pode ser avaliada pela razão de valores singulares.

Cada matriz trajetória $\tilde{\mathbf{X}}_{I_s}$ obtida corresponde a uma série temporal. Com isso, a série original pode ser reescrita como uma combinação linear das m séries elementares estimadas, em que cada uma possui um tamanho de N como na seguinte forma:

$$\pi = \tilde{\pi}_1 + \dots + \tilde{\pi}_m \quad (3.6)$$

Assim, é possível obter uma série reconstruída referentes à tendência de inflação, totalizando um número menor de componentes em comparação com a série original, proporcionando, assim, a extração da tendência de longo prazo da série original constituindo o núcleo de inflação.

3.1.5 Separabilidade

A propriedade de separabilidade se refere à capacidade dos componentes de serem separados a partir de uma relação de dependência linear, sendo importante para as etapas relativas aos processos SVD e agrupamento (HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009). A reconstrução é possível se esta propriedade for atendida, entretanto, para séries mais complexas que não atendam a esta premissa existem outras versões do arcabouço SSA como, por exemplo, o SSA com centragem individual ou dupla e o SSA sequencial em que é possível relaxar a hipótese de separabilidade (GOLYANDINA, 2010; GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

Na prática, não é possível atingir um grau exato de separabilidade, mas sim, aproximado, como uma medida de dependência entre as séries. Esta é conhecida como matriz de correlação ponderada (w -correlação), que atua como função que quantifica a relação de dependência linear entre os componentes (GOLYANDINA, 2010; GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020). A correlação ponderada entre as autotriplas i e j ($\rho_{ij}^{(w)}$) é definida da seguinte forma:

$$\rho_{ij}^{(w)} = \frac{\langle \pi_t^{(i)}, \pi_t^{(j)} \rangle}{\|\pi_t^{(i)}\|_w \|\pi_t^{(j)}\|_w} \quad (3.7)$$

Em que $\|\cdot\|$ se refere à norma euclidiana e $\langle \cdot \rangle_w$ é o produto interno obedecendo às seguintes propriedades:

- $\|\pi_t^i\| = \sqrt{(\pi_t^i, \pi_t^i)_w}$ é a norma da i -ésima subsérie;
- $\langle \pi_t^i, \pi_t^j \rangle_w = \sum_{k=1}^T w_k \pi_k^{(i)} \pi_k^{(j)}$ é o produto interno de um par de subséries;
- $w_k = \min(k, L, N-k)$ são os pesos,

Caso o valor absoluto da correlação ponderada seja pequeno, as componentes SSA são classificadas como w -ortogonais ou quase w -ortogonais, assim possuindo a propriedade de separabilidade; caso contrário, são denominadas mal separadas. Desta forma, a correlação ponderada é útil para gerar matrizes elementares no processo SVD (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020). A separabilidade assintótica é aplicada conforme $N \rightarrow \infty$, em que a metodologia SSA se mostra aplicável também para séries longas.

A análise gráfica da matriz de w -correlação também pode auxiliar no processo de agrupamento, pois ela mostra as correlações entre componentes em escala de cinza variando de 0 a 1, equivalentes a branco e preto, respectivamente. Formas mais escuras retratam autotriplas com alta correlação com a autotripla seguinte, enquanto formas mais claras retratam componentes com baixas w -correlações (HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009). A tendência é composta por autotriplas com alta w -correlação com a primeira autotripla e o

ruído, por sua vez, é composto por autotriplas com alta w -correlação com autotriplas oriundas de autovalores baixos. A reconstrução utilizando os componentes identificados como pertencentes à tendência possibilita a construção do núcleo de inflação.

3.1.6 O parâmetro L de defasagem

Na literatura de SSA existe uma discussão a respeito da escolha do valor do parâmetro L para obtenção da máxima separabilidade possível. O parâmetro se refere ao número de linhas obtidas na matriz Hankel construída e, por consequência, o número máximo de autotriplas a serem extraídas, sendo importante para a estimação de componentes com baixa w -correlação entre si, já que um valor pequeno para L pode gerar mistura entre os componentes e prover baixa separabilidade (HASSANI; MAHMOUDVAND, 2018; GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

Golyandina (2010) recomenda o uso de valores entre 2 e $N/2$ como sendo suficientes para a decomposição da série. Entretanto, a decomposição é mais detalhada conforme N cresce, pois, quanto menor o valor de L , mais as séries elementares resultantes ficarão parecidas com a própria série e o uso de janelas pequenas é recomendado apenas se os resíduos são classificados como ruído branco. Por um outro lado, um ponto negativo de um L elevado demais é o custo operacional, o que pode comprometer a análise de SSA.

Hassani, Mahmoudvand e Zokaei (2011) consideram ser necessário avaliar apenas os valores entre 2 e $(N - 1)/2$, pois os intervalos $(2 \leq L \leq \frac{N+1}{2})$ e $(\frac{N+1}{2} \leq L \leq N - 1)$ fornecem resultados similares quanto à separabilidade. Para Hassani e Zhigljavsky (2009), a separabilidade máxima é alcançada em $L = \lceil \frac{N+1}{2} \rceil$.

Hassani, Soofi e Zhigljavsky (2013), por sua vez, recomendam em seu estudo sobre inflação que o limite para L seja igual ao da mediana da amostra para o modelo SSA univariado. Os autores reforçam que qualquer medida de $L \simeq N/2$ é razoável para o processo de reconstrução. Golyandina (2010) e Hassani e Mahmoudvand (2018) também defendem o uso deste valor para L .

Para o caso específico em que se busca extrair um componente periódico como, por exemplo, a sazonalidade em uma série econômica, é importante que o valor de L seja divisível pela periodicidade da série. Por exemplo, para uma série mensal é importante que o valor de L seja divisível por 12 (ALEXANDROV *et al.*, 2012; GOLYANDINA, 2010; HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009). Considerando que a extração de um componente representativo da sazonalidade não é um objetivo específico deste trabalho, não necessário considerar a divisibilidade por 12 como uma característica do valor escolhido para L .

Enquanto a escolha do parâmetro L possui um consenso bem desenvolvido na literatura de SSA, a forma para agrupamento automático das autotriplas é menos formalizada (GOLYANDINA, 2010). Para Kalantari e Hassani (2019), o agrupamento é geralmente

feito de maneira visual consumindo um tempo considerável na análise. Para alguns modelos de agrupamento, é mais recomendado primeiro calcular a média diagonal d das matrizes obtidas pelo SVD passa se obter as d séries que correspondem aos componentes da série temporal original. Em seguida, seja feito o agrupamento das séries temporais obtidas, assim, é possível que os métodos não sejam feitos em ordem (CASSIANO, 2014).

Conforme Kalantari e Hassani (2019), os métodos para agrupamento automático podem ser classificados em dois tipos: seleção pela frequência e baseado na distância. O primeiro faz o agrupamento através da análise da frequência, considerando diferentes intervalos de frequência por grupo ou não, enquanto o segundo é semelhante à análise de cluster.

3.1.7 Agrupamento por frequência

Nesta forma de agrupamento, o foco é selecionar componentes que possuam características similares de frequência. Seja a série de IPCA $\mathbb{X} = (x_1, \dots, x_N)$, cuja descrição pode ser feita a partir de suas frequências através da expansão de *Fourier*,¹⁴ representada pela seguinte estrutura:

$$\pi_n = C_0 + \sum_{k=1}^{\lfloor N/2 \rfloor} \left(C_k \cos(2\pi nk/N) + S_k \sin(2\pi nk/N) \right) \quad (3.8)$$

Em que C_0 é uma constante referente à média da série temporal, k/N é a frequência especificada sendo $k \in \mathbb{N}$ e o termo n é utilizado como índice relacionado ao número de ciclos da n -ésima harmônica entre $[0, 2\pi]$. Por fim, S_k e C_k são os coeficientes obtidos pela decomposição.

Para auxiliar na identificação das frequências de cada uma das autotriplas, o periodograma ($P_y^M(k/N)$) aparece como uma ferramenta útil. Esta medida é referente à densidade espectral de um sinal para classificação de componentes em relação à sua frequência (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

De acordo com Miranian, Abdollahzade e Hassani (2013), o periodograma do vetor singular de cada autotripla fornece informações sobre o comportamento periódico do componente e a frequência das oscilações, sendo definido da seguinte forma:

$$P_y^M(\omega) = \begin{cases} C_0^2 & \text{para } k = 0, \\ (C_k^2 + S_k^2)/2 & \text{para } 0 < k < N/2, \\ C_{N/2}^2 & \text{para } k = N/2. \end{cases} \quad (3.9)$$

¹⁴ A expansão de *Fourier* é uma forma de expressar uma função complexa em uma função trigonométrica de senos e cossenos a partir dos registros de frequência.

Em que $\omega = k/N$ é a frequência especificada e o termo $S_{N/2} = 0$ para um valor de N par. O valor do periodograma no ponto k/N descreve a influência dos componentes com frequência ω .

Um dos objetivos dessa forma de agrupamento é a extração de séries elementares cujas frequências são semelhantes, pois a frequência gerada pelo filtro de uma autotripla i é geralmente igual ao periodograma para o respectivo valor singular. O periodograma de uma série temporal é análogo à medida espectral para séries estacionárias e pode ser útil para uma descrição geral da série temporal (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

A primeira autotripla é sempre associada ao componente relacionado à tendência da série, sendo esperado que este componente se mova de forma lenta e com poucas oscilações no tempo (HASSANI; ZHIGLJAVSKY, 2009). De forma geral, os componentes com baixa variação podem ser agrupados como tendência dado um intervalo entre $[0, \omega]$.

Para Golyandina e Zhigljavsky (2020), que ω seja menor que o inverso da periodicidade ($1/12$) para séries mensais, considerando as possibilidades de periodicidade referente à presença de sazonalidade na série. O periodograma mostra os conjuntos com fatores de frequências semelhantes, assim, é possível classificar quais são as autotriplas com menor variação (GOLYANDINA, 2010).

3.1.8 Agrupamento por clusterização hierárquica

Este método possui como objetivo o agrupamento de um conjunto com N autotriplas e, para o caso desta dissertação, 2 clusters mutuamente excludentes de modo que as autotriplas intra-cluster sejam altamente correlacionadas, mas pouco correlacionadas inter-cluster. Dessa forma, é possível fazer o tratamento dos vetores singulares resultantes do processo SVD ou as d séries de média diagonal como conjunto a ser objeto do processo de clusterização. A partir desta forma de agrupamento, pode ser feita a separação entre objetos pertencentes ao sinal e ao ruído (GOLYANDINA; KOROBAYNIKOV; ZHIGLJAVSKY, 2018; CASSIANO, 2014). Neste tipo de agrupamento, a principal medida é a w -correlação como baseada em uma matriz de dissimilaridade $1 - |\rho_{ij}^{(w)}|$. Para o processo de clusterização podem ser utilizados diversos tipos de ligação (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020).

De forma geral, não existe um consenso sobre qual a melhor forma de ligação para o uso de cluster em SSA, todavia, Golyandina e Zhigljavsky (2020) argumentam que a ligação média possibilita fazer uma divisão apropriada quando o número de clusters é conhecido. Quando este número é desconhecido, os procedimentos de escolha através da análise por cluster tradicional vinda da análise multivariada podem ser utilizados. Já Kalantari e Hassani (2019) defendem a avaliação dos métodos de ligação baseados em distância simples, média, centroide e mediana a partir da w -correlação e da norma de Frobenius.

3.2 TESTES DE AVALIAÇÃO

Nesta seção são apresentados os testes utilizados para avaliação dos núcleos de inflação estimados por SSA, em comparação com os núcleos utilizados pelo Banco Central do Brasil a partir de três critérios: 1) a propriedade de ausência de viés abordada por Santos e Castelar (2016); 2) a dinâmica de ajustamento proposta por Mehra e Reilly (2009), de modo a testar se o núcleo se move mais lentamente do que a inflação ao consumidor, sendo este que se move em relação ao núcleo para o equilíbrio; 3) os testes de capacidade preditiva em duas partes: o teste de Diebold e Mariano (2012) e de previsão recursiva feito também por Santos e Castelar (2016) para avaliar o uso dos núcleos para a previsão da inflação por parte da autoridade monetária. Os testes visam a verificar se as medidas obedecem às propriedades citadas de núcleo de inflação¹⁵.

A propriedade de ausência de viés diz respeito à não existência de viés no longo prazo entre a inflação ao consumidor e o núcleo de inflação, ou seja, $E(\pi_t) = E(\pi_t^*)$. Para verificar a existência de viés, é feito um teste F para a seguinte hipótese nula: $\alpha = 0$, $\beta = 1$ para a regressão 3.10 considerando uma significância de 5%:

$$\pi_t = \alpha + \beta\pi_t^* + e_t \quad (3.10)$$

Em que π_t se refere à inflação medida pelo IPCA e π_t^* ao núcleo de inflação a ser testado. O teste F utiliza o erro padrão robusto para autocorrelação e heterocedasticidade proposto por Newey e West (1994).

O teste de dinâmica de ajustamento proposto por Mehra e Reilly (2009), e utilizado por Santos e Castelar (2016), mostra como ocorre o ajustamento dinâmico entre a medida de núcleo e a inflação no longo prazo. Neste caso, se supõe que o ajuste ocorre por movimento na inflação diretamente para o núcleo; existe então, um motivo para se esperar que a inflação diminua quando estiver em um nível acima do núcleo. Essa ideia é formalizada através dos modelos 3.11 e 3.12:

$$\pi_{t+h} - \pi_t = a_0 + \lambda_h(\pi_t - \pi_t^*) + \sum_{j=1}^k a_j \pi_{t-j} + e_{1,t+h} \quad (3.11)$$

$$\pi_{t+h}^* - \pi_t^* = b_0 + \lambda_h^*(\pi_t - \pi_t^*) + \sum_{j=1}^k b_j \pi_{t-j}^* + e_{2,t+h} \quad (3.12)$$

Em que π_{t+h} e π_{t+h}^* são, respectivamente, a inflação ao consumidor e o núcleo de inflação, h períodos a frente, a_0 , a_j , b_0 e b_j são parâmetros, k é o número de defasagens e $e_{1,t+h}$, $e_{2,t+h}$ são os erros aleatórios com média nula. Os termos λ_h e λ_h^* são parâmetros

¹⁵ Grande parte dos testes utilizados são baseados em Santos e Castelar (2016), cujo *script* se encontra em <https://github.com/cristiano1br/Avaliando-Nucleo-Inflacao>.

que mostram como ocorre o ajustamento da inflação e do núcleo h períodos à frente, caso ocorra um desvio entre inflação e núcleo no período t .

Este teste serve como um indicador para o processo de ajustamento da inflação, em que é esperado que, caso a inflação se encontre em um patamar acima do núcleo de inflação, ocorra uma queda da mesma ($\lambda_h < 0$) e que o núcleo não seja afetado ($\lambda_h^* = 0$), visto que o núcleo não se move enquanto a inflação caminha para o mesmo nível do núcleo.

Para testar a capacidade preditiva dos núcleos de inflação são utilizados dois testes. O primeiro é o teste de Diebold e Mariano (2012), em suas três versões e o segundo é o teste de capacidade preditiva de forma recursiva, conforme feito também por Marcellino, Stock e Watson (2006) e Santos e Castelar (2016).

Para os testes de capacidade preditiva são utilizadas as séries acumuladas em 12 meses, pois, conforme enfatiza Santos e Castelar (2016), a variação mensal do IPCA não é de interesse da autoridade monetária, mas sim, a variação em 12 meses do índice, que é efetivamente utilizada para o acompanhamento da inflação no sistema de metas de inflação.

O teste de Diebold e Mariano (2012) visa a testar como hipótese nula, se as previsões de dois modelos são estatisticamente iguais a partir da previsão dentro da amostra. Nesta dissertação são utilizadas três hipóteses alternativas: 1) se a primeira previsão é estatisticamente diferente da segunda; 2) se a primeira previsão possui maior capacidade preditiva do que a segunda e 3) se a primeira previsão possui menor capacidade preditiva do que a segunda. Isso é feito para se observar quais medidas de núcleo de inflação se destacam para a previsão do IPCA. O pacote utilizado foi o *multiDM* de Drachal (2020).

O teste de avaliação feito por Santos e Castelar (2016) consiste na divisão da amostra utilizada em dois períodos: o primeiro referente, à estimação é denominado período de ajuste, enquanto que o segundo é o período de teste para a avaliação das previsões do modelo.

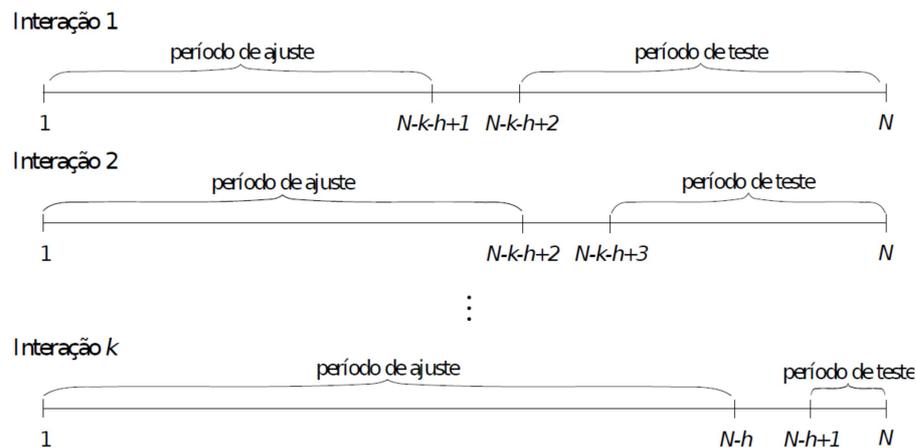
Sejam as seguintes variáveis: k como o número de previsões fora da amostra e o termo h sendo o horizonte de previsão, segundo o interesse do agente em previsões para períodos mais curtos ou longos. Com a escolha dessas duas variáveis, o processo para a construção do conjunto de previsões é definido pelos seguintes passos, conforme Santos e Castelar (2016):

- A amostra total de tamanho N é dividida em dois períodos: o período de ajuste contendo as primeiras $N - h - k + 1$ observações e período de teste formado pelas $h+k-1$ observações restantes;
- O modelo para a previsão é baseado apenas em dados referentes ao período de ajuste;

- A previsão considerando um horizonte h é realizada;
- A primeira observação do período de teste é adicionada ao período de ajuste, e o processo é repetido a partir do segundo item desta lista, de forma iterativa, até o ponto em que a observação $N - h$ é adicionada ao período de ajuste.

A Figura 1 mostra como a amostra de tamanho N é dividida. Na primeira interação, as observações iniciais ($N - h - k + 1$) compõem o período de ajuste, enquanto as demais observações correspondem ao período de teste. O processo é repetido a cada interação adicionando uma observação ao período de ajuste, até que na interação k se chegue às $N-h$ primeiras observações e às últimas h observações ao final da amostra.

Figura 1 – Processo de previsão recursiva



Fonte: Santos e Castelar (2016).

Conforme ressaltam Marcellino, Stock e Watson (2006), o objetivo deste processo é simular uma situação em que os agentes possuam um conjunto limitado de informações para ajustar um modelo de previsão. A cada repetição, uma nova informação é adicionada ao número de dados, assim possibilitando uma nova previsão e a formação de um conjunto de previsões.

Esse conjunto de previsões permite identificar qual núcleo gera as melhores previsões considerando os seguintes períodos de tempo (k): 3, 6, 9 e 12 meses. Com relação ao número de previsões (h), foram escolhidos os valores 24, 36 e 48 da mesma forma que Santos e Castelar (2016). Desta forma, as previsões são baseadas somente em valores passados, com novas estimações a cada observação adicionada. Dado que a especificação dos modelos é definida por critérios de seleção baseados nos dados disponíveis, a ordem do modelo pode variar com a adição de um novo dado ao conjunto de observações disponíveis.

Para a construção deste teste, é considerado o modelo 3.13, fornecido por Santos e Castelar (2016) para a avaliação da capacidade preditiva com o uso do núcleo de inflação.

$$\pi_{t+h} = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i \pi_{t-i+1} + \sum_{j=1}^q \gamma_j \pi_{t-j+1}^* + e_{t+h} \quad (3.13)$$

Em que α , β e γ são parâmetros, π_{t-i+1} é a inflação acumulada, π_{t-j+1}^* é o núcleo de inflação acumulado e e_{t+h} é o erro da regressão.

Conforme salienta Santos e Castelar (2016), esse modelo gera previsões h passos à frente e ainda que este modelo apresente uma maior dificuldade na interpretação de seus coeficientes, o objetivo do uso deste modelo é a previsão, portanto, não é necessário efetivamente interpretar cada um dos coeficientes. O modelo 3.14 não faz uso do núcleo de inflação e é utilizado como referência:

$$\pi_{t+h} = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i \pi_{t-i+1} + e_{t+h} \quad (3.14)$$

Dessa forma, o núcleo de inflação é considerado um bom preditor, caso o modelo 3.13 apresente um valor da Raiz do Erro Quadrático Médio (REQM) menor que o modelo 3.14, ou seja, um REQM relativo ao modelo de referência menor que 1. Caso uma medida de núcleo não contribua para a previsão quando a inflação passada é considerada, então, é pouco provável que seja útil adicionar outras variáveis. Os parâmetros p e q relativos ao número de defasagens são escolhidos pelo critério de informação Bayesiano (BIC).

3.3 BASE DE DADOS

A principal base de dados deste trabalho é constituída pelos dados do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) extraídos do Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS) do Banco Central do Brasil. Os dados são de periodicidade mensal e compreendem o período entre agosto de 1999 e maio de 2021, abrangendo 262 observações. A escolha do início deste período se deu em decorrência do começo da disponibilidade da série¹⁶ e o término foi delimitado com informações disponíveis mais recentes até o início das estimações. O principal *software* utilizado nesta dissertação é o R ¹⁷.

¹⁶ O regime de metas de inflação foi instaurado no Brasil pelo decreto Nº 3.088, de 21 de junho de 1999, e os dados passaram a ser disponibilizados em agosto de 1999.

¹⁷ Os pacotes utilizados nesta dissertação estão registrados em tabela no Apêndice A.

4 A SÉRIE DO IPCA E A IMPLEMENTAÇÃO DO MÉTODO SSA

Este capítulo fornece informações sobre possíveis propriedades da série de IPCA através da análise da existência de raiz unitária e de sazonalidade. A partir disto, se conseguirá saber mais detalhadamente quais características da série devem ser consideradas para a estimação do núcleo de inflação pelo método SSA.

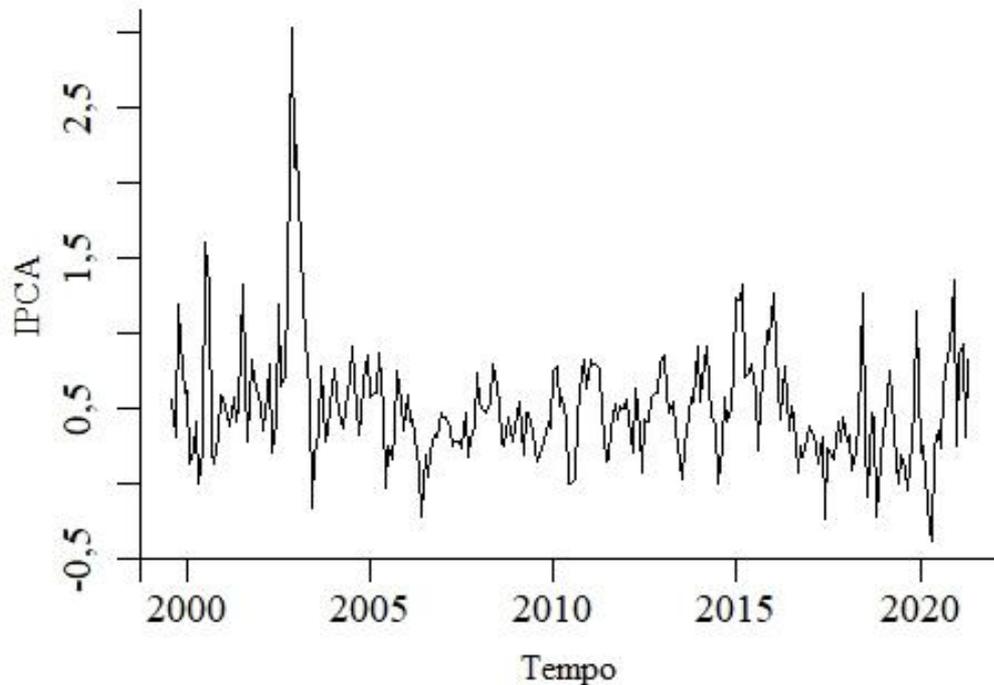
Também foram implementadas três diferentes versões de agrupamento de autotriplas no arcabouço SSA para a estimação do núcleo de inflação: análise gráfica, agrupamento por frequência e por clusterização hierárquica. Assim, são realizadas uma abordagem de análise gráfica e duas formas alternativas de agrupamento automático de autotriplas contidas em Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018).

Este capítulo está organizado da seguinte forma: na seção 4.1 são feitas algumas considerações sobre a série de IPCA. Na seção 4.2 são mostrados os resultados da estimação pelo método SSA utilizado nas três formas de agrupamento. Na subseção 4.2.1 são apresentados os resultados referentes à estimação por análise gráfica, enquanto na subseção 4.2.2 são mostrados os resultados do agrupamento por frequência. Por fim, a subseção 4.2.3 contém os resultados da estimação por agrupamento via clusterização hierárquica.

4.1 PROPRIEDADES BÁSICAS DA SÉRIE DE INFLAÇÃO

Nesta seção é realizada uma breve análise a respeito da série histórica da taxa de inflação medida pelo IPCA, além de testes de raiz unitária e de sazonalidade. Isso foi feito para uma melhor caracterização da série para a implementação do modelo SSA. A Figura 2 apresenta a série de IPCA.

Figura 2 – Série em nível do IPCA no período de agosto de 1998 até maio de 2021



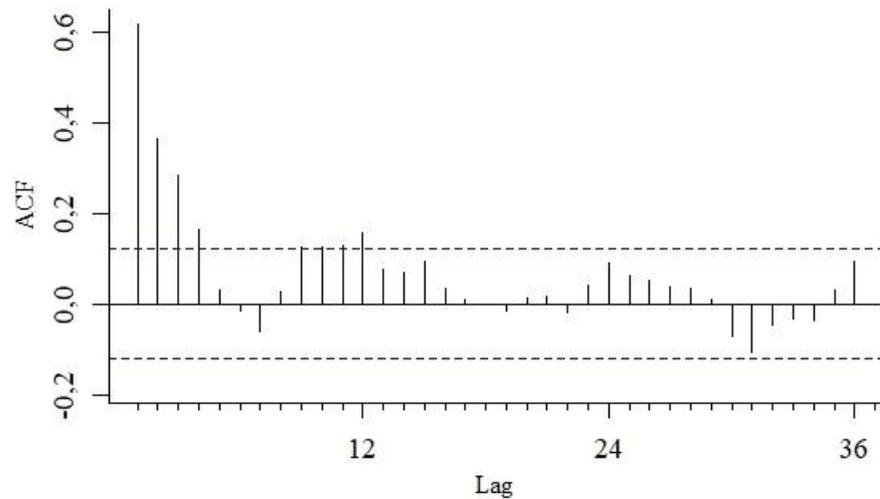
Fonte: Elaboração própria.

Com base na inspeção visual da série na Figura 2, observa-se que após que o pico em novembro de 2002, a série exibe um comportamento estacionário, dado que apresenta uma reversão à sua média no longo prazo, no valor aproximado de 0,5.

Em relação às causas deste pico, segundo Cotta (2002), o aumento de combustíveis como o álcool (26,35%), a gasolina (10,53%) e o óleo diesel (14,63%), além do gás de cozinha, podem ser apontados como itens responsáveis por este valor (12,43%). A esse respeito, Giambiagi *et al.* (2011) destacam que o aumento da inflação para o ano de 2002 está atrelado à incerteza e à crise de desconfiança a respeito das políticas macroeconômicas para o início do governo Lula.

O menor valor da série foi registrado em maio de 2020, resultante de uma deflação generalizada, com exceção do setor de alimentos. Os preços de serviços tiveram uma queda de 0,34% no segundo trimestre de 2020, enquanto os preços dos bens industriais caíram 0,79%, refletindo a queda de 20,96% nos preços de etanol, além de reduções nos preços de bens duráveis como, por exemplo, os automóveis, móveis e eletrodomésticos (BCB, 2020). De modo a observar se a série é estacionária, a Figura 3 apresenta o gráfico da função de autocorrelação (FAC).

Figura 3 – Função de Autocorrelação (FAC) da série de IPCA



Fonte: Elaboração própria.

A partir da inspeção visual da Figura 3, é possível inferir que a Função de Autocorrelação da série temporal apresenta um decaimento rápido característico de séries estacionárias, além de significância em lags específicos relacionada à existência de sazonalidade (ENDERS, 2004). Dessa forma, além de estacionariedade, a sazonalidade é uma característica que também está presente nesta série, visto que é aparente na inspeção visual da FAC.

Para verificar se, de fato, a série é estacionária, foram realizados diversos testes de raiz unitária conforme mostrado na Tabela 2. Foram utilizados os seguintes testes de raiz unitária: Augmented Dickey-Fuller (ADF) (DICKEY; FULLER, 1979), em sua versão com intercepto e sem tendência, com a seleção de lag pelo critério BIC; Kwiatkowski *et al.* (1992) (KPSS); Phillips e Perron (1988) (PP) e Elliott, Rothenberg e Stock (1992) (ERS) do tipo DF-GLS, cada um em suas respectivas versões com intercepto. Também é apresentado o teste Zivot e Andrews (2002) (ZA) com intercepto para a avaliação da possível existência de quebras estruturais. É utilizado o valor máximo de lags igual a 12. Utilizou-se o pacote *urca* (PFAFF; ZIVOT; STIGLER, 2021) para os testes de raiz unitária, exceto para o KPSS, feito por meio pacote *tseries* (TRAPLETTI; HORNIK; LEBARON, 2021). Os resultados são apresentados na série na Tabela 2.

Tabela 2 – Testes de raiz unitária para a série de IPCA

Teste	Valor
ADF – Intercepto	-7,19***
KPSS – Intercepto	0,39*
PP - Intercepto	-7,86***
ERS DF-GLS – Intercepto	-3,53***
ZA - Intercepto	-7,86***

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%.

** indica rejeição da hipótese nula a 5%. ***

indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Os testes com maior ou menor grau de significância rejeitam a hipótese de raiz unitária na série do IPCA, sendo que o teste ZA confirma a hipótese de que a série possui estacionariedade, mesmo considerando a presença de quebra estrutural.

Além da observação da FAC e dos testes de raiz unitária, foram feitos testes de sazonalidade para a série de IPCA. Foram utilizados o teste F para *dummies* sazonais (F -Dummies) de Lytras, Feldpausch e Bell (2007); o teste de Kruskal e Wallis (1952) (KW) e o teste de Friedman (1937), em suas quatro versões: sem diferenciação e sem usar resíduos de um modelo ARIMA predeterminado (tipo 1); sem diferenciar e usando resíduos de um modelo ARIMA (0,1,1) (tipo 2); sem diferenciar e usando resíduos de um modelo ARIMA calculado automaticamente (tipo 3) e com diferenciação da série (tipo 4). Para os testes de sazonalidade, foi utilizado o pacote *seastests* de Ollech (2021).

Os testes F -Dummies, Kruskall Wallis e Friedman possuem como hipótese nula a não existência de sazonalidade. Todos eles apontaram para a existência de sazonalidade, dada a rejeição da hipótese nula ao nível de significância de 1%, conforme mostrado na Tabela 3.

Tabela 3 – Testes de sazonalidade para a série de IPCA

Teste	Valor
F - Dummies	2,73***
Kruskall Wallis	26,29***
Friedman - Tipo 1	55,51***
Friedman - Tipo 2	30,36***
Friedman - Tipo 3	35,65***
Friedman - Tipo 4	26,70***

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Assim, é possível concluir que a série de IPCA possui evidências de estacionariedade, que vão desde a inspeção visual do gráfico da série temporal e de sua FAC até a diferentes testes de estacionariedade. Com base na FAC e nos testes de sazonalidade, conclui-se que esta propriedade também está presente na série. Em face desses achados, destaca-se que o método SSA é capaz de lidar com séries temporais com estas propriedades.

4.2 ESTIMAÇÃO POR *SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS*

Nesta seção são apresentados os resultados da implementação do modelo SSA. Considerando que são executadas três formas de agrupamento das autotriplas por SSA, foram obtidas três estimações diferentes de núcleo de inflação.

Nas três medidas de núcleo foi utilizado um parâmetro L igual a $N/2$, conforme a subseção 3.1.6. Neste caso, $L = 131$, pois o núcleo de inflação não pode estar sujeito a variações sazonais, conforme mostrado na seção 2.2. Neste caso, o núcleo de inflação corresponde à tendência extraída, enquanto a sazonalidade e o resíduo são classificados simultaneamente como ruído.

Na subseção 4.2.1 são apresentados os resultados do agrupamento por análise gráfica; na subseção 4.2.2; os resultados do agrupamento por frequência e por fim, na subseção 4.2.3, são mostrados os resultados do agrupamento por clusterização hierárquica. Para a estimação dos núcleos de inflação, foi utilizado o pacote *Rssa* de Korobeynikov *et al.* (2021).

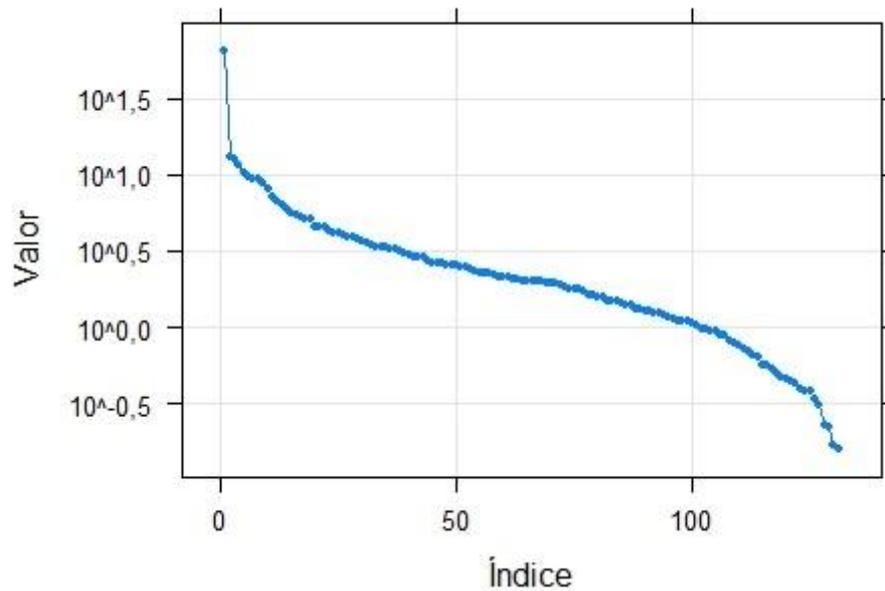
4.2.1 Análise Gráfica

A abordagem SSA com agrupamento por análise gráfica consiste na valiação de gráficos resultantes da utilização do SSA, como, por exemplo, os gráficos de autovalores, autovetores, pares de autovetores e w -correlação¹⁸. Isso é feito de modo a contribuir na classificação dos componentes entre os grupos de sinal e ruído.

Com relação ao gráfico de autovalores na Figura 4, é possível fazer uma avaliação inicial de quais autotriplas devem pertencer à tendência. Deve-se observar quais os maiores autovalores e a distância entre eles, especialmente em relação ao primeiro valor, que é atrelado à tendência, conforme destacado na seção 3.1.7. Este gráfico auxilia na identificação da tendência da série, conforme o que é proposto por Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018). Observa-se também que o primeiro autovalor está muito acima dos demais, indicando que a tendência possui relevância significativa na série de IPCA.

¹⁸ Estes gráficos são considerados parte da análise gráfica, conforme mostram Golyandina (2010), Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018), Hassani, Soofi e Zhigljavsky (2013) e Hassani e Mahmoudvand (2018).

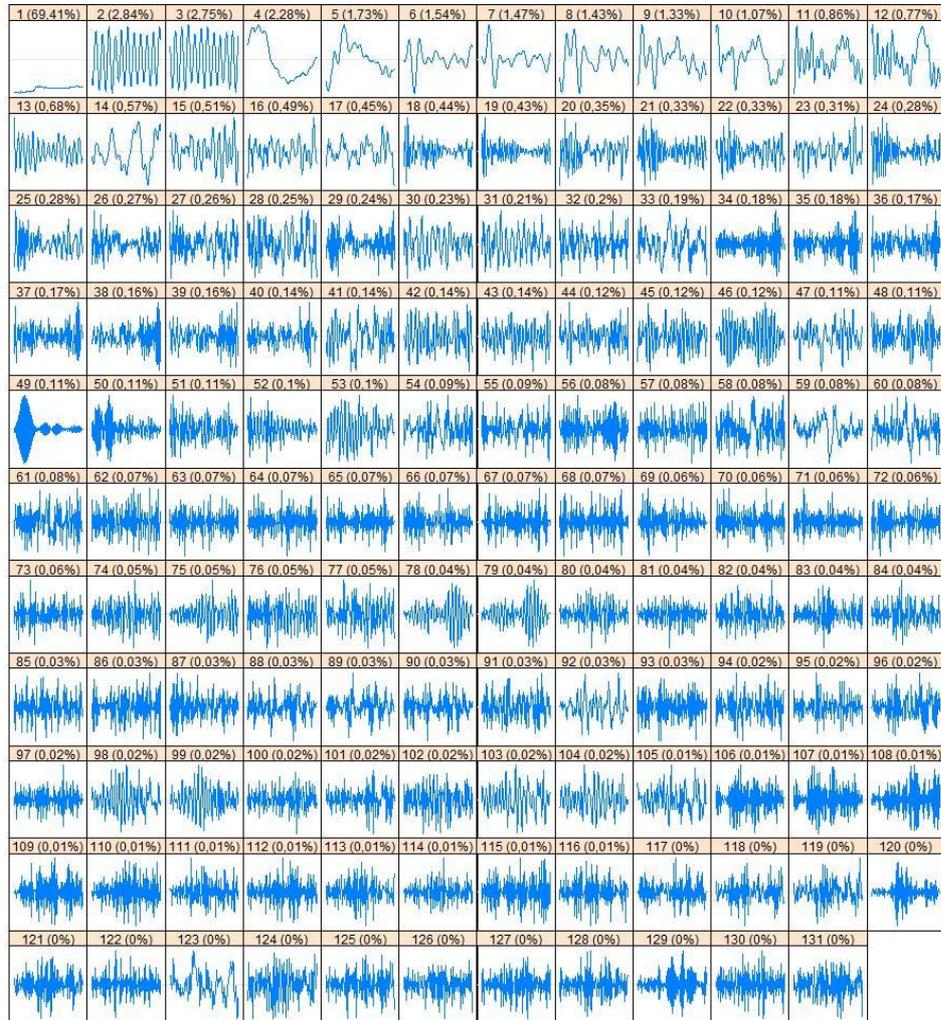
Figura 4 – Gráfico de Autovalores de índice 1 a 131



Fonte: Elaboração própria.

No que se refere aos autovetores obtidos na Figura 5, também observa-se a contribuição relativa de cada autovetor a partir dos gráficos dos autovetores, que mostram quais destes possuem variação mais lenta, além de sua contribuição em relação à variância total. O primeiro autovetor possui uma contribuição maior do que os demais (69,41%), enquanto o segundo possui uma contribuição de 2,84%. A partir do autovetor 11, a contribuição relativa passa a ser menor que 1%, e a partir do autovetor 54, a contribuição relativa é menor que 0,1%. As informações obtidas na Figura 5 auxiliam na indicação de quais autotriplas podem ser utilizadas para a reconstrução do sinal. Aqui é reforçada a importância do primeiro componente, relativo à tendência da série.

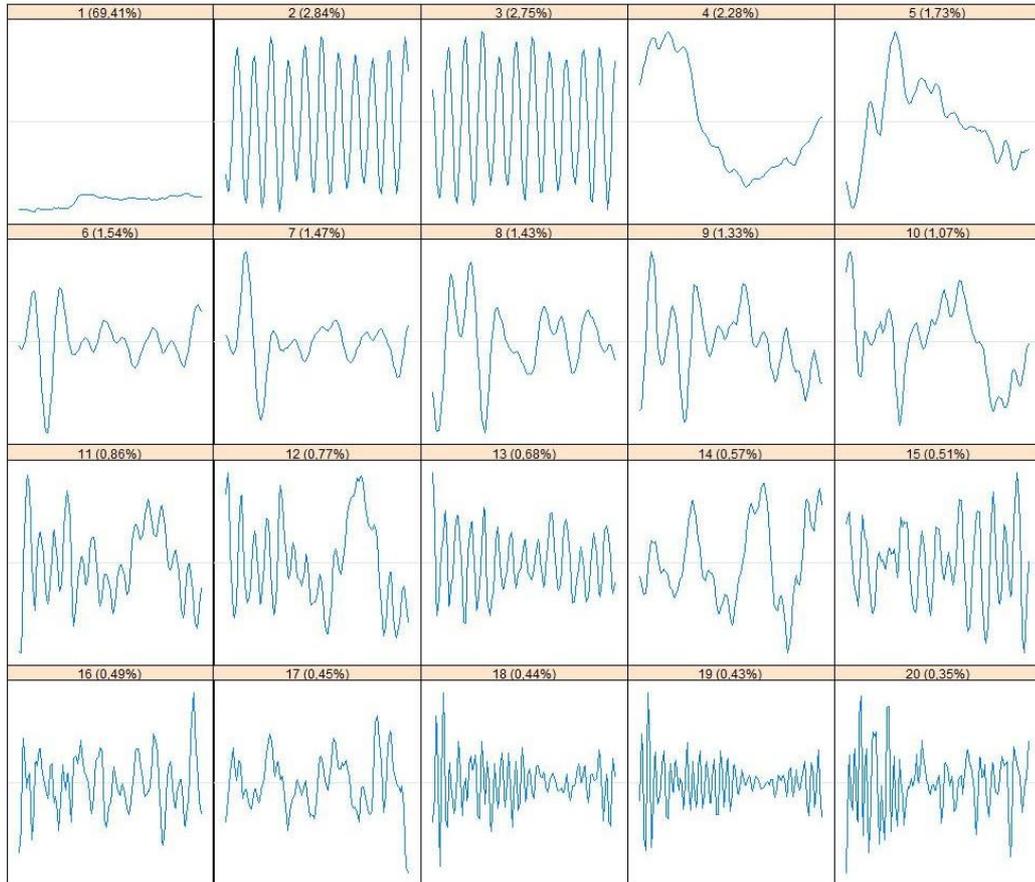
Figura 5 – Autovetores de índice 1 a 131 e suas respectivas contribuições relativas



Fonte: Elaboração própria.

A Figura 6 mostra os primeiros 20 autovetores, que contribuem para um total de 91,4% da variância. Dessa forma, a seleção de autotriplas para a composição da tendência é focada em autotriplas dentro desse conjunto, observando os autovetores com menor variação em sua movimentação. É importante destacar que os autovetores 2 e 3 possuem forma oscilatória, assim, estes componentes devem ser classificados como sazonalidade da série, enquanto os componentes 13, 15, 16, 18, 19 e 20 possuem um comportamento mais errático em relação aos demais, sendo classificados como pertencentes ao ruído da série. Os demais autovetores entre os 20 primeiros possuem menores variações, classificados, desta forma, como pertencentes ao sinal da série.

Figura 6 – Autovetores de índice 1 a 20 com suas respectivas contribuições relativas

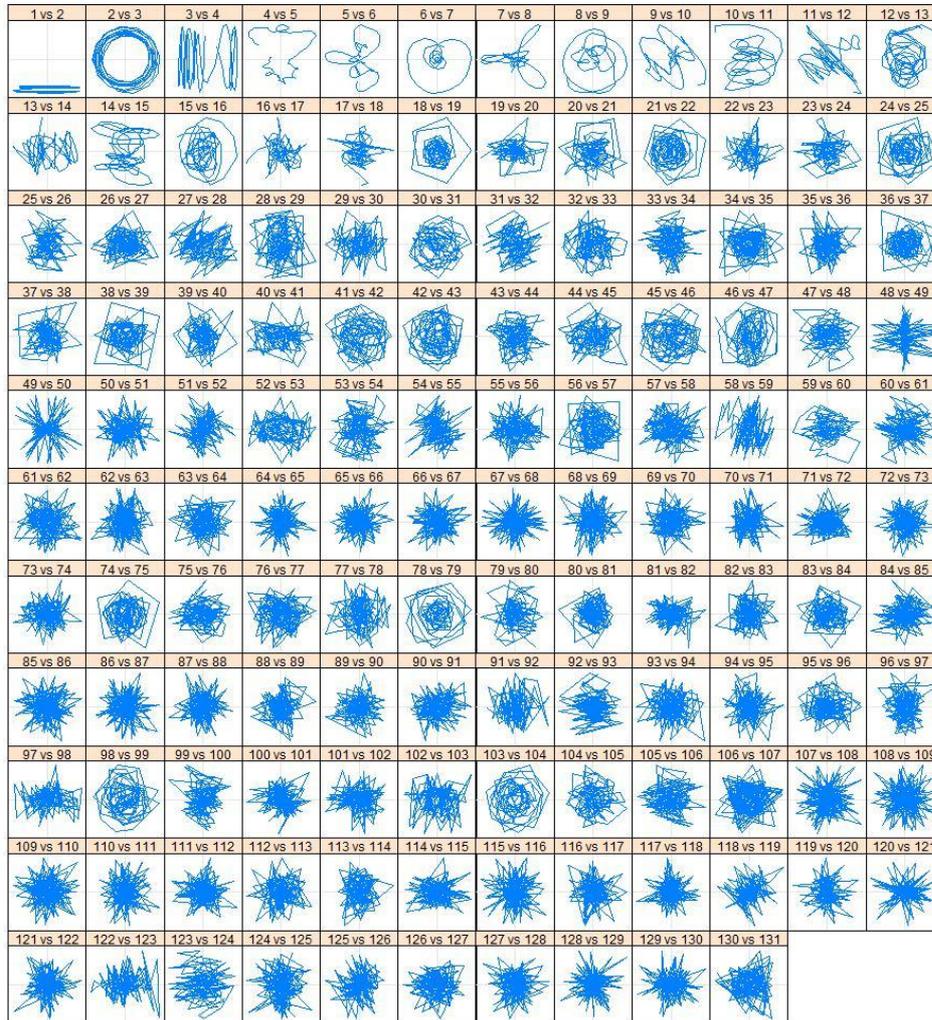


Fonte: Elaboração própria.

Os gráficos relativos aos pares de autovetores na Figura 7 também auxiliam na identificação de componentes referentes à parte harmônica da série¹⁹. A periodicidade de componentes harmônicos é indicada a partir da observação de imagens que se assemelham a figuras geométricas, em que o número de vértices contribui para mostrar a periodicidade do componente. Neste caso, observa-se que o par 1x2 possui uma baixa variação devido à influência do primeiro componente, relacionada à tendência, enquanto o par 2x3 se assemelha a um polígono regular, o que é um potencial indicativo de que tais componentes compõem a sazonalidade da série (GOLYANDINA; KOROBAYNIKOV, 2014).

¹⁹ Conforme mostrado em Golyandina e Korobeynikov (2014), Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018) e Hassani e Zhigljavsky (2009).

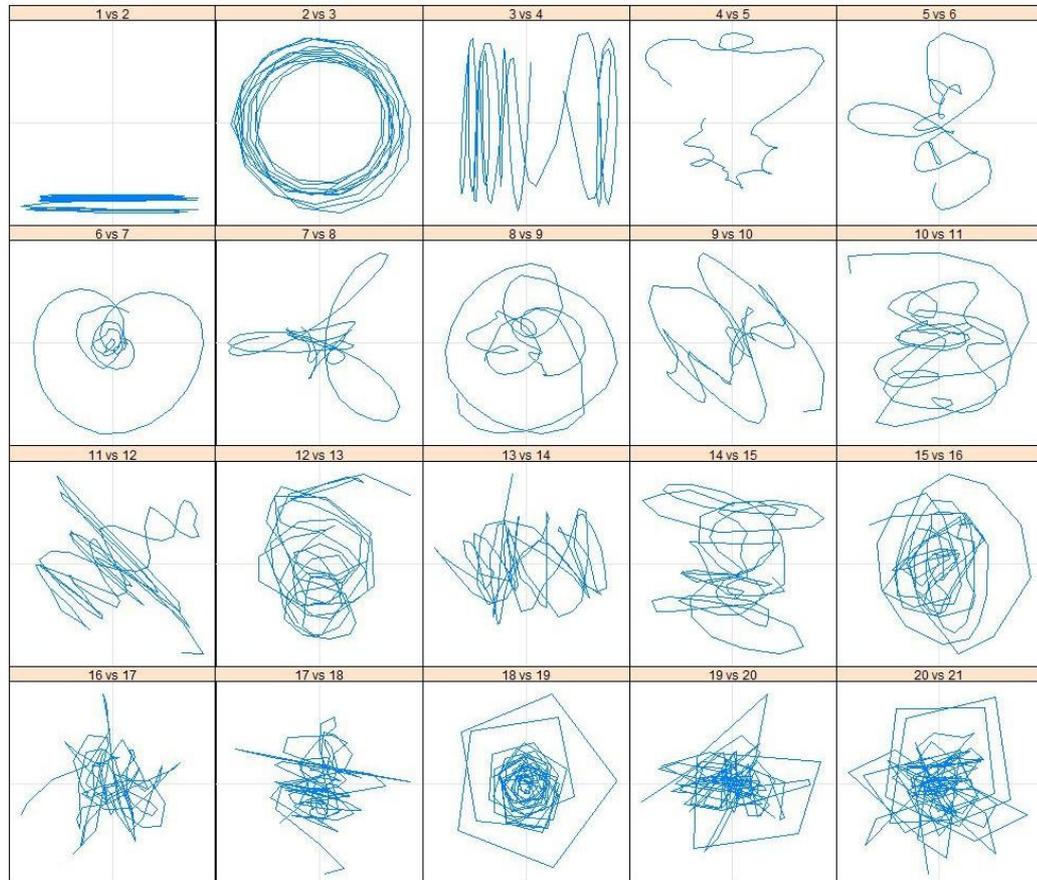
Figura 7 – Gráficos de pares de autovetores de índice 1 a 131



Fonte: Elaboração própria.

Ao observar de maneira mais detalhada os pares de autovetores iniciais na Figura 8, destaca-se que o par 18x19 apresenta um formato próximo ao de um polígono regular, entretanto, não apresenta uma forma definida como o par 2x3. Além disso, as autotriplas 18 e 19 possuem baixa contribuição relativa para a série, logo, foram incluídas no grupo referente ao ruído, pois, ainda que possuam informações referentes à sazonalidade da série, não devem ser incluídas no conjunto de autotriplas que compõem o núcleo de inflação, conforme descrito na seção 2.2.

Figura 8 – Gráficos de pares de autovetores de índice 1 a 21



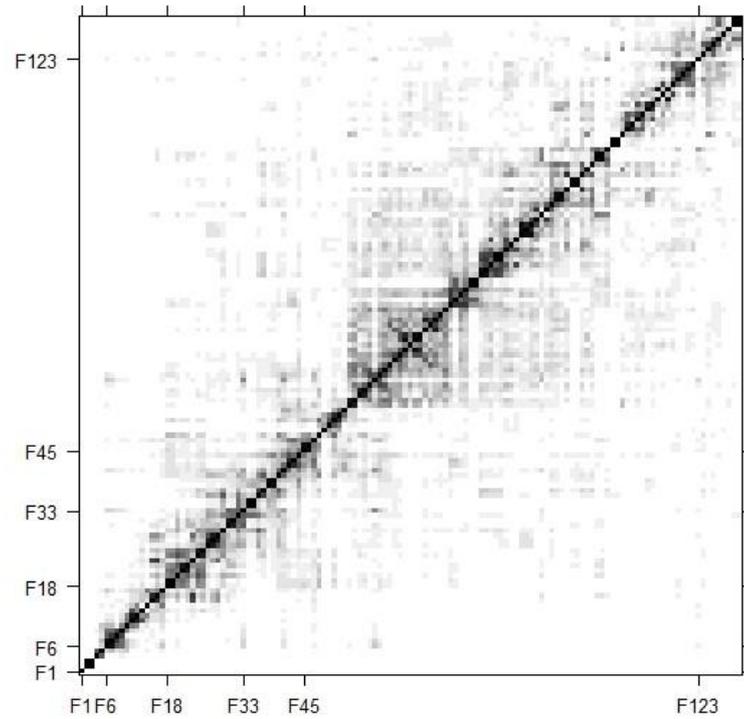
Fonte: Elaboração própria.

As Figuras 9 e 10 mostram os gráficos de correlação ponderada (w -correlação) entre os fatores que auxiliam no processo de identificação dos componentes que são utilizados para a reconstrução do sinal. A análise gráfica da matriz de w -correlação também pode auxiliar no processo de agrupamento, pois mostra as correlações entre fatores em escala de cinza, variando de 0 (branco) a 1 (preto). Formas mais escuras retratam fatores com alta correlação, enquanto formas mais claras retratam componentes com baixas w -correlações (GOLYANDINA; KOROBAYNIKOV, 2014). O uso dessa matriz serve para auxiliar no agrupamento de autotriplas com alta correlação ponderada entre si.

Percebe-se, com base na Figura 9, que o primeiro fator (F1) possui uma baixa correlação com os outros fatores, indicando uma alta separabilidade em relação aos demais. Os fatores 2 (F2) e 3 (F3) também possuem uma alta w -correlação entre si e baixa com os demais, corroborando a ideia de que estes componentes fazem parte de uma estrutura semelhante, neste caso, a sazonalidade. Ainda, os fatores 4 e 5 também possuem uma alta w -correlação entre si. A partir do fator 5 (F5), percebe-se uma queda progressiva na separabilidade entre os fatores à medida que seu índice aumenta, visto que os fatores passam a ser mais correlacionados entre si. A versão ampliada da Figura 9, que ressalta

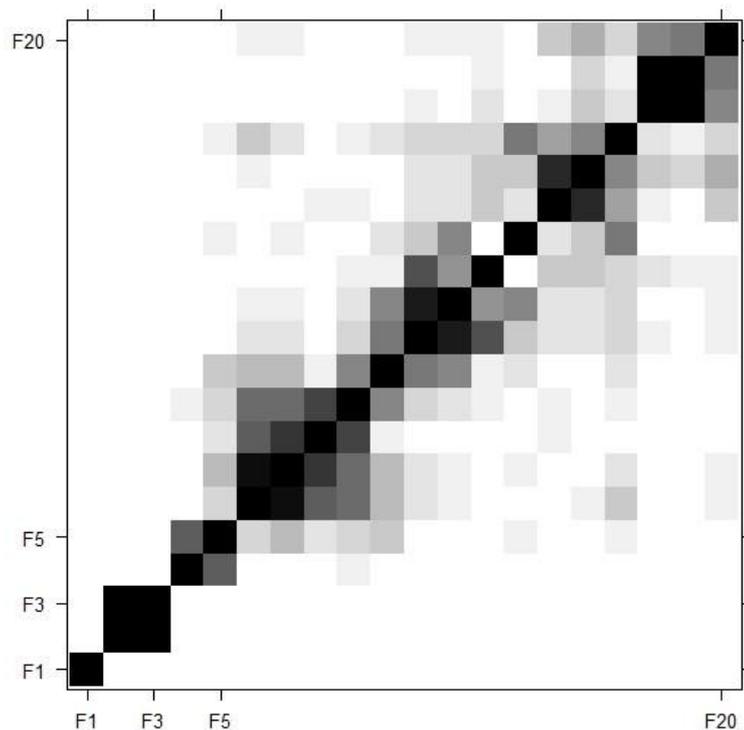
os primeiros 20 fatores auxilia, na visualização do resultado.

Figura 9 – Gráfico de w -correlação até a autotriplas 131



Fonte: Elaboração própria.

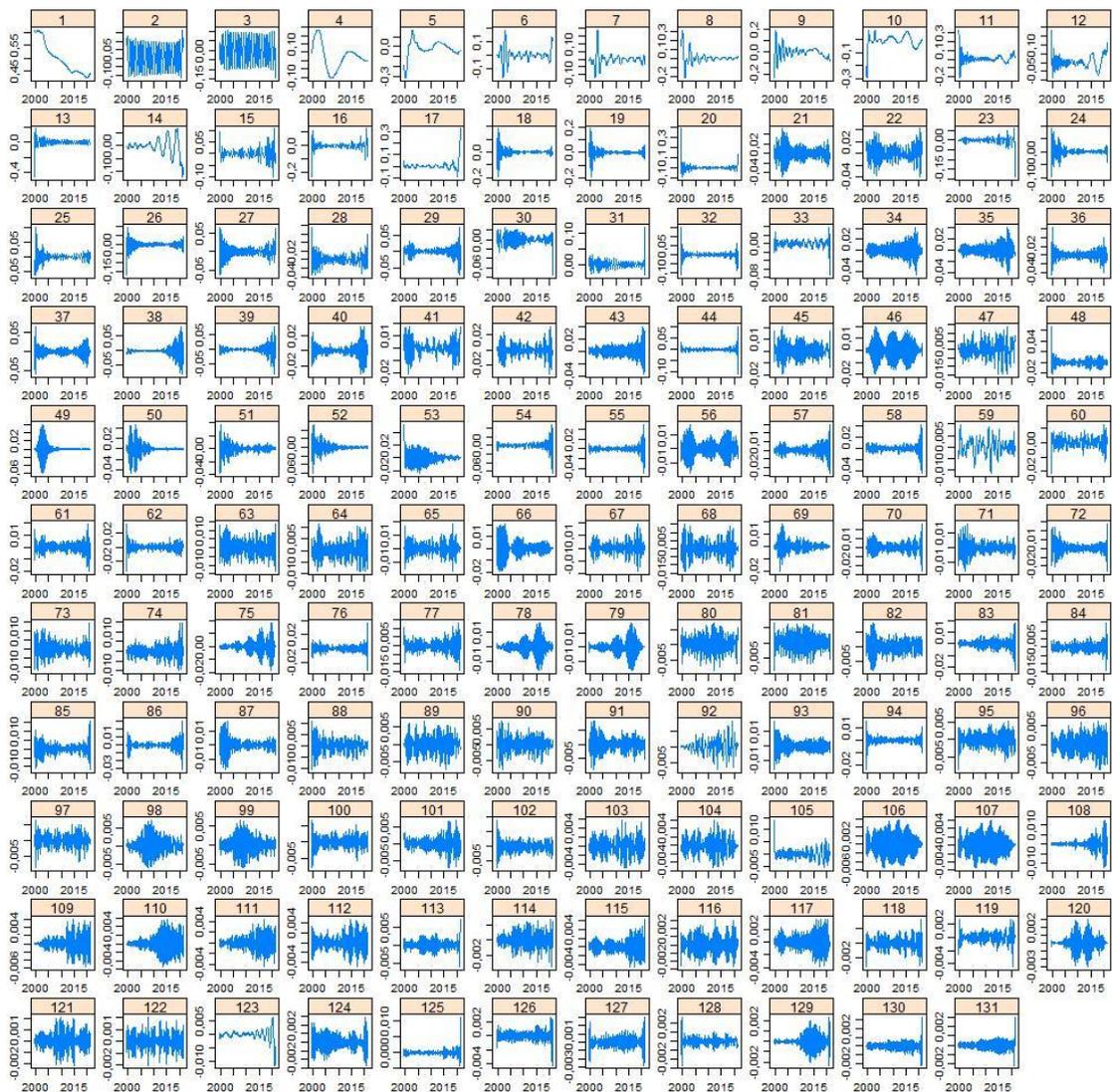
Figura 10 – Gráfico de w -correlação até a autotriplas 20



Fonte: Elaboração própria.

A Figura 11 mostra os gráficos referentes às séries reconstruídas obtidas no último estágio do método SSA, sendo mais um indicativo de quais autotriplas devem ser agrupadas para a reconstrução da tendência. As séries 2 e 3 corroboram o resultado encontrado anteriormente, pois são duas séries que apresentam estrutura oscilatória e, assim, não podem ser utilizadas para a reconstrução do núcleo de inflação, conforme discutido na seção 2.2.

Figura 11 – Séries Reconstruídas até a autotripla 131

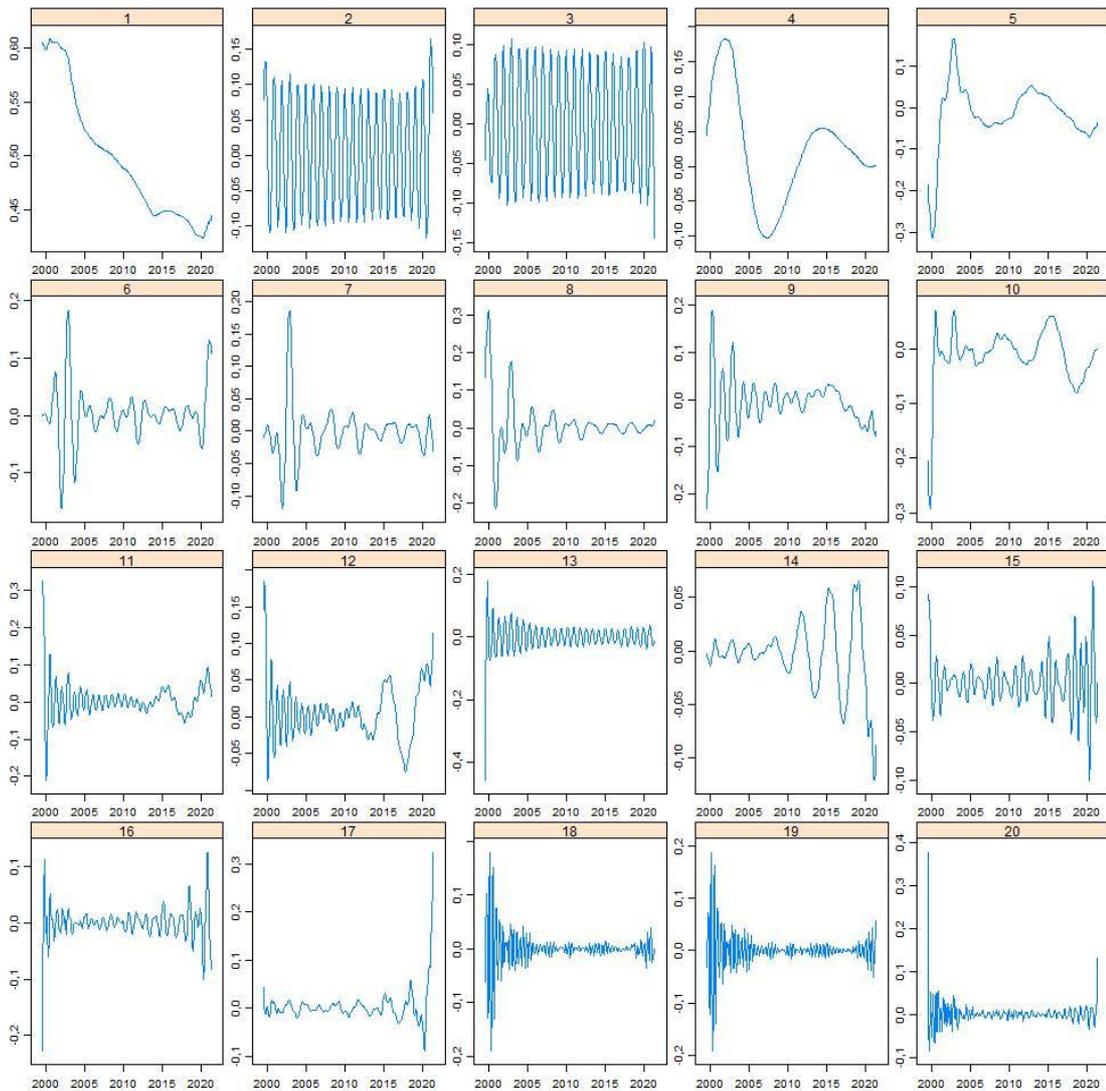


Fonte: Elaboração própria.

A partir da observação de que as 20 autotriplas são as mais relevantes, a Figura 12 mostra as primeiras 20 séries reconstruídas, em que as séries que possuem menor variação para serem utilizadas foram classificadas como pertencentes ao componente de tendência. Dado que uma das principais vantagens do método é proporcionar a extração de diferentes tendências, é possível formular diferentes propostas, referentes às autotriplas passíveis

de serem utilizadas para a reconstrução²⁰. No Apêndice B foi feita uma seleção entre diferentes possibilidades de agrupamento por análise gráfica com base na variação das autotriplas utilizadas para a reconstrução, assim como os testes de avaliação para a seleção da melhor possibilidade de núcleo por análise gráfica.

Figura 12 – Séries Reconstruídas até a autotripla 20



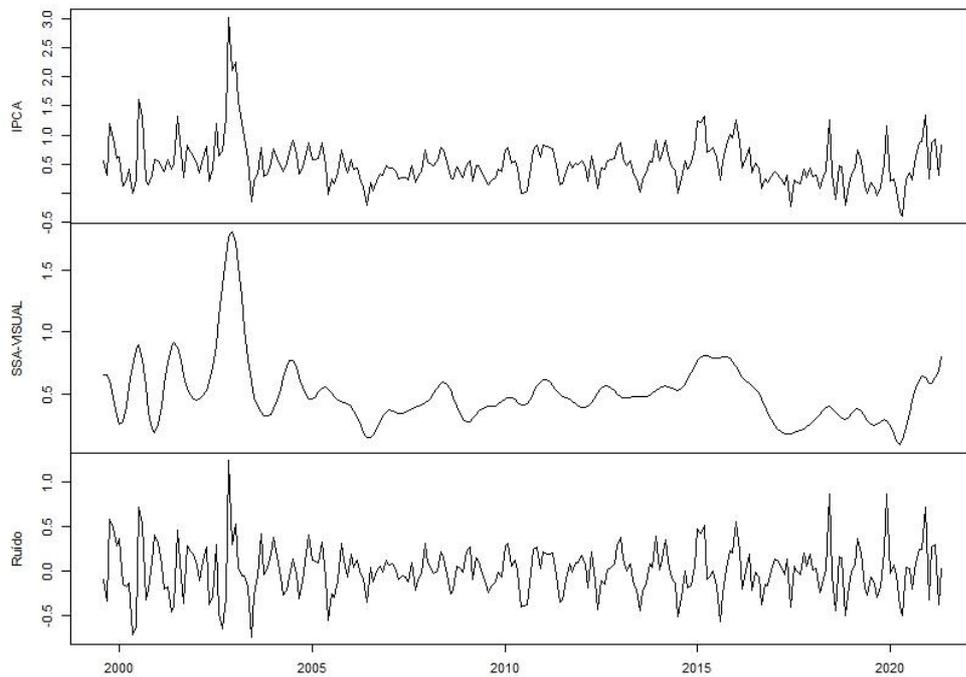
Fonte: Elaboração própria.

Ao final do processo de análise dos gráficos resultantes da estimação SSA, juntamente dos resultados mostrados no Apêndice B, o grupo de autotriplas utilizado para a reconstrução da tendência da série foi: 1, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 17. Assim, concluída a seleção de autotriplas para a reconstrução com base na análise gráfica, o passo seguinte é gerar a série resultante da reconstrução baseada nas autotriplas selecionadas.

²⁰ Conforme reforçado em Golyandina e Korobeynikov (2014), Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018), Hassani e Mahmoudvand (2018) e feito também em Ruch e Bester (2013).

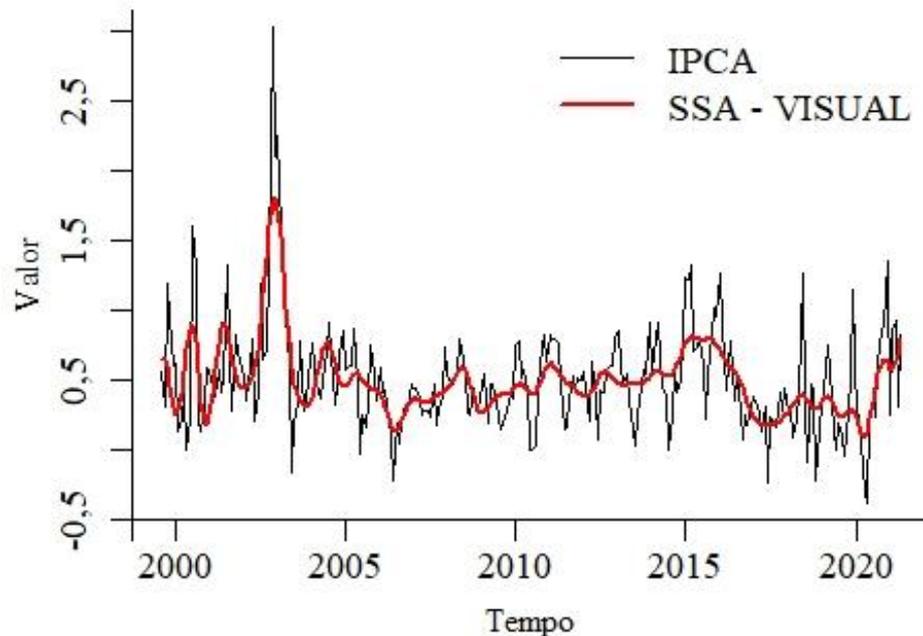
Em seguida, são mostrados os gráficos de sinal e ruído em relação à série original do IPCA na Figura 13 e o núcleo de inflação obtido frente à série original na Figura 14. Conclui-se que a variação do núcleo construído é menor que a série original, especialmente em períodos de grande variação como, por exemplo, no início da amostra utilizada, e que o núcleo reconstruído (SSA-VISUAL) possui um bom acompanhamento do IPCA, com oscilações mais suaves em comparação à série original.

Figura 13 – Decomposição da série original do núcleo de inflação reconstruído por análise gráfica e ruído obtido



Fonte: Elaboração própria.

Figura 14 – Gráfico da série original e do núcleo reconstruído por análise gráfica



Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 4 são apresentados testes de sazonalidade nos resíduos e no núcleo construído de modo a garantir que não existe efeito sazonal no núcleo de inflação. Todos os testes confirmam ausência no núcleo, assim como a existência de sazonalidade no ruído, pois rejeita-se a hipótese nula para este caso.

Tabela 4 – Testes de sazonalidade para o núcleo e o ruído da reconstrução pelo método SSA por análise gráfica

Teste	Valor (Núcleo)	Valor (Ruído)
<i>F - Dummies</i>	0,03	7,59***
Kruskall Wallis	5,66	31,93***
Friedman - Tipo 1	1,76	74,32***
Friedman - Tipo 2	2,91	74,60***
Friedman - Tipo 3	2,31	50,52***
Friedman - Tipo 4	2,67	30,68***

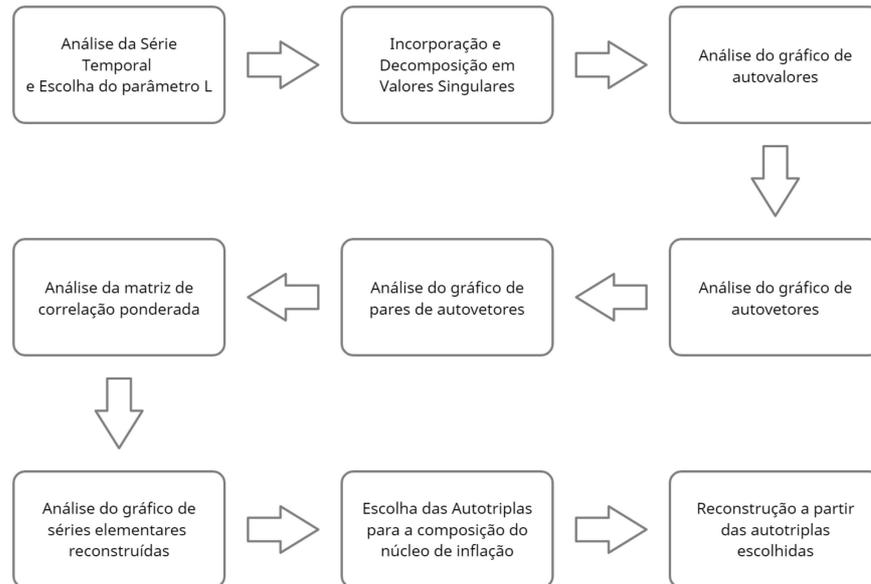
Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

O teste para o núcleo construído confirma a ausência de sazonalidade no núcleo ao não rejeitar a hipótese nula dos testes, mostrando que, de fato, a sazonalidade foi extraída da série de IPCA juntamente com ruído da série. A estimação do núcleo de inflação a partir do método SSA garante, por conseguinte, que o componente de tendência não esteja

contaminado pelo efeito sazonal nos preços. Na Figura 15 é mostrado um esquema com os passos utilizados para a construção da medida de núcleo de inflação por SSA a partir do agrupamento por análise gráfica.

Figura 15 – Esquema com os passos utilizados para a estimação do núcleo de inflação pelo método SSA a partir do agrupamento por análise gráfica



Notas: Não existe uma ordem específica para a análise dos gráficos provenientes do SSA, conforme destaca Cassiano (2014), mas apenas que nesta dissertação foi seguida a ordem utilizada por Golyandina e Korobeynikov (2014).

Fonte: Elaboração própria.

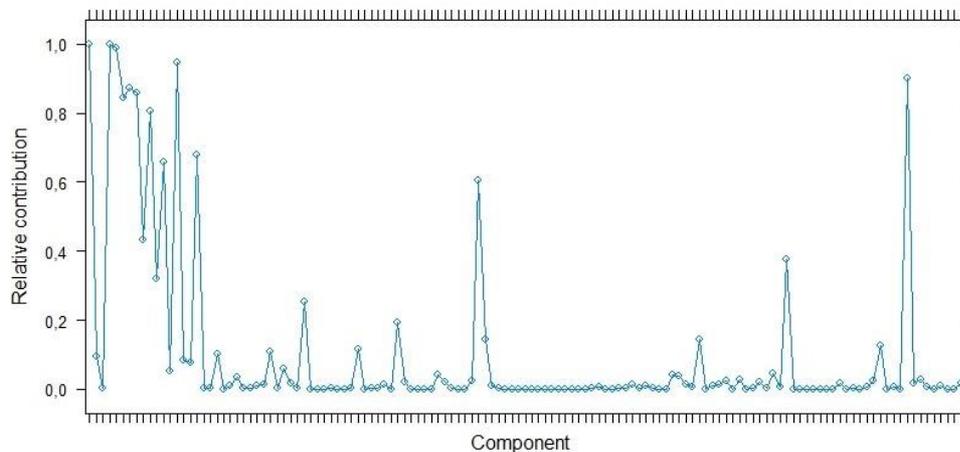
A partir do que foi apresentado nesta seção, destaca-se que os gráficos obtidos com o emprego do SSA por meio do agrupamento por análise gráfica auxiliam na escolha de autotriplas para a reconstrução da série de núcleo de inflação removendo o ruído e a sazonalidade da série de IPCA. O próximo passo é a estimação do núcleo de inflação, via agrupamento por frequência das autotriplas.

4.2.2 Agrupamento por Frequência

Esta forma de agrupamento visa a selecionar as autotriplas de baixa frequência com maior contribuição relativa no periodograma para compor o núcleo de inflação (GOLYANDINA; ZHIGLJAVSKY, 2020). Nesta forma de agrupamento, a principal ferramenta para análise é o periodograma, pois este gráfico permite a observação de quais são as autotriplas com maior contribuição relativa no espectro de frequência. Também é considerado o limite das 20 primeiras autotriplas para a reconstrução, devido à sua contribuição em relação à variância, conforme mostrado na subseção 4.2.1.

Para a extração de tendência foi selecionado um limite de 0,8 de contribuição relativa com frequência igual a 0,06, conforme Golyandina, Korobeynikov e Zhigljavsky (2018). Segundo os autores, a ideia é que sejam selecionadas as autotriplas com menor frequência, que são atreladas à tendência, sendo que tais autotriplas apresentam a maior contribuição relativa. Os autores recomendam o valor de 0,06 como limite para a seleção das autotriplas, pois a frequência 0,083 está atrelada ao componente periódico 1/12, logo, deve-se utilizar uma frequência menor que essa para a extração da tendência. Na Figura 16 é apresentado o gráfico de contribuição relativa em relação ao espectro de frequência de forma não ordenada.

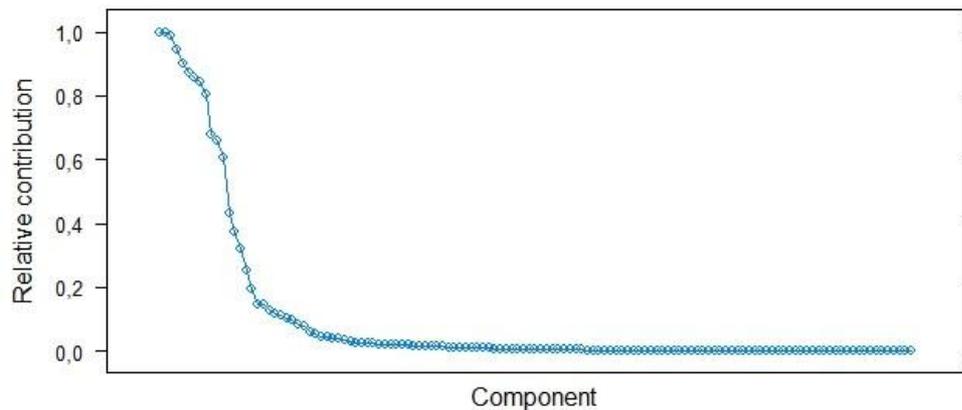
Figura 16 – Gráfico de contribuição relativa no espectro de frequência não ordenada



Fonte: Elaboração própria.

A partir da Figura 16, observa-se que existem 8 autotriplas com contribuição relativa maior que 0,8 entre as 20 primeiras. A autotripla 123 também pode ser apontada com uma contribuição relativa maior do que 0,8, entretanto, como sua contribuição para a variância é nula, conforme o apresentado na Figura 5, essa autotripla é excluída do grupo que compõe o núcleo de inflação a partir do agrupamento por frequência. Na Figura 17, é mostrada a contribuição relativa ordenada.

Figura 17 – Gráfico de contribuição relativa no espectro de frequência ordenada



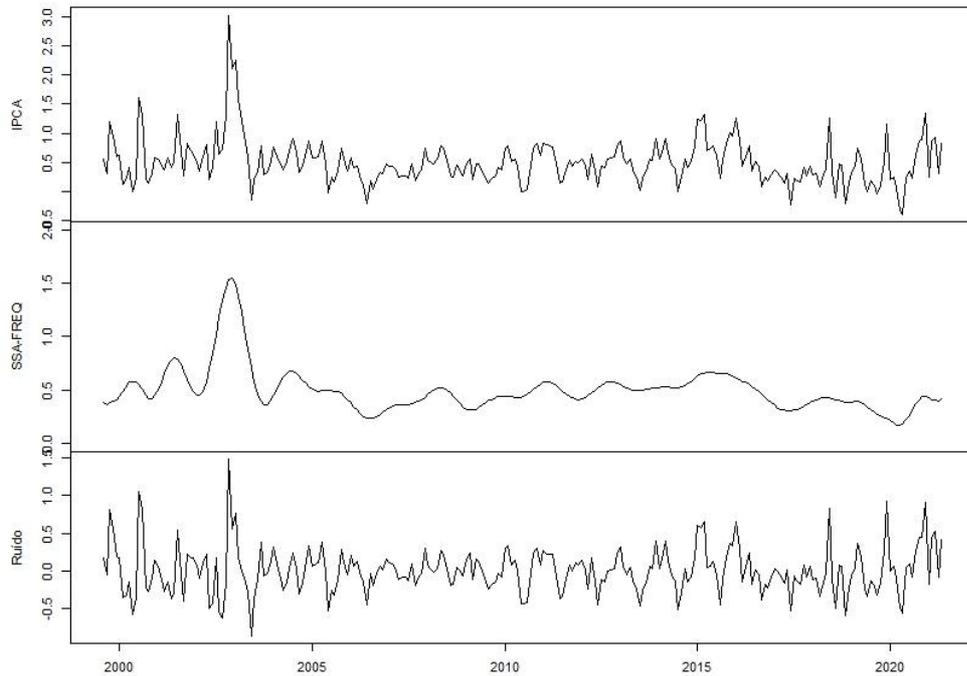
Fonte: Elaboração própria.

Após a contribuição no valor 0,8 existe uma distância maior entre as contribuições das autotriplas. Portanto, são escolhidas as 8 primeiras autotriplas com maior contribuição relativa acima do valor de 0,8, resultando no seguinte grupo de autotriplas escolhidas: 1, 4, 5, 6, 7, 8, 10 e 14.

Na prática, a diferença para a primeira medida deve ser pequena, visto que as autotriplas 1, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 14 são comuns às duas formas de seleção. A diferença quanto à contribuição para a variância é dada pela 9 (1,33%), 11 (0,86%), 12 (0,74%) e 17 (0,45%).

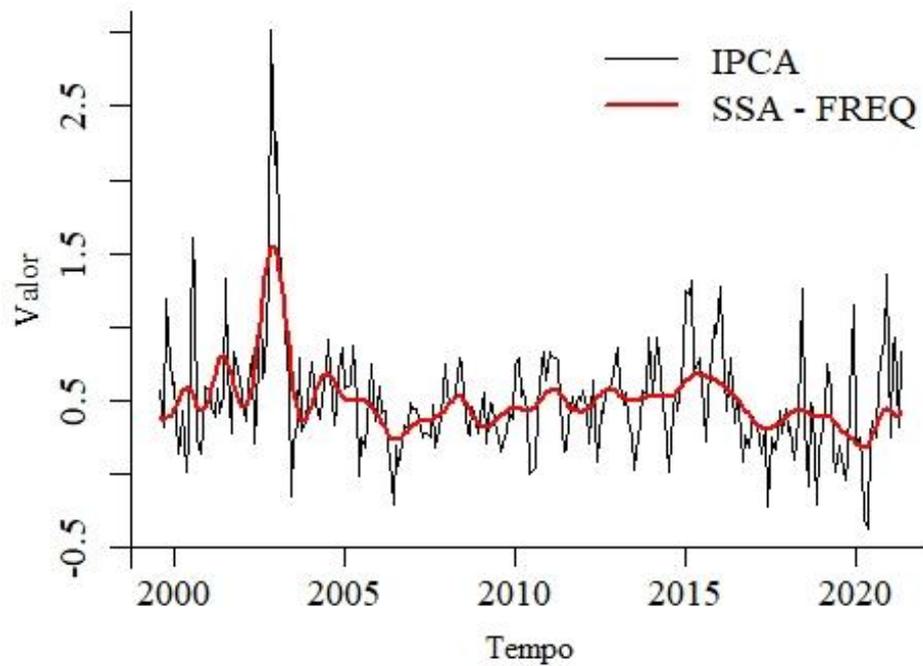
Na Figura 18 são mostrados os gráficos do núcleo e ruído obtidos pelo agrupamento por frequência em relação à série original do IPCA e ao núcleo de inflação obtido (SSA-FREQ) frente à série original na Figura 19. A tendência após o pico em 2002 também apresenta uma maior estabilidade em comparação com a série original.

Figura 18 – Gráfico da série original, do núcleo reconstruído e do resíduo da série original



Fonte: Elaboração própria.

Figura 19 – Gráfico da série original e do núcleo reconstruído pelo agrupamento por frequência



Fonte: Elaboração própria.

O passo seguinte consiste na realização de testes de sazonalidade no núcleo de inflação e no ruído resultante do agrupamento por frequência que podem ser observados na Tabela 5, de modo a garantir que não existe efeito sazonal no núcleo de inflação obtido. Todos os testes confirmam a existência de sazonalidade no ruído ao nível de 1% e ausência no núcleo estimado. A ideia é semelhante ao que é apresentado na construção do núcleo por análise gráfica, dado que o núcleo de inflação consiste na tendência de longo prazo da inflação medida pelo IPCA.

Tabela 5 – Testes de sazonalidade para a reconstrução do núcleo de inflação pelo método SSA por agrupamento de frequência

Teste	Valor (Núcleo)	Valor (Ruído)
<i>F</i> - <i>Dummies</i>	0,15	5,05***
Kruskall Wallis	3,50	28,44***
Friedman - Tipo 1	0,29	68,24***
Friedman - Tipo 2	2,16	66,63***
Friedman - Tipo 3	3,42	45,71***
Friedman - Tipo 4	2,04	27,54***

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Assim, a estimação baseada na seleção por frequência garante que a tendência não esteja contaminada pelo efeito sazonal nos preços e que, de fato, a sazonalidade está presente no ruído, conforme mostrado na Tabela 5. Observa-se, também, um menor nível de volatilidade do núcleo construído em relação à série original. O passo seguinte é a construção do núcleo de inflação pelo método SSA com a utilização do agrupamento por clusterização hierárquica.

4.2.3 Clusterização Hierárquica

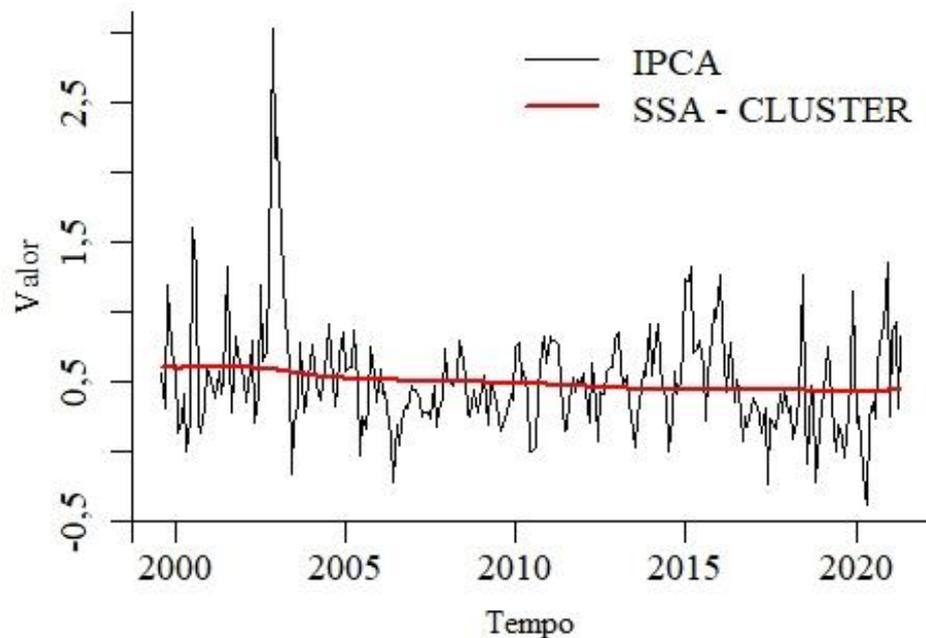
O agrupamento por clusterização hierárquica pode ser feito utilizando-se diversas medidas de distância e similaridade ou dissimilaridade. Nesta dissertação são utilizadas uma matriz de dissimilaridade $1 - |\rho_{ij}^{(w)}|$, assim como as medidas de cluster baseadas na w -correlação e na norma de Frobenius por ligação média, centroide e mediana, conforme a recomendação de Kalantari e Hassani (2019).

Para a reconstrução do núcleo de inflação foi utilizada uma matriz de dissimilaridade. Deve se destacar que as medidas de distância média, simples, mediana e centroide fornecem um resultado semelhante para a classificação das autotriplas que fazem parte do núcleo de inflação e do ruído. Portanto, é mostrado um único resultado para o núcleo de inflação.

A partir da metodologia aplicada, o núcleo de inflação é representado apenas pela primeira autotripla, enquanto o ruído é composto das autotriplas 2 até 131. A Figura

20 apresenta o gráfico comparativo entre a tendência extraída por clusterização e a série original, em que o núcleo obtido (SSA-CLUSTER) se assemelha a uma série constante.

Figura 20 – Gráfico da série original e do núcleo reconstruído pelo clusterização hierárquica



Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 6 apresenta o teste de sazonalidade para o ruído obtido do método SSA por clusterização hierárquica. Não foi feito o teste para o núcleo devido ao comportamento do sinal obtido, que se assemelha ao de uma série constante, conforme mostrado na figura 20.

Este resultado aparenta ser uma consequência da escolha do valor de $L=131$ e da relevância da tendência na série de IPCA, em que o primeiro autovalor possui uma contribuição relativa de 69%. A Figura 10 reforça este resultado, dado que a primeira autotripla possui baixa w -correlação com as demais. Desta forma, o método de clusterização hierárquica apresentou uma elevada dificuldade de formar clusters com um número maior de autotriplas para a tendência.

Tabela 6 – Testes de sazonalidade para o ruído da reconstrução do núcleo de inflação pelo método SSA por clusterização hierárquica

Teste	Valor (Ruído)
<i>F - Dummies</i>	2,75***
Kruskall Wallis (KW)	26,59***
Friedman - Tipo 1	56,12***
Friedman - Tipo 2	30,20***
Friedman - Tipo 3	33,62***
Friedman - Tipo 4	26,28***

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%.

** indica rejeição da hipótese nula a 5%. ***

indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Desta forma, conclui-se que a clusterização hierárquica também foi capaz de extrair uma medida de núcleo de inflação sem a sazonalidade proveniente da série original. Um ponto negativo desta forma de agrupamento para o caso de extração da tendência de inflação é a elevada influência da primeira autotripla, o que a coloca em um único grupo, como sendo a própria tendência de inflação. Desta forma, diferente das medidas anteriores, este núcleo não possui um bom acompanhamento da inflação a partir da inspeção visual.

Como conclusão dos resultados obtidos neste capítulo, destacam-se as propriedades básicas da série de IPCA como, por exemplo, a estacionariedade e sazonalidade. Além disso, foram obtidas três medidas de núcleo de inflação estimadas por SSA, por meio de diferentes formas de agrupamento de autotriplas: análise gráfica, agrupamento por frequência e agrupamento por clusterização hierárquica. De acordo com a proposta metodológica, o passo seguinte é executar os testes de avaliação comparando as medidas obtidas com as medidas de núcleo de inflação utilizadas pelo Banco Central do Brasil.

5 RESULTADOS DOS TESTES DE AVALIAÇÃO

Neste capítulo são apresentados os resultados dos testes utilizados para a comparação dos núcleos de inflação estimados por SSA e as medidas de núcleo de inflação utilizadas pelo Banco Central do Brasil.

Dentre tais medidas se encontram duas de exclusão de alimentos no domicílio e preços monitoradas (EX-0) e exclusão de todos os preços de alimentos, monitorados e outros itens como, por exemplo, automóveis e eletroeletrônicos (EX-3), além das medidas de Média Aparada Suavizada (MS); Dupla Ponderação (DP) e Percentil-55 (P55), que foram escolhidas para este trabalho porque, são as medidas utilizadas pela autoridade monetária como núcleos de inflação (BCB, 2021). Os dados foram extraídos do Sistema Gerenciador de Séries Temprais (SGS) do Banco Central do Brasil com periodicidade igual à série de IPCA²¹. Os gráficos das séries de núcleo de inflação comparadas com a série de IPCA estão presentes no Apêndice C.

Na seção 5.1, são apresentadas as estatísticas descritivas da série de IPCA, dos núcleos estimados por SSA e dos núcleos utilizados pelo Banco Central do Brasil. A seção 5.2 contém os resultados dos testes de raiz unitária, enquanto que a seção 5.3 apresenta os resultados para os testes de viés dos núcleos de inflação como feito por Santos e Castelar (2016). A seção 5.4 compreende os resultados do teste de ajustamento dinâmico proposto por Mehra e Reilly (2009). Por fim, a seção 5.5 mostra os resultados dos testes de capacidade preditiva de Diebold e Mariano (2012) e de previsão recursiva, semelhante ao que foi feito por Santos e Castelar (2016).

5.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

Esta seção apresenta uma análise a respeito das estatísticas descritivas para os núcleos construídos por SSA e para os núcleos utilizados pelo Banco Central, além da correlação das medidas com o IPCA. Na primeira linha é mostrada a variável de IPCA, enquanto as três linhas seguintes compreendem as medidas de núcleo de inflação estimadas por SSA: agrupamento por análise gráfica (SSA-VISUAL), agrupamento por frequência (SSA-FREQ) e agrupamento por clusterização hierárquica (SSA-CLUSTER). As linhas seguintes são compostas pelas medidas de núcleo utilizadas pelo Banco Central do Brasil.

São apresentadas as estatísticas de média, mediana, máximo, mínimo e desvio padrão de cada uma das séries na Tabela 7. É mostrada também a correlação com o índice cheio, da mesma forma que Bermingham (2010) e Silva Filho e Figueiredo (2014).

²¹ O estudo de Silva Filho e Figueiredo (2011) abrange o núcleo DP, enquanto Silva Filho (2012) contém os núcleos MS e DP. Silva Filho e Figueiredo (2014), por sua vez, observam os núcleos EX-0, MS e DP. Por seu turno, Machado, Nadal e Kawaoka (2020) fazem um estudo contendo os núcleos EX-0, EX-3, MS e DP.

Tabela 7 – Estatísticas descritivas e correlação com o IPCA para as medidas de núcleo de inflação e série de IPCA

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Corr. IPCA
IPCA	0,51	0,45	3,02	-0,38	0,39	1,00
SSA-VISUAL	0,50	0,47	1,81	0,09	0,26	0,71
SSA-FREQ	0,50	0,46	1,55	0,17	0,21	0,64
SSA-CLUSTER	0,50	0,49	0,61	0,42	0,06	0,24
EX-0	0,44	0,41	1,66	-0,27	0,27	0,68
EX-3	0,46	0,46	1,84	-0,13	0,25	0,61
MS	0,48	0,45	1,36	0,02	0,20	0,68
DP	0,49	0,47	1,95	-0,06	0,26	0,89
P55	0,44	0,42	1,85	0,00	0,23	0,79

Fonte: Elaboração própria.

Os núcleos, em geral, possuem valores de média e mediana semelhantes ao IPCA. No que concerne à estatística de desvio padrão, todos os núcleos apresentados possuem um valor menor do que o índice cheio, o que é esperado, visto que a série do IPCA é suavizada pela retirada de valores extremos para todas as formas de construção do núcleo. O núcleo por clusterização hierárquica possui o menor valor (0,06) entre os núcleos, enquanto o núcleo EX-0 possui o maior valor entre as medidas de núcleo (0,27). O índice cheio, por sua vez, registra um valor de 0,37, mostrando que os núcleos de inflação possuem menor variação do que o índice cheio. Deve-se destacar, também, a existência de menores valores de máximo e maiores de mínimo para as medidas de núcleo, sendo este um efeito direto da suavização imposta por todas as medidas de núcleo, enquanto a observada por clusterização hierárquica parece bastante extremada.

Quanto à correlação com o índice cheio, todos os núcleos apresentam um valor maior do que 0,60, exceto o núcleo por clusterização hierárquica (0,24). Logo, esta medida não possui uma boa correlação com o IPCA devido a ter um formato próximo ao de uma função constante. O núcleo por dupla ponderação possui o maior valor (0,89), enquanto o núcleo por análise gráfica e o agrupamento por frequência possuem, respectivamente, 0,71 e 0,64 de correlação com o IPCA. Essa pode ser uma característica que pode auxiliar no processo de escolha dos melhores núcleos conforme enfatizado por Bermingham (2010).

Dessa forma, é possível concluir que os núcleos de inflação possuem menor volatilidade que o índice cheio, o que é refletido nas estatísticas de máximo, menor do que o IPCA, e de mínimo, maior do que o índice cheio, além de possuírem menor desvio padrão frente ao IPCA. A menor volatilidade dos núcleos é uma propriedade esperada para essa forma de medida, dada a sua construção, que visa a diminuir a volatilidade presente na inflação ao consumidor (BRYAN; CECCHETTI, 1994; CRONE *et al.*, 2013; RICH; STEINDEL, 2005).

5.2 TESTES DE RAIZ UNITÁRIA

Esta seção apresenta uma análise da presença de raiz unitária para as diferentes medidas de núcleo de inflação. Com isso, o objetivo é permitir a implementação dos testes de ausência de viés, dinâmica de ajustamento e acuidade preditiva, que são baseados em regressões e poderiam sofrer do problema de resultados espúrios derivados da presença de raiz unitária nas respectivas séries, conforme enfatizado por Santos e Castelar (2016). Os testes foram feitos considerando um lag máximo igual a 12 e para os testes ADF e ZA, o lag foi escolhido de acordo com o critério BIC. Os resultados são apresetados na tabela 8.

Tabela 8 – Testes de raiz unitária para as medidas de núcleo de inflação

	ADF	KPSS	PP	ERS	ZA
SSA-VISUAL	-1,89	0,51**	-3,84***	-2,92***	-2,67
SSA-FREQ	-3,07**	0,73**	-3,34**	-1,93*	-3,99
SSA-CLUSTER	-1,88	4,09***	-2,17	0,25	-3,24
EX-0	-2,58	0,61**	-9,66***	-1,63*	-3,72
EX-3	-4,44***	0,55**	-6,64***	-1,65*	-5,54***
MS	-3,40**	0,99***	-4,42***	-2,36**	-4,07
DP	-5,52***	0,70**	-6,50***	-2,87***	-6,27***
P55	-5,71***	0,23*	-7,06***	-1,81*	-6,31***

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Com relação ao teste ADF, os núcleos SSA-VISUAL, SSA-CLUSTER e EX-0 não rejeitam a hipótese nula de raiz unitária. Para os demais, há evidências de rejeição da hipótese nula de raiz unitária, o que indica que as séries são estacionárias, visto que os núcleos SSA-FREQ e MS apresentam estacionariedade ao nível de significância de 5%, enquanto os núcleos EX-3, DP e P55 apresentam significância ao nível de 1%.

O teste KPSS mostra que apenas o núcleo P55 pode ser considerado estacionário ao não rejeitar a hipótese nula de estacionariedade. Com relação ao teste PP, apenas o núcleo SSA-CLUSTER não é considerado estacionário, enquanto o núcleo que SSA-FREQ é considerado estacionário ao nível de significância de 5% e os demais são considerados estacionários ao nível de 1%.

Quanto ao teste ERS, os núcleos SSA-VISUAL e DP são considerados estacionários a 1% de significância e o núcleo MS é considerado estacionário ao nível de 5% de significância. Com relação ao teste ZA, os resultados indicam a presença de raiz unitária para todas as medidas de núcleo, exceto os núcleos EX-3 e P55 em que, a hipótese nula é rejeitada ao nível de 1% de significância.

Com exceção dos núcleos SSA-CLUSTER e EX-0, que possuem evidências de estacionariedade em no máximo, um dos cinco testes utilizados (incluindo o ADF), os

demais núcleos podem ser considerados passíveis de uso para os testes econométricos por serem considerados estacionários em ao menos 2 testes. Na próxima seção é apresentado o teste de viés para as medidas selecionadas.

5.3 AUSÊNCIA DE VIÉS

Nesta seção é apresentado o resultado do teste de viés das medidas de núcleo de inflação em relação ao IPCA. O teste de viés é feito a partir da regressão 3.10, que consiste em um teste F para a seguinte hipótese nula: $\alpha = 0$ e $\beta = 1$. Na Tabela 9 são apresentados os resultados para o teste de viés.

Tabela 9 – Resultados para o Teste de Viés das medidas de núcleos

	Alfa	Beta	p-valor
SSA-VISUAL	-0,04	1,08	0,49
SSA-FREQ	-0,08	1,18	0,30
EX-3	0,07	0,96	0,12
MS	-0,13	1,33	0,41
DP	-0,15	1,33	0,00
P55	-0,08	1,27	0,00

Fonte: Elaboração própria.

As medidas construídas pelo método SSA baseadas na análise gráfica e pelo agrupamento por frequência, além do núcleo EX-3 e a média suavizada ponderada (MS) do Banco Central, não possuem viés no longo prazo, pois não é possível rejeitar a hipótese nula. As outras medidas são viesadas, dado que possuem um p-valor menor do que 0,05, assim rejeitando a hipótese nula. Os resultados para os núcleos MS e DP são semelhantes ao que foi encontrado por Santos e Castelar (2016) e diferem dos obtidos por Machado, Nadal e Kawaoka (2020), no qual os núcleos EX-3, MS e DP são consideradas sem viés.

Dessa forma, é possível concluir que as medidas de núcleo de inflação obtidas pelo método SSA por análise gráfica e agrupamento por frequência não são viesadas no tempo, ou seja, a média das duas medidas são estatisticamente iguais e as medidas do Banco Central, com exceção ao núcleo MS, devem ser utilizadas com maior parcimônia. O passo seguinte, segundo a proposta metodológica, é mostrar os resultados para o teste de ajustamento dinâmico.

5.4 AJUSTAMENTO DINÂMICO

Nesta seção são mostrados os resultados para o teste de ajustamento dinâmico proposto por Mehra e Reilly (2009), em que, a partir dos modelos 3.11 e 3.12, é testada a hipótese nula: $\lambda_h < 0$ e $\lambda_h^* = 0$. Esses valores indicam que o núcleo se move de maneira mais

lenta do que o IPCA, ou seja, se move em direção ao núcleo para um patamar semelhante, caso a inflação se encontre em um patamar acima do núcleo de inflação.

Assim, é esperado que $\lambda_h < 0$ seja negativo e significativo ao nível de 5%, enquanto λ_h^* seja não significativo indicando como ocorre o processo de ajustamento da inflação. Na Tabela 10 são mostrados os resultados para λ_h , enquanto a Tabela 11 apresenta os resultados para λ_h^* .

Tabela 10 – Gráfico com valores obtidos para λ_h com estatística t para as medidas de núcleo de inflação

Núcleo	h=3	h=6	h=9	h=12
SSA-VISUAL	-1,225***	-1,251***	-0,811***	-0,605***
SSA-FREQ	-1,125***	-1,250***	-0,855***	-0,650***
EX-3	-0,665***	-0,843***	-0,787***	-0,714***
MS	-0,855***	-1,049***	-1,002***	-0,879***
DP	-1,220***	-1,426***	-1,313***	-1,181***
P55	-0,812***	-1,124***	-1,086***	-0,882***

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 11 – Gráfico com valores obtidos para λ_h^* com estatística t para as medidas de núcleo de inflação

Núcleo	h=3	h=6	h=9	h=12
SSA-VISUAL	-0,072	-0,013*	0,067	0,001
SSA-FREQ	-0,021	0,006	0,031	0,014
EX-3	0,128	0,006	0,028	-0,066
MS	-0,015	-0,064	-0,089	-0,114
DP	-0,287*	-0,439**	-0,434**	-0,367*
P55	-0,102	-0,208	-0,249*	-0,176

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

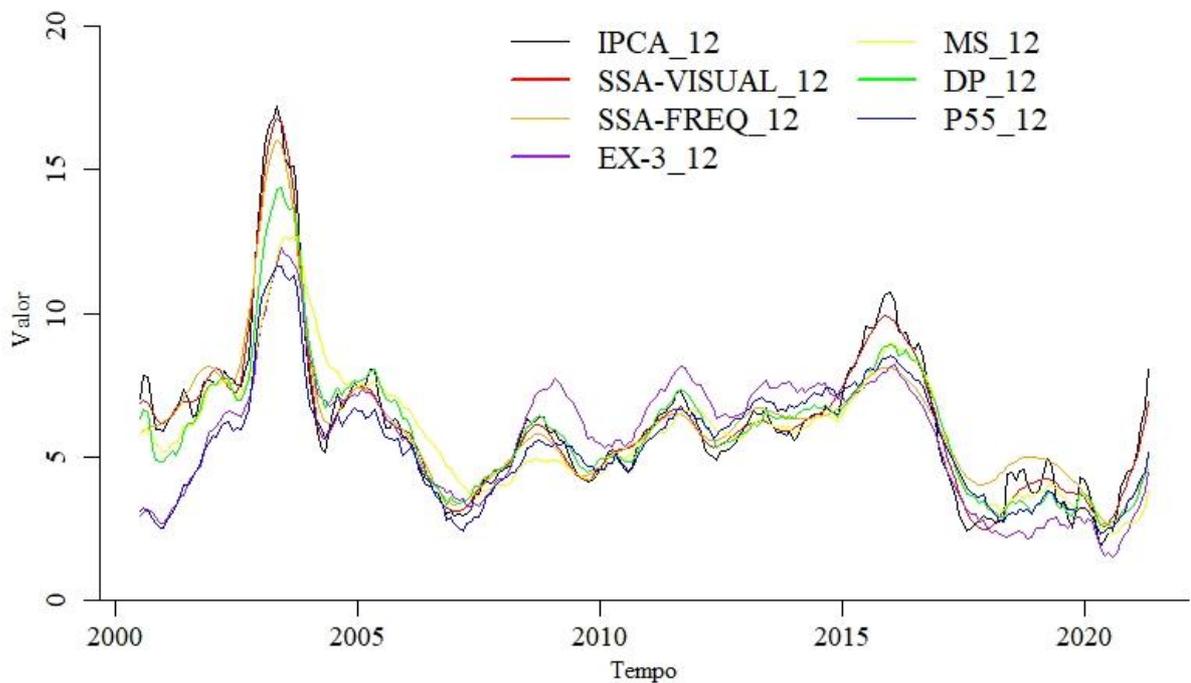
Fonte: Elaboração própria.

Os resultados obtidos mostram que todos os valores de λ para os núcleos SSA-VISUAL, SSA-FREQ, EX-3, MS e P55, para todos os horizontes de tempo, estão de acordo com o que é esperado para um núcleo de inflação, ou seja, os valores λ_h são menores que 0 e estatisticamente significantes, enquanto os valores λ_h^* são não significativos. Por sua vez, o núcleo DP não atende ao critério estabelecido para λ_h para os horizontes de tempo h=6 e h=9, significantes ao nível de 5%. Esses resultados para os núcleos MS e DP são semelhantes ao que foi encontrado por Santos e Castelar (2016).

5.5 CAPACIDADE PREDITIVA

Nesta seção são apresentados os resultados dos testes de capacidade preditiva de Diebold e Mariano (2012) e Marcellino, Stock e Watson (2006), com intuito de avaliar os núcleos de inflação no que tange à propriedade de previsão do índice cheio. Para os testes de previsão são utilizadas as séries acumuladas em 12 meses, por serem de maior interesse da autoridade monetária para a previsão. A Figura 21 mostra as séries de núcleo de inflação e IPCA acumulados em 12 meses.

Figura 21 – Comparativo entre séries de núcleos e IPCA acumulados em 12 meses



Fonte: Elaboração própria.

A partir da inspeção visual da Figura 21, percebe-se que as séries apresentam um elevado grau de oscilação em relação às versões não acumuladas, não apresentando a propriedade de reversão à média observada para o IPCA não acumulado.

Os núcleos acumulados acompanham, de maneira diferente, as oscilações do IPCA acumulado, sendo esta ideia mais perceptível durante os picos da inflação. Para o caso em que a série de IPCA atinge seu máximo durante o ano de 2003, os núcleos construídos por SSA são os que acompanham de maneira mais próxima, enquanto os núcleos EX-3 acumulado (EX-3_12) e P55 acumulado (P55_12) são os que mais subestimam esta oscilação.

Já entre 2005 e 2010, as oscilações são menores no IPCA acumulado e os núcleos acompanham relativamente bem, exceto o núcleo MS acumulado (MS_12), que superestima

a inflação na primeira metade deste período e o núcleo EX-3_12, que superestima a inflação ao consumidor no final deste período. Entre 2010 e 2015, o núcleo EX-3_12 em geral, superestima a inflação, enquanto os outros núcleos aparentam ter um bom acompanhamento.

Entre 2015 e 2020, o núcleo EX-3_12 em geral, subestima a inflação e o núcleo SSA-FREQ acumulado (SSA-FREQ_12) superestima a inflação durante períodos de elevada volatilidade, especialmente antes de 2020. Para o período mais recente, as medidas de núcleo subestimam de maneira significativa a inflação acumulada, excetuando-se a medida SSA-VISUAL acumulada (SSA-VISUAL_12), que demonstra um bom poder de acompanhamento.

De forma geral, a Figura 21 permite observar que a medida SSA-VISUAL_12 é a que melhor acompanha a série acumulada de IPCA, enquanto o núcleo EX-3_12 é o que menos atende esta função, subestimando as oscilações de maneira significativa e superestimando a inflação em períodos menos instáveis.

Com relação aos testes de raiz unitária das séries acumuladas, testes semelhantes aos utilizados para as séries mensais indicam que os núcleos do BCB são considerados estacionários pelo teste ADF em sua versão com intercepto ao nível de significância de 5%. Os núcleos de inflação construídos por SSA, por sua vez, são considerados estacionários pelo teste ERS, ao nível de 1% para o núcleo SSA_VISUAL e 5% para o núcleo SSA_FREQ. Destaca-se, também, que existem outras evidências de estacionariedade em algumas das séries utilizadas: o núcleo SSA-FREQ_12 também é considerado estacionário pelo teste ZA ao nível de 5% e o núcleo P55 acumulado (P55_12) é considerado estacionário pelo teste KPSS ao nível de 5%.

A partir do ponto que o comportamento das séries acumuladas abrange mais oscilações, o que pode torná-las as séries menos suscetíveis a serem estacionárias, considera-se a estacionariedade em ao menos um teste, para que as séries sejam utilizadas nos testes de capacidade preditiva. Assim, admite-se que todas as séries acumuladas podem ser utilizadas para a avaliação preditiva.

O próximo passo consiste na apresentação dos resultados dos testes Diebold-Mariano, em que a amostra é dividida em período de ajuste e de teste. Para o período de teste foram utilizados quatro horizontes para previsão: 12, 24, 36 e 48. O intuito desse teste é avaliar se os núcleos de inflação, quando comparados com outros, possuem diferentes capacidades preditivas. As três formas do teste são expressas através do p-valor.

Enquanto a hipótese nula é que os dois núcleos apresentam a mesma capacidade preditiva, a hipótese alternativa pode assumir três formas diferentes para que se observe quais núcleos apresentam a maior capacidade preditiva. Para a primeira versão do teste, a hipótese alternativa é de que os núcleos testados possuem capacidade preditiva diferente

entre si, de modo a fazer uma avaliação inicial sobre quais deles se destacam neste teste.

As outras duas versões visam a fazer uma análise mais detalhada de quais núcleos são os de maior capacidade preditiva. A segunda forma do teste utiliza a hipótese alternativa de que o primeiro núcleo de inflação possui maior capacidade preditiva do que o segundo. Por fim, a terceira forma do teste traz como hipótese alternativa que o primeiro núcleo possui capacidade preditiva menor do que o segundo.

Inicialmente, são apresentados os resultados para a primeira hipótese alternativa na Tabela 12. O primeiro núcleo é considerado na linha, ao passo que o segundo núcleo é referente à coluna. Um exemplo pode ser observado na Tabela 12 para o horizonte de 12 meses ($h=12$), em que o núcleo SSA-FREQ possui capacidade preditiva diferente do núcleo SSA-VISUAL, por ter um p-valor igual a 0,02.

Tabela 12 – Teste Diebold-Mariano para os núcleos de inflação com primeira hipótese alternativa
H1: A variável da linha possui capacidade preditiva diferente do que a variável da coluna

	SSA-VISUAL	SSA-FREQ	EX-3	MS	DP	P55
h=12						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,02	Na				
EX-3	0,00	0,00	Na			
MS	0,00	0,00	0,33	Na		
DP	0,00	0,96	0,00	0,00	Na	
P55	0,01	0,17	0,00	0,00	0,00	Na
h=24						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,00	Na				
EX-3	0,00	0,04	Na			
MS	0,01	0,06	0,51	Na		
DP	0,03	0,04	0,00	0,00	Na	
P55	0,04	0,01	0,00	0,00	0,29	Na
h=36						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,00	Na				
EX-3	0,00	0,00	Na			
MS	0,01	0,08	0,01	Na		
DP	0,01	0,28	0,00	0,02	Na	
P55	0,00	0,42	0,00	0,05	0,72	Na
h=48						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,00	Na				
EX-3	0,00	0,08	Na			
MS	0,00	0,79	0,06	Na		
DP	0,00	0,00	0,00	0,02	Na	
P55	0,00	0,01	0,00	0,06	0,23	Na

Notas: "Na" indica que o teste não é aplicável.

Os valores são referentes ao p-valor.

Fonte: Elaboração própria.

Para o horizonte de 12 meses, percebe-se que todos os testes em que o segundo núcleo é o estimado por SSA por análise gráfica (SSA-VISUAL) indicam para a rejeição da hipótese nula, ou seja, este núcleo possui capacidade preditiva diferente de todos os demais. O núcleo SSA estimado a partir do agrupamento por frequência (SSA-FREQ), conforme o teste, possui capacidade preditiva igual aos núcleos do Banco Central por Dupla ponderação (DP) e Percentil 55 (P55). Os núcleos EX-3 e MS também são semelhantes quanto à acuidade preditiva neste horizonte de previsão.

Em relação ao horizonte de 24 meses, o núcleo SSA-VISUAL se mantém com

capacidade preditiva diferente dos demais. Por seu turno, os núcleos MS e SSA-FREQ possuem uma acuidade preditiva semelhante, assim como em relação aos núcleos DP e P55.

Para o horizonte de 36 meses, o núcleo SSA-VISUAL se mantém como diferente dos demais quanto à sua capacidade preditiva e os núcleos DP e P55 são considerados semelhantes para a previsão frente ao núcleo SSA-FREQ. Novamente, os núcleos P55 e DP são considerados iguais para a previsão.

O horizonte de 48 meses mostra resultados semelhantes ao horizonte de 24 meses. Neste cenário, os núcleos MS e EX-3 são considerados semelhantes para previsão, além dos pares MS e SSA-FREQ e P55 e DP.

Em resumo, são fornecidas evidências de que o núcleo SSA-VISUAL possui capacidade preditiva diferente dos demais em todos os horizontes de previsão, enquanto os outros núcleos podem ser iguais entre si, a depender do horizonte de previsão. Para horizontes mais longos, os núcleos DP e P55 possuem a mesma capacidade preditiva, assim como o par MS e SSA-FREQ.

Na Tabela 13 são apresentados os resultados considerando a hipótese alternativa de que o primeiro núcleo possui capacidade preditiva superior ao segundo. Um exemplo é que o núcleo SSA-FREQ possui capacidade preditiva semelhante considerando esta hipótese alternativa, pois o p-valor registrado é de 0,99.

Tabela 13 – Teste Diebold-Mariano para os núcleos de inflação com segunda hipótese alternativa
H1: A variável da linha possui maior capacidade preditiva do que a variável da coluna

	SSA-VISUAL	SSA-FREQ	EX-3	MS	DP	P55
h=12						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,99	Na				
EX-3	1,00	1,00	Na			
MS	1,00	1,00	0,84	Na		
DP	1,00	0,48	0,00	0,00	Na	
P55	1,00	0,09	0,00	0,00	0,00	Na
h=24						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	1,00	Na				
EX-3	1,00	0,98	Na			
MS	0,99	0,97	0,75	Na		
DP	0,98	0,02	0,00	0,00	Na	
P55	0,98	0,01	0,00	0,00	0,14	Na
h=36						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	1,00	Na				
EX-3	1,00	1,00	Na			
MS	0,99	0,96	0,01	Na		
DP	1,00	0,14	0,00	0,01	Na	
P55	1,00	0,21	0,00	0,02	0,64	Na
h=48						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	1,00	Na				
EX-3	1,00	0,96	Na			
MS	1,00	0,60	0,03	Na		
DP	1,00	0,00	0,00	0,01	Na	
P55	1,00	0,00	0,00	0,03	0,88	Na

Notas: "Na" indica que o teste não é aplicável.

Os valores são referentes ao p-valor.

Fonte: Elaboração própria.

Para o horizonte de 12 meses, um resultado obtido é que o núcleo SSA-FREQ possui a mesma capacidade preditiva ao núcleo SSA-VISUAL. Os resultados também mostram que o núcleo DP possui acuidade preditiva superior aos núcleos EX-3 e MS e que o núcleo P55 possui melhor capacidade preditiva do que os núcleos EX-3, MS e DP. O horizonte de 24 meses mostra que o núcleo DP é superior quanto à capacidade preditiva frente aos núcleos SSA-FREQ, EX-3 e MS. Os resultados para o núcleo P55 são semelhantes ao horizonte anterior.

Para o cenário de previsão de 36 meses, o núcleo MS passa a ser superior na

capacidade preditiva em relação ao núcleo EX-3, ao passo que o núcleo DP se mostra melhor do que os núcleos EX-3 e MS e que o núcleo P55 se mostra superior aos núcleos MS e DP. Os resultados para o horizonte de 48 meses são semelhantes ao de 24 meses, excetuando-se ao caso do núcleo DP, que se mostra superior em capacidade preditiva ao núcleo EX-3.

Dessa maneira, observa-se, que para esta forma do teste, que nenhum dos núcleos apresenta capacidade preditiva superior ao núcleo SSA-VISUAL e que os núcleos EX-3 e MS não são superiores ao núcleo SSA-FREQ. Para horizontes mais longos (36 e 48 meses), o núcleo MS se mostra superior ao núcleo EX-3, enquanto os núcleos DP e MS não são superiores ao núcleo MS.

Na Tabela 14 é mostrado o teste em sua versão com a seguinte hipótese alternativa: O primeiro núcleo apresenta capacidade preditiva inferior ao segundo núcleo. Um exemplo é que, para o horizonte de 12 meses, o núcleo SSA-FREQ possui menor capacidade preditiva do que o núcleo SSA-VISUAL, pois é rejeitada a hipótese nula a partir do p-valor de 0,01.

Tabela 14 – Teste Diebold-Mariano para os núcleos de inflação com terceira hipótese alternativa
H1: A variável da linha possui menor capacidade preditiva do que a variável da coluna

	SSA-VISUAL	SSA-FREQ	EX-3	MS	DP	P55
h=12						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,01	Na				
EX-3	0,00	0,00	Na			
MS	0,00	0,00	0,16	Na		
DP	0,00	0,52	1,00	1,00	Na	
P55	0,00	0,91	1,00	1,00	1,00	Na
h=24						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,00	Na				
EX-3	0,00	0,02	Na			
MS	0,01	0,03	0,25	Na		
DP	0,02	0,98	1,00	1,00	Na	
P55	0,02	0,99	1,00	1,00	0,86	Na
h=36						
SSA-VISUAL	Na					
SSA-FREQ	0,00	Na				
EX-3	0,00	0,00	Na			
MS	0,01	0,04	0,99	Na		
DP	0,00	0,86	1,00	0,99	Na	
P55	0,00	0,79	1,00	0,98	0,36	Na
h=48						
VISUAL	Na					
FREQ	0,00	Na				
EX-3	0,00	0,04	Na			
MS	0,00	0,40	0,97	Na		
DP	0,00	1,00	1,00	0,99	Na	
P55	0,00	1,00	1,00	0,97	0,12	Na

Notas: "Na" indica que o teste não é aplicável.

Os valores são referentes ao p-valor.

Fonte: Elaboração própria.

Neste caso, os resultados, em geral são invariáveis ao horizonte de previsão. Constata-se que o núcleo SSA-VISUAL possui maior capacidade preditiva frente aos demais, assim como os núcleos EX-3 e SSA-FREQ são considerados superiores frente ao núcleo SSA-FREQ. A única exceção a esse quadro é que, para o horizonte de 48 meses, o núcleo MS não é superior em capacidade preditiva ao núcleo SSA-FREQ.

Diante de tudo o que foi colocado, destaca-se que, pelos testes Diebold-Mariano, o núcleo SSA-VISUAL prevalece em termos preditivos frente aos demais. Para horizontes mais longos (36 e 48 meses), o núcleo MS se mostra superior ao núcleo EX-3. Em termos

gerais, o núcleo DP, assim como o núcleo P55, é superior em capacidade preditiva frente aos núcleos EX-3 e MS e o núcleo SSA-FREQ se mostra superior aos núcleos EX-3 e MS.

Na Tabela 15 são apresentados os resultados para o teste de capacidade preditiva recursiva com base no REQM relativo ao IPCA. Os núcleos que geram previsões com menores erros em relação ao IPCA possuem um REQM relativo menor do que 1, ao tempo que os núcleos que geram mais erros em relação ao IPCA possuem um REQM relativo maior do que 1. A especificação dos lags dos modelos de previsão é mostrada no Apêndice D.

Tabela 15 – REQM relativo ao modelo de referência para as medidas de núcleo de inflação

Série utilizada (período fora da amostra)	Horizonte de previsão (h)			
	3	6	9	12
(2019.06 - 2021.05, k=24)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-VISUAL	0,42	0,58	0,70	0,84
IPCA-FREQ	0,80	0,63	0,68	0,87
IPCA-EX-3	0,95	1,01	1,03	1,06
IPCA-MS	1,02	0,99	0,92	0,90
IPCA-DP	1,00	1,04	1,07	1,04
IPCA-P55	0,97	1,02	0,98	1,04
(2018.06 - 2021.05, k=36)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-VISUAL	0,43	0,54	0,67	0,86
IPCA-FREQ	0,76	0,61	0,73	0,97
IPCA-EX-3	0,93	1,02	1,04	1,08
IPCA-MS	1,02	0,98	0,90	0,91
IPCA-DP	1,00	1,08	1,08	1,03
IPCA-P55	0,98	1,03	0,99	1,02
(2017.06 - 2021.05, k=48)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-VISUAL	0,46	0,54	0,69	0,90
IPCA-FREQ	0,78	0,65	0,80	0,91
IPCA-EX-3	0,93	1,03	1,05	1,09
IPCA-MS	1,01	0,98	0,93	0,96
IPCA-DP	1,00	1,05	1,05	1,02
IPCA-P55	0,98	1,02	0,99	0,99

Fonte: Elaboração própria.

Para os valores que são inferiores a 1 há um ganho em termos de capacidade preditiva, com o REQM sendo uma fração do valor cheio que representaria o próprio IPCA. Neste caso, os melhores resultados estão entre aqueles que atingem o menor valor relativo.

Para os núcleos estimados por SSA, os valores de REQM preditivo são menores que o próprio IPCA para todos os horizontes de previsão, o que mostra que tais medidas

podem ser efetivamente utilizadas para a previsão com melhores resultados que o próprio índice cheio.

Os núcleos do Banco Central, entretanto, não apresentam uma capacidade preditiva melhor que o IPCA de forma geral. O núcleo EX-3 possui REQM relativo menor do que 1 apenas quando se considera um horizonte de previsão igual a 3 meses e alcançando o valor de 1,09 para o horizonte de 12 meses para um período de 48 meses fora da amostra. O menor valor preditivo registrado é de 0,93 para o horizonte de 3 meses considerando tanto 36 como 48 meses fora da amostra. O núcleo DP possui valores maiores do que 1 em todo o teste de previsão.

Os núcleos estimados por SSA possuem REQM significativamente menores tanto em relação ao IPCA como quando comparados aos núcleos do Banco Central do Brasil. Assim, utilizando este critério, os núcleos de inflação obtidos pela implementação do SSA são superiores. Dessa forma, deve-se ter cautela no uso de tais núcleos do Banco Central, principalmente para horizontes mais longos de previsão.

6 CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo avaliar se o uso do método *Singular Spectrum Analysis* (SSA) é capaz de fornecer medidas factíveis de núcleo de inflação para o Brasil. Para isto, utilizou-se os dados do IPCA entre agosto de 1999 e maio de 2021 e implementou-se o método SSA, em que foram utilizadas três abordagens diferentes para o agrupamento das autotriplas. Dessa forma, foram obtidas três estimações de tendência de inflação, que possuem como principal diferença as autotriplas utilizadas no processo de reconstrução. A segunda parte da metodologia compreende uma comparação entre as medidas estimadas por SSA com os núcleos de inflação utilizados pelo Banco Central com relação a algumas das propriedades dos núcleos de inflação.

A principal contribuição deste trabalho para a literatura é a construção de núcleo de inflação para o caso do Brasil a partir do uso do método *Singular Spectrum Analysis*, o qual ainda pouco explorado nos estudos de núcleos de inflação, tendo como principal referência o trabalho de Ruch e Bester (2013). Esta dissertação é, portanto, um dos primeiros estudos deste gênero.

Os resultados mostraram que as medidas estimadas por SSA construídas por análise gráfica e agrupamento por frequência atendem às propriedades desejadas de maneira satisfatória e possuem maior capacidade preditiva do que as medidas utilizadas pelo Banco Central do Brasil. Tais evidências reforçam os resultados encontrados por Ruch e Bester (2013), no que se refere à qualidade do método SSA para fornecer, boas medidas de núcleo de inflação. Esta dissertação avança em relação a este artigo ao fornecer de maneira mais detalhada, o processo de construção do núcleo de inflação, além da aplicação de outras formas para o agrupamento das autotriplas e de outros testes para avaliar a qualidade das medidas obtidas.

Também constatou-se que algumas das medidas do Banco Central do Brasil não apresentaram as propriedades de ausência de viés, dinâmica de ajustamento e capacidade preditiva de maneira satisfatória, reforçando o que foi obtido por Silva Filho (2012), Silva Filho e Figueiredo (2014) e Santos e Castelar (2016) no que diz respeito à baixa qualidade das medidas de núcleo utilizadas pelo Banco Central do Brasil, especialmente em termos preditivos.

Em relação à literatura nacional, esta dissertação avança ao utilizar o método SSA, ainda não aplicado para a estimação e avaliação de núcleos de inflação para o caso do Brasil. Isto porque, a literatura existente deste método para o caso do IPCA é restrita à estimação e previsão do índice ao consumidor, enquanto que a literatura de núcleo de inflação no Brasil é composta por comparações entre as medidas já utilizadas pelo BCB ou por testes de aplicabilidade de outros métodos para a construção de núcleos como, por exemplo, o SVAR e o modelo de fator dinâmico.

A partir dos resultados obtidos, é possível afirmar que este método é, de fato, superior quanto às propriedades avaliadas em comparação com as medidas utilizadas pelo Banco Central do Brasil, especialmente quanto a termos preditivos, sendo este trabalho, uma fonte de evidências em favor do uso deste método para a construção de núcleos de inflação voltados à política monetária.

As principais limitações deste trabalho são as já existentes para o uso de séries temporais como base para a estimação dos núcleos de inflação, e o fato de que as medidas de núcleo de inflação utilizadas não possuem fundamentação econômica.

Para futuras pesquisas, sugere-se utilizar outros testes comparativos de núcleo de inflação, como o teste de sensibilidade a ciclos reais de negócios e cointegração, além claro, de comparar com outros métodos para construção de núcleos presentes na literatura. Uma vez que este método seja mais aplicado na área de núcleo de inflação, evidências adicionais podem ser fornecidas a respeito de sua factibilidade.

REFERÊNCIAS

- ALEXANDROV, T.; BIANCONCINI, S.; DAGUM, E. B.; MAASS, P.; MCELROY, T. S. A Review of Some Modern Approaches to the Problem of Trend Extraction. **Econometric Reviews**, v. 31, n. 6, p. 593–624, 2012.
- ARMOUR, J. An evaluation of core inflation measures. **Banco of Canada Working Paper Series**. 2006.
- BALL, L.; CHARI, A.; MISHRA, P. Understanding Inflation in India. **India Policy Forum**, v. 12, n. 22948, p. 1–45, dez 2016.
- BALL, L. M.; MAZUMDER, S. The nonpuzzling behavior of median inflation. **National Bureau of Economic Research**, n. 25512, Jan 2019.
- BCB. Relatório de Inflação. Brasília, v. 22, n. 2, p. 1–91, jun 2020.
- BCB. Relatório de Inflação. Brasília, v. 23, n. 2, p. 1–73, jun 2021.
- BERMINGHAM, C. A critical assessment of existing estimates of US core inflation. **Journal of Macroeconomics**, Elsevier Inc., v. 32, n. 4, p. 993–1007, 2010.
- BLIX, M. Underlying inflation: a common trends approach. **Sveriges riksbank Working Paper**, n. 23, 1995.
- BRITO, A. C. de; ARRUDA, E. F.; CASTELAR, I.; NETO, N. T.; SANTOS, C. Core Inflation, Expectations and Inflation Dynamics in Brazil. **International Journal of Economics and Finance**, v. 11, n. 6, p. 1, 2019.
- BRYAN, M.; CECCHETTI, S. Measuring Core Inflation. **Monetary Policy**, The University of Chicago Press, n. 105, p. 195–219, 1994.
- CASSIANO, K. M. **Análise de séries temporais usando análise espectral singular (SSA) e clusterização de suas componentes baseada em densidade**. 172 p. Tese (Doutorado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brazil, 2014.
- CHAN, K. S.; RIPLEY, B. Time series analysis. **CRAN Repository**, 2020.
- COGLEY, T. A Simple Adaptive Measure of Core Inflation. **Journal of Money, Credit, and Banking**, v. 34, n. 1, p. 94–113, 2002.
- COTTA, E. Inflação bate 3,02% em novembro e já soma dois dígitos no ano, diz IBGE. 2002.
- CRISTADORO, R.; FORNI, M.; REICHLIN, L.; VERONESE, G. A core inflation indicator for the euro area. **Journal of Money, Credit, and Banking**, v. 37, p. 539–560, 2005.
- CRONE, T. M.; KHETTRY, N. N. K.; MESTER, L. J.; NOVAK, J. A. Core Measures of Inflation as Predictors of Total Inflation. **Journal of Money, Credit and Banking**, v. 45, n. 2-3, p. 505–519, 2013.
- DAHL, D. B. *et al.* Export tables to latex or html. **CRAN Repository**, 2019.

DETMEISTER, A. K. The Usefulness of Core PCE Inflation Measures. **Finance and Economics Discussion Series**, v. 2011, n. 56, p. 1–44, 2011.

DICKEY, D.; FULLER, W. A. Distribution of the estimates for autoregressive time series with unit roots. **Journal of the American Statistical Association**, v. 74, n. 366, p. 427–431, 1979.

DIEBOLD, F. X.; MARIANO, R. S. Comparing Predictive Accuracy. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 20, n. 1, p. 134–144, jan 2012.

DRACHAL, K. Multivariate version of the diebold-mariano test. **CRAN Repository**, 2020.

ELLIOTT, G.; ROTHENBERG, T.; STOCK, J. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. **Econometrica**, v. 4, p. 813–836, 07 1992.

ENDERS, W. **Applied econometric time series / Walter Enders**. New York ; Brisbane: John Wiley & Sons, 2004. (Wiley series in probability and mathematical statistics).

FOX, J. *et al.* Companion to applied regression. **CRAN Repository**, 2022.

FRIEDMAN, M. The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. **Journal of the American Statistical Association**, v. 32, p. 675–701, 1937.

GAMBER, E. N.; SMITH, J. K. Time-series measures of core i nflation. **Research Program on Forecasting (RPF) Working Papers**. 2016.

GAMBER, E. N.; SMITH, J. K. Constructing and evaluating core inflation measures from component-level inflation data. **Journal of Forecasting**, v. 38, n. 8, p. 833–852, 2019.

GAMBER, E. N.; SMITH, J. K.; EFTIMOIU, R. The dynamic relationship between core and headline inflation. **Journal of Economics and Business**, Elsevier Inc., v. 81, p. 38–53, 2015.

GAVRILOV, I.; PUSEV, R. Tests for normality. **CRAN Repository**, 2015.

GIAMBIAGI, F.; VILELA, A.; BARROS, L.; JENNIFER, H. **Economia Brasileira Contemporânea (1945-2010)**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda., 2011. 344 p.

GOLYANDINA, N. On the choice of parameters in singular spectrum analysis and related subspace-based methods. **Statistics and Its Interface**, v. 3, n. 3, p. 259–279, 2010.

GOLYANDINA, N.; KOROBAYNIKOV, A. Basic Singular Spectrum Analysis and forecasting with R. **Computational Statistics and Data Analysis**, Elsevier B.V., v. 71, p. 934–954, 2014.

GOLYANDINA, N.; KOROBAYNIKOV, A.; ZHIGLJAVSKY, A. **Singular Spectrum Analysis with R**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2018. 281 p. (Use R!).

GOLYANDINA, N.; ZHIGLJAVSKY, A. **Singular spectrum analysis for time series**. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2020. 146 p. (SpringerBriefs in Statistics).

- GROTHENDIECK, G. Time series regression. **CRAN Repository**, 2018.
- HAMNER, B.; FRASCO, M.; LEDELL, E. Evaluation metrics for machine learning. **CRAN Repository**, 2018.
- HASSANI, H.; MAHMOUDVAND, R. **Singular Spectrum Analysis**. London: Palgrave Macmillan UK, 2018.
- HASSANI, H.; MAHMOUDVAND, R.; ZOKAEI, M. Separability and window length in singular spectrum analysis. **Comptes Rendus Mathématique**, Elsevier Masson SAS, v. 349, n. 17-18, p. 987–990, 2011.
- HASSANI, H.; SOOFI, A. S.; ZHIGLJAVSKY, A. Predicting inflation dynamics with singular spectrum analysis. **Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society**, v. 176, n. 3, p. 743–760, 2013.
- HASSANI, H.; ZHIGLJAVSKY, A. Singular spectrum analysis: Methodology and application to economics data. **Journal of Systems Science and Complexity**, v. 22, n. 3, p. 372–394, 2009.
- HOTHORN, T. *et al.* Testing linear regression models. **CRAN Repository**, 2022.
- HYNDMAN, R. *et al.* Forecasting functions for time series and linear models. **CRAN Repository**, 2022.
- KALANTARI, M.; HASSANI, H. Automatic Grouping in Singular Spectrum Analysis. **Forecasting**, v. 1, n. 1, p. 189–204, 2019.
- KALUZNY, S.; INC., T. S. Times and dates from s-plus. **CRAN Repository**, 2022.
- KHAN, M.; MOREL, L.; SABOURIN, P. The common component of cpi : An alternative measure of underlying inflation for canada. **Bank of Canada Working Papers**, v. 35, p. 20, 2013.
- KOROBAYNIKOV, A.; SHLEMOV, A.; USEVICH, K.; GOLYANDINA, N. A collection of methods for singular spectrum analysis. **CRAN Repository**, 2021.
- KRISPIN, R. Functions for time series analysis and forecasting. **CRAN Repository**, 2020.
- KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of ranks in one-criterion variance analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 47, p. 583–621, 1952.
- KUMAH, F. Y. The role of seasonality and monetary policy in inflation forecasting. **IMF Working Papers**, v. 06, p. 1, 2006.
- KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. **Journal of Econometrics**, v. 54, p. 159–178, 10 1992.
- LACALLE, J. López-de; BOSHPANAKOV, G. N. Unit root tests for seasonal time series. **CRAN Repository**, 2020.

- LYTRAS, D. P.; FELDPAUSCH, R. M.; BELL, W. R. Determining seasonality: a comparison of diagnostics from X-12-ARIMA. **US Census Bureau Working Papers**, 2007.
- MACHADO, V. d. G.; NADAL, R.; KAWAOKA, F. R. R. A Data-Rich Measure of Underlying Inflation for Brazil. **Banco Central do Brasil Working Paper Series**. 2020.
- MANKIW, N. G.; REIS, R. What Measure of Inflation Should a Central Bank Target? **Journal of the European Economic Association**, v. 1, n. 5, p. 1058–1086, sep 2003.
- 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.
- MATSUOKA, D. H. **Forecasting brazilian inflation with Singular Spectrum Analysis**. 36 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2016.
- MCLEOD, A.; ZHANG, Y. Improved subset autoregression: With r package. **Journal of Statistical Software**, v. 28, n. 2, 2008.
- MEHRA, Y. P.; REILLY, D. Short-Term Headline-Core Inflation Dynamics. **Economic Quarterly**, v. 95, n. 3, p. 289–313, 2009.
- MIRANIAN, A.; ABDOLLAHZADE, M.; HASSANI, H. Day-ahead electricity price analysis and forecasting by singular spectrum analysis. **IET Generation, Transmission and Distribution**, v. 7, n. 4, p. 337–346, 2013.
- NEWAY, W. K.; WEST, K. D. Automatic lag selection in covariance matrix estimation. **Review of Economic Studies**, v. 61, n. 4, p. 631–653, 1994.
- OLLECH, D. Seasonality tests. **CRAN Repository**, 2021.
- PFAFF, B.; ZIVOT, E.; STIGLER, M. Unit root and cointegration tests for time series data. **CRAN Repository**, 2021.
- PHILLIPS, P. C. B.; PERRON, P. Testing for a unit root in time series regression. **Biometrika**, v. 75, p. 335–346, 1988.
- QUAH, D.; VAHEY, S. P. Measuring Core Inflation ? **The Economic Journal**, v. 105, n. 432, p. 1130–1144, set 1995.
- RANGASAMY, L. Inflation persistence and core inflation: The case of South Africa. **South African Journal of Economics**, v. 77, n. 3, p. 430–444, 2009.
- RICH, R. W.; STEINDEL, C. A review of core inflation and an evaluation of its measures. **SSRN Electronic Journal**, n. 236, p. 1–28, 2005.
- ROGER, S. A Robust Measure of Core Inflation in New Zealand, 1949-96. **SSRN Electronic Journal**, n. G97/7, p. 1–26, 2005.

- RUCH, F.; BESTER, D. Towards a measure of core inflation using singular spectrum analysis. **South African Journal of Economics**, v. 81, n. 3, p. 307–329, 2013.
- RYAN, J. A. *et al.* extensible time series. **CRAN Repository**, 2020.
- SANTOS, C.; CASTELAR, I. Avaliando as medidas de núcleo da inflação no brasil. **Economia Aplicada**, v. 20, n. 1, p. 35–56, 2016.
- SARKAR, D. *et al.* Trellis graphics for r. **CRAN Repository**, 2022.
- SILVA FILHO, T. N. T. Are core inflation directional forecasts informative. **Banco Central do Brasil Working Paper Series**. 2012.
- 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, p. 207–233, 2011. ISSN 00347140.
- SILVA FILHO, T. N. T.; FIGUEIREDO, F. M. R. Revisitando as Medidas de Núcleo de Inflação do Banco Central do Brasil. **Banco Central do Brasil Working Paper Series**. 2014.
- SILVER, M. Core inflation: Measurement and statistical issues in choosing among alternative measures. **IMF Staff Papers**, v. 54, n. 1, p. 163–190, 2007.
- SIVIERO, S.; VERONESE, G. A policy-sensible benchmark core inflation measure. **Oxford Economic Papers**, v. 63, n. 4, p. 648–672, 2011.
- SMITH, J. K. Weighted Median Inflation: Is This Core Inflation? **Journal of Money, Credit, and Banking**, v. 36, n. 2, p. 253–263, 2004.
- SPINU, V. *et al.* Make dealing with dates a little easier. **CRAN Repository**, 2021.
- STAVREV, E. Measures of underlying inflation in the euro area: Assessment and role for informing monetary policy. **Empirical Economics**, v. 38, n. 1, p. 217–239, 2006.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Core Inflation and Trend Inflation. **The Review of Economics and Statistics**, v. 98, n. 4, p. 770–784, 10 2016.
- TRAPLETTI, A.; HORNIK, K.; LEBARON, B. Time series analysis and computational finance. **CRAN Repository**, 2021.
- VALKOVSZKY, S.; VINCZE, J. Estimates of and problems with core inflation in hungary. **Central Bank Review**, v. 1, p. 69–99, 2001.
- VEGA, J. L.; WYNNE, M. A. An evaluation of some measures of core inflation for the euro area. **ECB Working Paper Series**, n. 53, 2001.
- WARNHOLZ, S. Self contained units of source code. **CRAN Repository**, 2021.
- WICKHAM, H. Simple, consistent wrappers for common string operations. **CRAN Repository**, 2019.
- WICKHAM, H. Tools for splitting, applying and combining data. **CRAN Repository**, 2022.

WICKHAM, H.; HESTER, J.; CHANG, W.; BRYAN, J. Tools to make developing r packages easier. **CRAN Repository**, 2021.

WUERTZ, D.; SETZ, T.; CHALABI, Y. Rmetrics - modelling trends and unit roots. **CRAN Repository**, 2017.

WYNNE, M. A. Core Inflation: A Review of Some Conceptual Issues. **Federal Reserve Bank of St. Louis Review**, v. 90, p. 205–228, may 2008.

ZEILEIS, A. *et al.* Robust covariance matrix estimators. **CRAN Repository**, 2021.

ZEILEIS, A. *et al.* S3 infrastructure for regular and irregular time series (z's ordered observations). **CRAN Repository**, 2022.

ZIVOT, E.; ANDREWS, D. W. Further evidence on the great crash, the oil-price shock, and the unit-root hypothesis. **Journal of Business and Economic Statistics**, v. 20, p. 25–44, 1 2002.

APÊNDICE A – Pacotes utilizados

Tabela 16 – Pacotes utilizados no R

Pacotes	Autor
car	Fox <i>et al.</i> (2022)
devtools	Wickham <i>et al.</i> (2021)
dyn	Grothendieck (2018)
FitAR	McLeod e Zhang (2008)
fNonlinear	Wuertz, Setz e Chalabi (2017)
forecast	Hyndman <i>et al.</i> (2022)
fUnitRoots	Wuertz, Setz e Chalabi (2017)
lattice	Sarkar <i>et al.</i> (2022)
lmtest	Hothorn <i>et al.</i> (2022)
lubridate	Spinu <i>et al.</i> (2021)
Metrics	Hamner, Frasco e LeDell (2018)
modules	Warnholz (2021)
multDM	Drachal (2020)
normtest	Gavrilov e Pusev (2015)
plyr	Wickham (2022)
Rssa	Korobeynikov <i>et al.</i> (2021)
sandwich	Zeileis <i>et al.</i> (2022)
seastests	Ollech (2021)
splusTimeDate	Kaluzny e Inc. (2022)
stringr	Wickham (2019)
TSA	Chan e Ripley (2020)
tseries	Trapletti, Hornik e LeBaron (2021)
TSstudio	Krispin (2020)
urca	Pfaff, Zivot e Stigler (2021)
uroot	Lacalle e Boshnakov (2020)
xtable	Dahl <i>et al.</i> (2019)
xts	Ryan <i>et al.</i> (2020)
zoo	Zeileis <i>et al.</i> (2021)

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE B – Testes de Avaliação para os núcleos de inflação

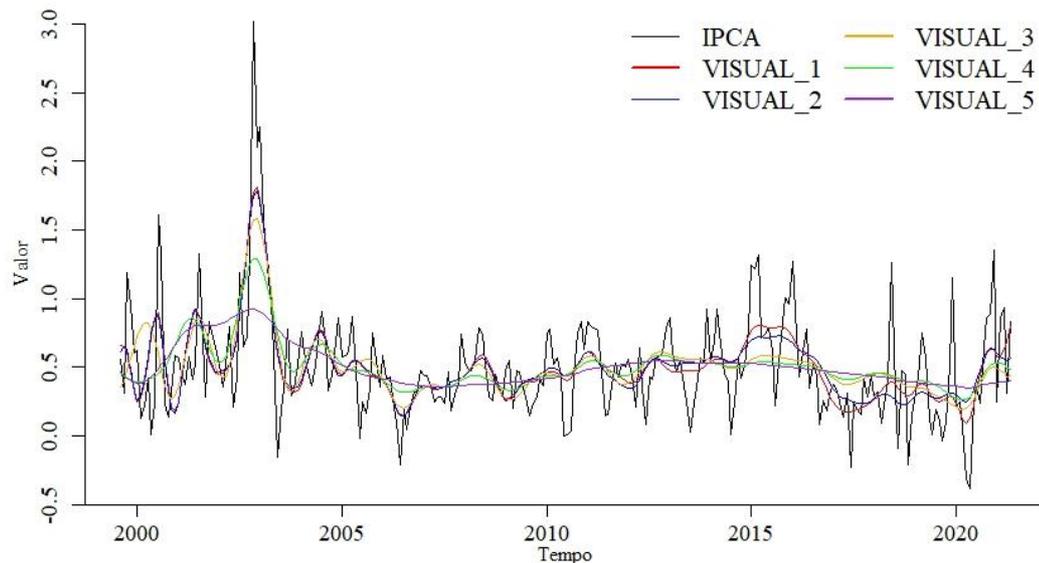
Neste apêndice foram testadas outras formas de agrupamento para o núcleo de inflação a partir de análise gráfica, com a variação das autotriplas escolhidas para o processo de reconstrução, em comparação com o núcleo VISUAL_1, que foi efetivamente utilizado na comparação com os núcleos do Banco Central. Os testes utilizados nesta dissertação foram repetidos para diferentes variações do núcleo por análise gráfica. Na Tabela B1 são mostrados quais foram as autotriplas utilizadas para cada núcleo estimado e a Figura B1 apresenta o gráfico dos núcleos construídos por SSA por análise gráfica em comparação ao IPCA.

Tabela B1 – Autotriplas Utilizadas para a reconstrução dos núcleos visuais

Núcleo SSA	Autotriplas Utilizadas
VISUAL_1	1, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 17
VISUAL_2	1, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12
VISUAL_3	1, 4, 5, 6, 7, 8, 9
VISUAL_4	1, 4, 5, 6, 7
VISUAL_5	1, 4, 5

Fonte: Elaboração própria.

Figura B1 – Comparativo entre séries de núcleos e IPCA



Fonte: Elaboração própria.

A partir da inspeção visual da Figura B1, observa-se que os núcleos com mais autotriplas presentes em sua construção (VISUAL_1, VISUAL_2 e VISUAL_3) aparentam ter um melhor acompanhamento do IPCA, enquanto os núcleos com menos autotriplas (VISUAL_4 e VISUAL_5) são menos capazes de acompanhar as oscilações ao longo de sua

trajetória. Na Tabela B2 são apresentadas as estatísticas descritivas de média, mediana, máximo, mínimo, desvio padrão e correlação com o IPCA para os núcleos construídos por SSA a partir de agrupamento por análise gráfica.

Tabela B2 – Estatísticas descritivas e correlação com o IPCA para as medidas de núcleo de inflação e série de IPCA

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Corr IPCA
VISUAL_1	0,50	0,47	1,81	0,09	0,26	0,71
VISUAL_2	0,50	0,48	1,78	0,14	0,24	0,69
VISUAL_3	0,50	0,47	1,59	0,20	0,22	0,61
VISUAL_4	0,51	0,48	1,29	0,26	0,17	0,57
VISUAL_5	0,50	0,47	0,93	0,35	0,14	0,41

Fonte: Elaboração própria.

Os núcleos estimados possuem médias praticamente idênticas entre si, com valores próximos a 0,50, assim como a mediana, com um valor próximo a 0,47. Os núcleos visuais com maior número de autotriplas utilizadas para a reconstrução possuem os maiores valores de máximo e menores de mínimo.

Dessa forma, deve se observar que, quanto mais autotriplas são utilizadas, mais parecida a série reconstruída é em relação à série de IPCA. Esta característica é decorrente do próprio método, visto que a série original é decomposta em séries que, ao serem somadas, resultam na série original. Os índices de correlação maiores reforçam esta ideia, pois, conforme se aumenta o número de autotriplas utilizadas, assim como, quanto menos autotriplas utilizadas, mais a série reconstruída tende a se parecer com uma série constante, e, assim, menos capaz de capturar as oscilações da série original.

No que concerne às estatísticas de desvio padrão, quanto mais autotriplas são utilizadas na reconstrução, maiores esses valores se tornam, estando entre 0,14 e 0,26. Quanto à correlação com o índice cheio, todos os núcleos apresentam um valor maior do que 0,40, com máximo de 0,71, em que se deve destacar que o aumento no uso de autotriplas contribui para aumentar seu valor. Na Tabela B3 são apresentados os testes de raiz unitária para os núcleos estimados.

Tabela B3 – Testes de raiz unitária para as medidas de núcleo de inflação estimadas por SSA pela análise gráfica

	ADF	KPSS	PP	ERS	ZA
VISUAL_1	-1,89	0,51**	-3,84***	-2,92***	-2,67
VISUAL_2	-3,19**	0,56**	-3,90***	-3,22**	-4,56
VISUAL_3	3,59	0,77***	-3,81***	-1,74*	-4,09
VISUAL_4	-1,69	0,85***	-2,90**	-1,97**	-4,27
VISUAL_5	-2,44*	1,27***	-1,22	-3,04***	-4,72*

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Os núcleos estimados por SSA pelo agrupamento por análise gráfica de números 1, 2 e 4 apresentam maiores evidências de estacionariedade. O núcleo VISUAL_1 é considerado estacionário de acordo com os testes PP e ERS, ao nível de 1% de significância, e o núcleo é classificado como estacionário pelo teste PP a 1% de significância e pelo teste ERS a 5% de significância.

O núcleo VISUAL_3 é considerado estacionário apenas pelo teste PP. Ao rejeitar a hipótese nula de presença de raiz unitária ao nível de 1%, e o núcleo VISUAL_4 é considerado estacionário pelos testes PP e ERS ao nível de 5%. O núcleo VISUAL_5 apresenta estacionariedade apenas ao nível de 1% pelo teste ERS. A partir destes resultados, os núcleos VISUAL_1, VISUAL_2 e VISUAL_4 construídos podem ser utilizados para testes econométricos, enquanto os núcleos VISUAL_3 e VISUAL_5 por terem apenas um teste a favor de estacionariedade, são excluído da análise. Na Tabela B4 são mostrados os resultados para o teste de viés dos núcleos escolhidos.

Tabela B4 – Teste de viés para os núcles estimados por SSA a partir do agrupamento por análise gráfica

	Alfa	Beta	p-valor
VISUAL_1	-0,04	1,08	0,49
VISUAL_2	-0,05	1,10	0,49
VISUAL_4	-0,15	1,30	0,60

Fonte: Elaboração própria.

Os testes de viés para as medidas de núcleo estimadas por análise gráfica mostram que as medidas de núcleo de inflação obtidas pelo método SSA por análise gráfica não são viesadas ao longo do tempo, desta forma, a média dos núcleos são estatisticamente iguais à média do IPCA. Os resultados também corroboram os encontrados por Ruch e Bester (2013), mostrando que o método é capaz de prover medidas não viesadas. Nas Tabelas B5

e B6 são mostrados os resultados para o teste de ajustamento dinâmico para as medidas de núcleo.

Tabela B5 – Gráfico com valores obtidos para λ_h com estatística t, para as medidas de núcleo de inflação

Núcleo	h=3	h=6	h=9	h=12
VISUAL_1	-1,225***	-1,251***	-0,811***	-0,605***
VISUAL_2	-1,145***	-1,206***	-0,817***	-0,642***
VISUAL_4	-0,989***	-1,177***	-0,929***	-0,726***

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

Fonte: Elaboração própria.

Tabela B6 – Gráfico com valores obtidos para λ_h^* com estatística t, para as medidas de núcleo de inflação

Núcleo	h=3	h=6	h=9	h=12
VISUAL_1	-0,072	-0,013	-0,067	-0,001
VISUAL_2	-0,037	-0,006	-0,056	-0,002
VISUAL_4	-0,005	-0,000	-0,009	-0,006

Notas: * indica rejeição da hipótese nula a 10%. ** indica rejeição da hipótese nula a 5%. *** indica rejeição da hipótese nula a 1%.

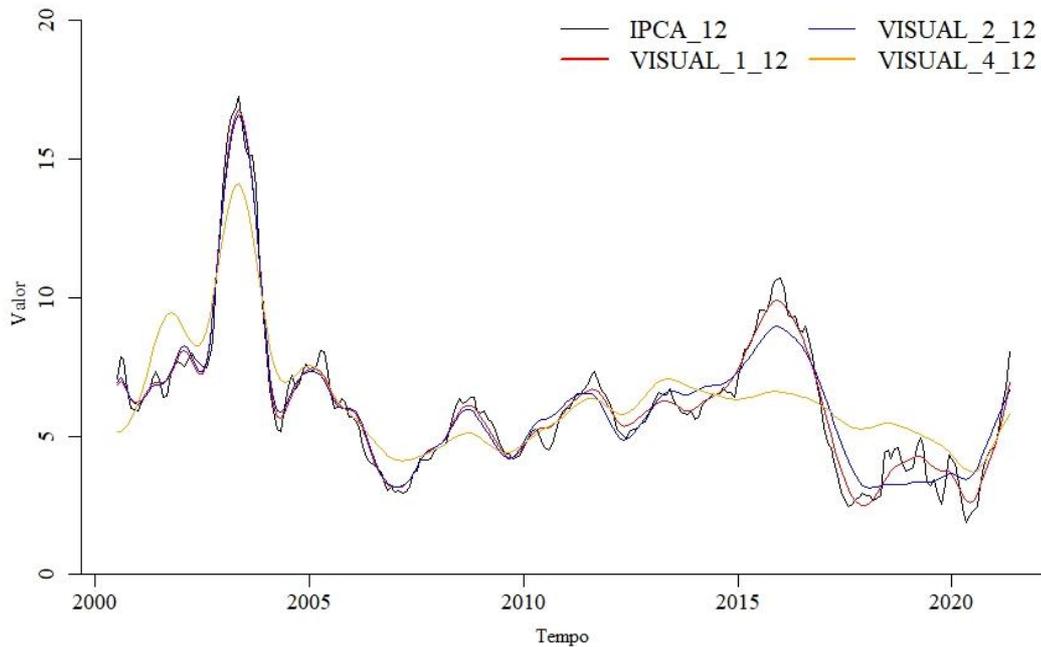
Fonte: Elaboração própria.

Os resultados obtidos mostram que em todos os núcleos estimados, independente do horizonte de tempo, os valores λ_h são menores que 0 e estatisticamente significantes, enquanto os valores de λ_h^* não são estatisticamente significativos, assim, estão de acordo com o que é esperado para o núcleo de inflação, conforme Santos e Castelar (2016).

O passo seguinte é mostrar os testes de previsão que utilizam as séries acumuladas em 12 meses, por ser de maior interesse para a autoridade monetária, conforme descrito por Santos e Castelar (2016). Isto mostra que o método SSA é capaz de produzir núcleos de inflação que sejam estacionários.

Os núcleos estimados por SSA por análise gráfica, quando acumulados em 12 meses, apresentam evidência de estacionariedade. Os núcleos VISUAL_1 e VISUAL_4 são considerados estacionários pelos testes ERS, com os valores de -3,62 e -2,00, significativos ao nível de 1% e 5%, respectivamente. Os núcleos VISUAL_2 e VISUAL_5, também são classificados como estacionários para o teste ADF, com os valores -3,63 e -6,78 significativos ao nível de 1%. Portanto, os núcleos VISUAL_1, VISUAL_2, VISUAL_4 e VISUAL_5 podem ser utilizados para o teste de previsão empregados por Diebold e Mariano (2012) e Santos e Castelar (2016). Na Figura B2 são apresentados um gráfico da série de IPCA e os núcleos visuais acumulados em 12 meses.

Figura B2 – Comparativo entre séries de núcleos e IPCA acumulados em 12 meses



Fonte: Elaboração própria.

A partir da inspeção visual da Figura B2, os núcleos visuais acumulados que possuem mais autotriplas em sua reconstrução possuem um melhor acompanhamento do IPCA acumulado, pois, enquanto os núcleos VISUAL_1 e VISUAL_2 aparentam ter um bom acompanhamento, a medida VISUAL_4 demonstra ter menos capacidade de acompanhamento.

O próximo ponto é analisar a capacidade preditiva de cada um dos núcleos selecionados. Primeiro, são apresentados os testes Diebold e Mariano (2012) para os núcleos visuais estimados e, após isto, são mostrados os resultados do teste de capacidade preditiva recursiva proposto por Marcellino, Stock e Watson (2006). Na Tabela B7 é mostrado o teste considerando como hipótese alternativa, uma capacidade preditiva diferente entre as variáveis da linha e da coluna.

Tabela B7 – Teste Diebold-Mariano para os núcleos de inflação estimados por SSA

H1: A variável da linha possui capacidade preditiva diferente do que a variável da coluna

	VISUAL_1	VISUAL_2	VISUAL_4
h=12			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,00	NaN	
VISUAL_4	0,69	0,00	NaN
h=24			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,01	NaN	
VISUAL_4	0,00	0,24	NaN
h=36			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,85	NaN	
VISUAL_4	0,00	0,00	NaN
h=48			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,14	NaN	
VISUAL_4	0,00	0,00	NaN

Notas: "Na" indica que o teste não é aplicável.

Os valores são referentes ao p-valor.

Fonte: Elaboração própria.

A partir da tabela apresentada, o horizonte de 12 meses mostra que o núcleo VISUAL_2 possui capacidade de previsão diferente dos núcleos VISUAL_1 e VISUAL_4. Para o horizonte de 24 meses, o núcleo VISUAL_1 apresenta uma capacidade preditiva diferente dos outros dois, já os núcleos VISUAL_2 e VISUAL_4 possuem capacidade semelhante.

Considerando os horizontes de 36 e 48 meses, o par de núcleos visuais VISUAL_1 e VISUAL_2 são considerados de capacidade preditiva igual. Desta forma, é mostrada que a diferença na construção dos núcleos visuais com mais autotriplas (VISUAL_1 e VISUAL_2) em relação ao núcleo com menos autotriplas (VISUAL_4), é relevante para horizontes mais longos, enquanto no horizonte mais curto, é menos relevante, visto que o núcleo VISUAL_5 não é considerado de capacidade preditiva diferente dos demais. Na Tabela B8 são mostrados os resultados considerando a hipótese alternativa de que a variável da linha possui maior capacidade preditiva do que a variável da coluna.

Tabela B8 – Teste Diebold-Mariano p-valor para os núcleos de inflação estimados por SSA.

H1: A variável da linha possui maior capacidade preditiva do que a variável da coluna.

	VISUAL_1	VISUAL_2	VISUAL_4
h=12			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	1,00	NaN	
VISUAL_4	0,66	0,00	NaN
h=24			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	1,00	NaN	
VISUAL_4	1,00	0,88	NaN
h=36			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,42	NaN	
VISUAL_4	1,00	1,00	NaN
h=48			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,93	NaN	
VISUAL_4	1,00	1,00	NaN

Notas: "Na" indica que o teste não é aplicável.

Os valores são referentes ao p-valor.

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados mostrados pela tabela B8 mostram que, apenas para o caso em que são comparados os núcleos VISUAL_2 e VISUAL_4, no horizonte de previsão de 12 meses, o núcleo VISUAL_2 é inferior em capacidade preditiva em relação aos núcleos VISUAL_4. Em todos os outros casos, é obedecida a hipótese nula de que as capacidades preditivas são semelhantes. Na tabela B9, são apresentados os resultados em relação à terceira hipótese alternativa: a variável da linha possui menor capacidade preditiva do que a variável da coluna.

Tabela B9 – Teste Diebold-Mariano p-valor para os núcleos de inflação estimados por SSA

H1: A variável da linha possui menor capacidade preditiva do que a variável da coluna

	VISUAL_1	VISUAL_2	VISUAL_4
h=12			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,00	NaN	
VISUAL_4	0,34	1,00	NaN
h=24			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,00	NaN	
VISUAL_4	0,00	0,12	NaN
h=36			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,58	NaN	
VISUAL_4	0,00	0,00	NaN
h=48			
VISUAL_1	NaN		
VISUAL_2	0,07	NaN	
VISUAL_4	0,00	0,00	NaN

Notas: "Na" indica que o teste não é aplicável.

Os valores são referentes ao p-valor.

Fonte: Elaboração própria.

Com base no que é apresentado na Tabela B9, destaca-se que o núcleo VISUAL_1 possui capacidade preditiva superior apenas ao núcleo VISUAL_2 para o horizonte de 12 meses e os núcleos VISUAL_2 e VISUAL_4 possuem capacidade preditiva semelhante neste horizonte. No que se refere ao horizonte de 24 meses, o núcleo VISUAL_1 se mostra superior aos outros dois núcleos, enquanto que os núcleos visuais VISUAL_2 e VISUAL_4 se assemelham em relação à capacidade preditiva. Para os horizontes de 36 e 48 meses, os resultados são semelhantes, os pares de núcleos VISUAL_1, VISUAL_2 possuem capacidade preditiva semelhante, assim como o núcleo VISUAL_4. Este último núcleo possui capacidade preditiva inferior aos núcleos VISUAL_1, VISUAL_2.

Assim, é possível concluir que a melhor medida de núcleo de inflação dentre as analisadas pelo teste de Diebold e Mariano (2012) é o VISUAL_1, pois capacidade preditiva superior ao núcleo VISUAL_2 para horizontes mais curtos e superior ao núcleo VISUAL_4 para horizontes mais longos. Na Tabela B10 são apresentados os resultados do teste de previsão recursiva.

Tabela B10 – REQM Relativo ao modelo de referência para as medidas de núcleo de inflação

Série utilizada (período fora da amostra)	Horizonte de previsão (h)			
	3	6	9	12
(2019.06 - 2021.05, k=24)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-VISUAL_1	0,42	0,58	0,70	0,84
IPCA-VISUAL_2	0,57	0,53	0,49	0,60
IPCA-VISUAL_4	0,72	0,60	0,73	1,01
(2018.06 - 2021.05, k=36)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-VISUAL_1	0,43	0,54	0,67	0,86
IPCA-VISUAL_2	0,63	0,52	0,60	0,92
IPCA-VISUAL_4	0,72	0,58	0,79	1,15
(2017.06 - 2021.05, k=48)				
IPCA	1,00	1,00	1,00	1,00
IPCA-VISUAL_1	0,46	0,54	0,69	0,90
IPCA-VISUAL_2	0,65	0,56	0,72	0,99
IPCA-VISUAL_4	0,75	0,69	0,79	0,97

Fonte: Elaboração própria.

A partir da Tabela B10, para todos os períodos fora da amostra considerados, os núcleos visuais conseguem ter um REQM relativo menor do que 1, exceto o núcleo VISUAL_4 para o horizonte de 12 meses, considerando um período fora da amostra de 24 e 36 meses, o que mostra que, em geral, tais medidas possuem um poder preditivo melhor do que o IPCA.

Considerando o valor de $k = 24$, o núcleo VISUAL_1 se destaca no horizonte de previsão igual a 3, enquanto o núcleo VISUAL_2 se destaca nos demais. Para $k = 36$, o núcleo VISUAL_1 possui menor REQM no horizonte de previsão igual a 3 e 12, enquanto o núcleo VISUAL_2 se mostra com maior poder preditivo nos horizontes 6 e 9. Em relação à $k = 48$, o núcleo VISUAL_1 possui os menores REQM relativo em todos os horizontes de previsão.

Em resumo, o agrupamento por análise gráfica se mostra adequado para a construção de núcleos de inflação com o intuito de uso para a previsão, visto que diferentes possibilidades de construção fornecem resultados melhores do que o próprio uso do índice cheio, em especial, os núcleos com mais autotriplas em sua composição. Na Tabela B11 são apresentadas as especificações dos lags para o teste apresentado acima.

Tabela B11 – Especificação dos lags utilizados nos modelos de previsão ao final da amostra para núcleos estimados por SSA através de análise gráfica

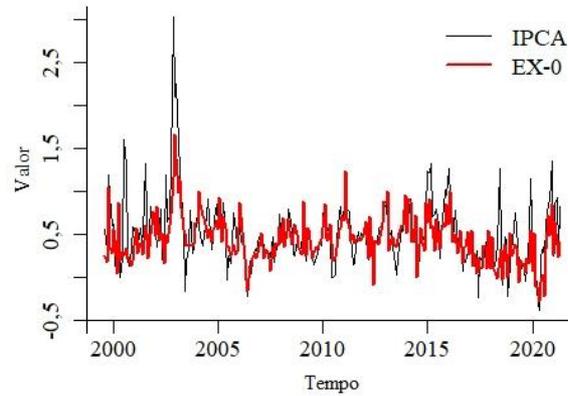
	IPCA	V_1	V_2	V_4
h	p;q	p;q	p;q	p;q
3	4, 0	4, 1	4, 1	4, 2
6	2, 0	4, 1	4, 1	4, 1
9	2, 0	4, 4	4, 4	4, 4
12	2, 0	4, 4	4, 1	4, 1

Fonte: Elaboração própria.

Diante do que foi apresentado, conclui-se que as autotriplas utilizadas para a construção do núcleo VISUAL_1 contêm informação relevante para a política monetária. Sendo assim, esta medida é o melhor núcleo de inflação estimado por SSA a partir da análise gráfica, já que apresenta as propriedades propostas para um núcleo de inflação a partir dos testes de Santos e Castelar (2016), além de ter capacidade preditiva superior as outras formas propostas de agrupamento por análise gráfica, conforme os testes de capacidade preditiva.

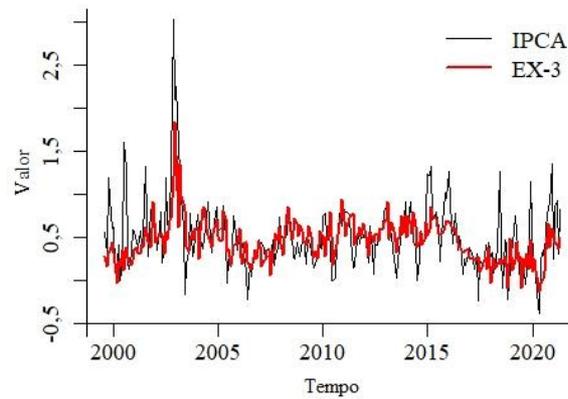
APÊNDICE C – Núcleos de Inflação do Banco Central do Brasil

Figura C1 – Comparativo entre IPCA e núcleo EX0



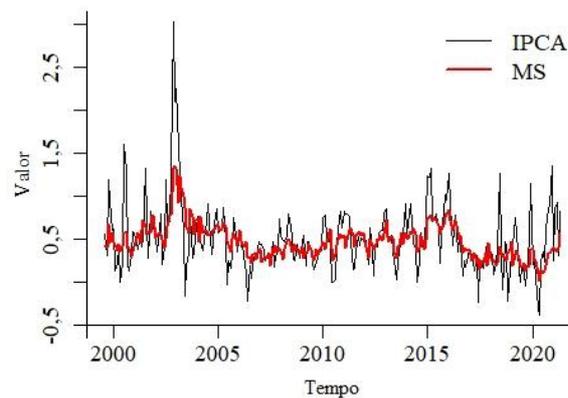
Fonte: Elaboração própria.

Figura C2 – Comparativo entre IPCA e núcleo EX-3



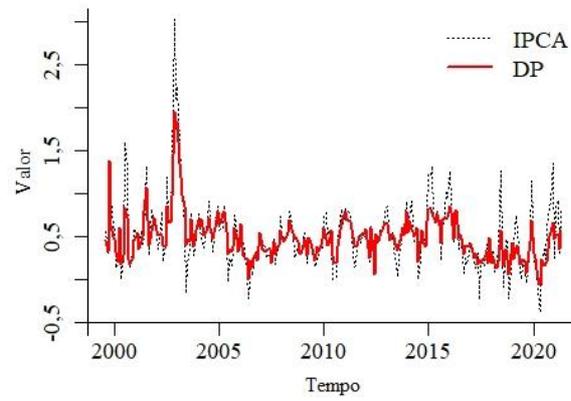
Fonte: Elaboração própria.

Figura C3 – Comparativo entre IPCA e núcleo MS



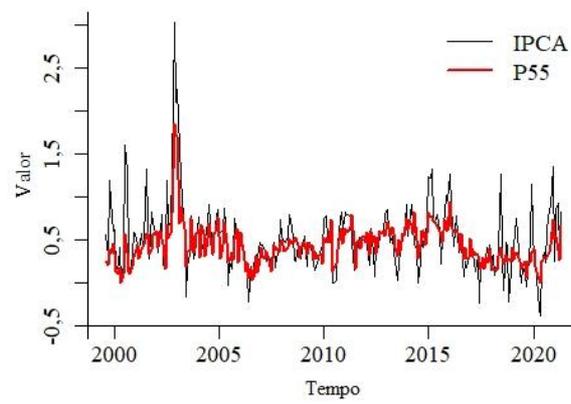
Fonte: Elaboração própria.

Figura C4 – Comparativo entre IPCA e núcleo DP



Fonte: Elaboração própria.

Figura C5 – Comparativo entre IPCA e núcleo P55



Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE D – Especificação dos Lags

Tabela D1 – Especificação dos lags utilizados nos modelos de previsão ao final da amostra

	IPCA	VISUAL	FREQ	EX-3	MS	DP	P55
h	p;q	p;q	p;q	p;q	p;q	p;q	p;q
3	4, 0	4, 1	3, 1	4, 2	1, 4	3, 1	3, 2
6	2, 0	4, 1	4, 2	1, 2	1, 4	1, 2	2, 1
9	2, 0	4, 4	4, 1	1, 2	1, 4	1, 3	2, 1
12	2, 0	4, 4	4, 1	2, 1	3, 1	1, 2	2, 1

Fonte: Elaboração própria.