

Não Linearidades na Dinâmica do Produto Interno Bruto Brasileiro entre 1947 e 2012

Nonlinear Dynamics in Brazilian Gross Domestic Product between 1947 and 2012

Lucas Sabioni Lopes*

Silvia Harumi Toyoshima**

Resumo: O presente artigo verifica a ocorrência de não linearidades nos ciclos do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro no período de 1947 a 2012, através da estimação de modelos lineares e de regimes markovianos, avaliando-os com a estatística BDS, que testa a independência de uma série temporal. Constatou-se que as especificações autorregressivas não capturam todo o padrão de dependência temporal das séries de tempo. Contudo, após ajustar os modelos markovianos com dois e três estados, é possível obter resíduos ruído branco, com a maioria das estatísticas BDS não significativas. Na cadeia de Markov com dois regimes, caracteriza-se a economia como tendo fases de alta e baixa volatilidade, o que destaca a queda da instabilidade no país ocorrida em meados da década de 1990. Além disso, ao se considerar três regimes, distinguem-se os seguintes períodos (taxas de crescimento entre parênteses): recessões (-5,8% a.a.), de curta duração e alta volatilidade; crescimento acelerado (7,9% a.a.), de longa duração e alta volatilidade, predominante entre os anos de 1947 a 1980, não sendo observado após 1997; e crescimento equilibrado (4,3% a.a.), com duração média de sete trimestres, taxa moderada de crescimento e baixa variância, ocorrendo com maior frequência após 1995. Conclui-se, portanto, que há a presença de fortes não linearidades nos ciclos econômicos brasileiros, compatíveis com regimes assimétricos em duração e amplitude, além de heterocedásticos.

Palavras-chave: Não linearidade. Produto Interno Bruto. Regimes markovianos. Teste BDS.

Abstract: In this paper, we look for nonlinear dynamics in Brazilian gross domestic product (GDP) cycles between 1947 and 2012, by using BDS statistics to analyze autoregressive and Markovian models. Our results showed that AR(p) regressions could not completely describe the properties of the cyclic series, as they did not yield independent and identically distributed (iid) residuals. However, after estimating heteroscedastic Markovian models to the data, the null of iid was not rejected. As indicated by two-state Markov chains, Brazilian economy switched between phases of high and low volatility, with the latter more likely to occur after 1995. Furthermore, we estimated a three-state Markov chain, which pointed out the following regimes

* Doutor em Economia Aplicada pela Universidade Federal de Viçosa. Professor do Departamento de Economia da Universidade Federal de Juiz de Fora, campus de Governador Valadares. E-mail: lucas.lopes@ufjf.edu.br

** Doutora em Ciência Econômica pela Universidade Estadual de Campinas. Professora do Departamento de Economia da Universidade Federal de Viçosa. E-mail: htsilvia@ufv.br

(annual growth rates inside brackets): recessions (-5.8%), with short duration and high volatility; accelerated growth (7.9%), frequent from 1947 to 1980, with long duration and high volatility; and, balanced growth (4.3%), with moderate growth rate and lower variance, prevalent since 1995. Thus, we conclude that the Brazilian GDP cycles are strongly nonlinear, presenting phase asymmetries in duration and amplitude, besides heteroscedasticity.

Keywords: Nonlinearities. Brazilian gross domestic product. Markov switching. BDS test.

JEL Classification: E32; C24.

1 Introdução

Em meados da década de 2000, a ciência macroeconômica parecia ter alcançado sua maturidade. Diversas economias desenvolvidas e emergentes passavam por um extenso período de crescimento equilibrado.¹ No campo teórico, modelos dinâmicos de equilíbrio geral estocástico (DSGE) eram amplamente aceitos como o paradigma relevante (CABALLERO, 2010). Ademais, Lucas (2003), representando uma posição bem disseminada entre os meios especializados, afirmava que não havia mais espaço para crises severas, dada a habilidade de prevenção dos bancos centrais.

Atualmente, sabe-se que essas eram visões excessivamente otimistas. As crises financeiras internacionais iniciadas no ano de 2007 trouxeram novamente à tona a temática dos ciclos econômicos, guiando a pesquisa na área para a procura de novas explicações para as flutuações dos agregados. Por exemplo, conforme Caballero (2010) argumenta, tem-se obtido bons avanços ao se considerar efeitos dominó, avalanches e surtos de pânico – uma lista restrita dessa linha de pesquisa traz os estudos de Bak *et al.* (1993), Scheinkman e Woodford (1994), Allen e Gale (2000) e Caballero e Simsek (2009).² O elo entre essas teorias se dá pelo resultado de que significativas variações na produção podem ser geradas por pequenas perturbações aleatórias, que se acentuam dadas as complexidades e não linearidades do sistema.³

1 Ver McConnell e Perez-Quiros (2000), Stock e Watson (2002) e Giannone, Lenza e Reichlin (2008).

2 Uma lista restrita dessa linha de pesquisa consiste de Bak *et al.* (1993); Scheinkman e Woodford (1994); Allen e Gale (2000); e Caballero e Simsek (2009).

3 No modelo de criticalidade auto-organizada de Bak *et al.* (1993) e Scheinkman e Woodford (1994), por exemplo, as flutuações econômicas são vistas como avalanches: as expansões são caracterizadas por um longo período de tempo em que a economia cresce e ganha complexidade, até atingir um ponto crítico, em que, a partir do qual, um choque negativo localizado pode desencadear uma reação em cadeia que afeta diversos setores. Inclusive, nesses modelos a região crítica é um atrator do sistema, pois este evolui naturalmente em direção a ela. Como consequência, a crises tornam-se inevitáveis.

Nesse sentido, a clássica definição de ciclos econômicos fornecida por Burns e Mitchell (1946) permanece de elevada valia. Segundo esses autores, as flutuações são caracterizadas por movimentos conjuntos em diversos setores da atividade produtiva, sendo recorrentes, mas não periódicas. A duração média pode variar de 1 a 12 anos, aproximadamente. Além disso, existem fases diferenciadas, como recessões e expansões, em que os parâmetros relevantes se alteram, o que destaca a importância das não linearidades na dinâmica das economias (DIEBOLD; RUDEBUSCH, 1996).

Empiricamente, um método que tem obtido sucesso ao capturar as possíveis não linearidades dos sistemas econômicos é o de mudanças de regimes (HAMILTON, 1989). Nele, permite-se que a variável, como, por exemplo, a taxa de crescimento do PIB, oscile entre um número pré-definido de estados, segundo uma regra de transição markoviana. Os resultados de sua aplicação por Hamilton (1989), que analisa o período de 1951 a 1984 para os Estados Unidos, são bastante satisfatórios, nos quais se obtêm datas de ciclos muito próximas das fornecidas pelo comitê de datação do National Bureau of Economic Research (NBER). Mais tarde, Kim e Nelson (1999) mostram que especificações com diferentes regimes para a média e a variância do crescimento do PIB proporcionavam melhores resultados na amostra entre 1953 e 1997, dada a redução da volatilidade ocorrida na metade da década de 1980 naquele país.

Dessa forma, o principal objetivo do presente artigo é avaliar a ocorrência de não linearidades associadas com mudanças de regimes markovianos nos ciclos econômicos brasileiros. Especificamente, testam-se modelos markovianos com dois e três estados para a média e a variância dos dados, contra a hipótese de linearidade representada por especificações autorregressivas, $AR(p)$. Pretende-se, assim, ampliar o conjunto de fatos estilizados a respeito das oscilações ocorridas no país, proporcionando bases mais sólidas para a implementação de políticas e para a seleção de modelos teóricos representativos. A base de dados utilizada é constituída do PIB trimestral real e dessazonalizado, disponível entre 1947 a 2012, mensurada por Bonelli e Rodrigues (2012).

As evidências tendem a apontar que os agregados macroeconômicos no Brasil apresentam não linearidades em suas dinâmicas. Por exemplo, Lima e Domingues (2000), utilizando um indicador do PIB trimestral entre 1975 e 2000 e um modelo de regimes markovianos, encontram duas fases distintas para a economia: a expansiva, com crescimento médio de 7,2% a.a.; e a recessiva, com taxa de crescimento anualizada de -3,6%. Céspedes, Chauvet e Lima (2006) avançam os estudos sobre essa base de dados, comparando a habilidade preditiva de modelos markovianos e lineares, do tipo autorregressivo média móvel ($Arma$). Seus resultados mostram que a especificação não linear foi superior dentro e fora da amostra.

Chauvet (2002), por sua vez, estima modelos markovianos com dois estados para a média do crescimento do PIB, utilizando dados anuais (de 1901 a 1999) e trimestrais (de 1980 a 2012). No primeiro caso, é possível discriminar fases de crescimento acelerado (7,4% a.a.) de outras de crescimento moderado (1% a.a.). No segundo caso, os dados mostram que a economia exhibe fases de crescimento e de recessão, com taxas médias de crescimento de 5,5% e -6,5% ao ano, respectivamente. Em ambas as estimações, mostra-se que a duração das fases é assimétrica, com expansões suaves e duradouras e recessões acentuadas e curtas.

Bueno (2009) atesta para sensíveis não linearidades na série de produção de bens de capital no Brasil, utilizando dados mensais para o período de 1975 a 2002. O autor mostra que existe dependência temporal nos dados, mesmo após se ter estimado um modelo de heterocedasticidade condicional padrão (GARCH). Esse resultado pode ser devido a quebras estruturais, mas também ao fato de que o modelo GARCH simples não captura a não linearidade na média da variável, problema contornado, por exemplo, pela metodologia de regimes markovianos.

Vieira e Valls-Pereira (2013) analisam as características dos ciclos econômicos no Brasil durante todo o período de 1900 a 2012. Primeiramente, a base de dados trimestral, que variava de 1980 a 2012, foi extrapolada para os anos de 1900 a 2012 com o método de componentes estruturais de séries de tempo. Em seguida, modelos markovianos de dois estados com heterocedasticidade condicional foram estimados. Em geral, as expansões foram mais longas que as recessões, com durações de 3,5 e 2 anos, respectivamente. Enquanto isso, as taxas de crescimento das fases foram, na mesma ordem, de 5,5% e 0,8% ao ano.

Como pode ser visto, existe uma vasta literatura que estuda os ciclos econômicos do Brasil sob a ótica de regimes markovianos. Há a necessidade, portanto, de verificar se tais especificações capturam a estrutura de dependência temporal dos dados, proporcionando formas reduzidas adequadas do processo gerador dos dados. Essa lacuna é abordada em profundidade pelo presente artigo, que, além de analisar as regularidades dos ciclos econômicos que emergem da aplicação dos modelos markovianos ao caso brasileiro, contribui avaliando a própria capacidade descritiva desse método. Pode-se, com isso, validar todo um esforço de pesquisa realizado anteriormente.

A metodologia adotada segue a proposta por Hsieh (1991), que utiliza a estatística BDS de Brock *et al.* (1996). Para o teste de linearidade, verifica-se a independência dos resíduos de modelos autorregressivos ajustados sobre os ciclos do PIB brasileiro. Por sua vez, para testar a hipótese de não linearidades, assume-se que as séries cíclicas se comportam como um processo com dois ou três regimes markovianos na média e na variância – baseado em Hamilton (1989) e nas evidências levantadas pela literatura prévia.

O presente artigo tem, além desta introdução, mais três seções: na segunda, apresenta-se a base de dados e descrevem-se os métodos estatísticos considerados (lineares, Arma, e não lineares, de regimes markovianos), ressaltando como essas abordagens podem caracterizar as movimentações observadas do PIB brasileiro; na terceira, expõem-se os resultados da pesquisa, discutindo-se a adequação dos modelos estimados aos dados e analisando-se as informações que deles emergem; e, na quarta, apresentam-se as principais conclusões e implicações da pesquisa.

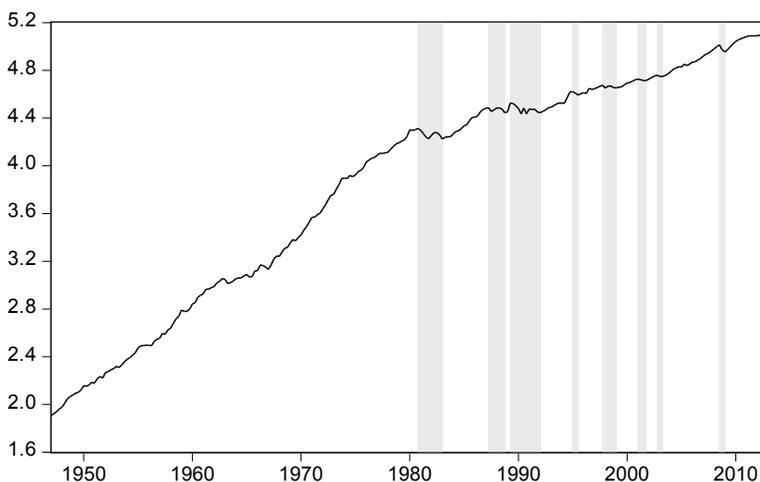
2 Abordagem Metodológica

Esta seção está dividida em duas partes. Na primeira, são descritos a base de dados e os modelos de regimes markovianos estimados, procurando associar as formas funcionais com características da economia brasileira. Na segunda, é descrita a lógica do teste BDS, que avalia as hipóteses de dinâmicas lineares e não lineares.

2.1 Dados e Modelos Econométricos

Esta pesquisa analisa a série do PIB real e dessazonalizado, mensurada por Bonelli e Rodrigues (2012), para os anos de 1947 a 2012, com 264 observações. A Figura 1 apresenta os logaritmos dessa série.

Figura 1 - Logaritmo do PIB real, variando de 1947 a 2012



Fonte: Elaboração própria com dados de Bonelli e Rodrigues (2012).

Nota: Regiões sombreadas são áreas de recessão, segundo a datação do Comitê Brasileiro de Datação de Ciclos Econômicos (COMITÊ DE DATAÇÃO DOS CICLOS ECONÔMICOS, 2015).

As regiões sombreadas da figura representam, para fins ilustrativos, períodos de recessão segundo a datação do Comitê Brasileiro de Datação de Ciclos Econômicos (COMITÊ DE DATAÇÃO DOS CICLOS ECONÔMICOS, 2015), que realizou um mapeamento do início e do fim das oscilações econômicas brasileiras a partir do ano de 1980.⁴

No intuito de estudar as propriedades dos ciclos econômicos no Brasil, o ponto de partida adotado no tratamento das séries é a extração de seu componente cíclico. Um método bastante utilizado na literatura econômica para tal é o desenvolvido por Hodrick e Prescott (1997), conhecido como filtro HP. Esse filtro obtém uma estimativa suave da tendência de longo prazo da série, deixando como resíduo os componentes cíclicos e irregulares, os objetos do presente estudo.

Ravn e Uligh (2002) afirmam que, apesar de existirem métodos de filtragem mais sofisticados, como os de Baxter e King (1999) e Christiano e Fitzgerald (1999), por exemplo, o filtro HP tem resistido aos seus críticos e se mostrado realmente capaz de se manter como o método padrão ao longo dos anos.

Basicamente, o filtro HP computa uma série suavizada, y^T , da série original, y , minimizando a variância da última em torno da primeira, sujeito a uma restrição na segunda diferença de y^T , isto é:

$$\sum_{i=1}^T (y_i - y_i^T)^2 + \eta \sum_{i=2}^{T-1} [(y_{i+1}^T - y_i^T) - (y_i^T - y_{i-1}^T)]^2 \quad (1)$$

O parâmetro η controla a suavidade da tendência, de forma que, quanto maior η , mais próxima da linear ela estará (de fato, isso acontece quando $\eta \rightarrow \infty$). Para dados trimestrais, o valor do parâmetro η sugerido por Hodrick e Prescott (1997) é de 1600, que foi o adotado nesta pesquisa. A série cíclica, y^c , é obtida diretamente após a filtragem, fazendo $y^c = y - y^T$.

Para obter maior robustez nos resultados, contudo, além de analisar a série cíclica do produto obtida com o filtro HP, a série das primeiras diferenças do logaritmo PIB também é estudada. Assim, toda a descrição passo a passo, a seguir, é realizada sobre o resultado da filtragem HP e sobre a variável $d(PIB_t) = \log(PIB_t / PIB_{t-1}) * 100$.

Na etapa seguinte de cálculos, utiliza-se o método proposto por Hsieh (1991). O primeiro passo é ajustar um modelo autorregressivo adequado sobre os dados, com o número de defasagens escolhido, por exemplo, pelo critério de Akaike (1987).⁵ Em seguida, analisam-se os resíduos desse modelo econométrico com a

4 Disponível em <http://portalibre.fgv.br>.

5 Tal critério é adotado, pois tende a selecionar um número maior de defasagens nos modelos autorregressivos. Como o intuito é filtrar dependências lineares, pode-se abster, nesse momento, de certo grau de parcimônia estatística.

estatística BDS, descrita a seguir. Com efeito, a rejeição da hipótese nula de resíduos iid, nesse caso, indica a presença de não linearidades nos dados.

A seguir, a especificação linear é expandida para se tentar computar formas de não linearidades. Como podem estar presentes tanto na média, quanto na variância das séries temporais, espera-se que modelos com dois ou três regimes markovianos (modelos de cadeias de Markov heterocedásticos) sejam capazes de descrever todas as relações lineares e não lineares existentes. Representa-se a forma funcional com dois regimes:⁶

$$\text{Regime 0: } y_t^c = \mu_0 + \rho_1 y_{t-1}^c + \dots + \rho_p y_{t-p}^c + \varepsilon_{0,t}, \varepsilon_{0,t} \sim N(0, \sigma_0^2), \quad (2)$$

$$\text{Regime 1: } y_t^c = \mu_1 + \rho_1 y_{t-1}^c + \dots + \rho_p y_{t-p}^c + \varepsilon_{1,t}, \varepsilon_{1,t} \sim N(0, \sigma_1^2). \quad (3)$$

As equações 2 e 3 têm diversas implicações. Primeiro, considera-se que podem existir dois regimes nos ciclos da economia, um com taxa de crescimento μ_0 e outro com taxa μ_1 . Isso pode capturar, por exemplo, a queda na taxa de crescimento de longo prazo da economia brasileira após a década de 1980, ou, mesmo, períodos de expansão e recessão da atividade.⁷

Além disso, na formulação anterior assume-se a possibilidade de dois regimes para a volatilidade das variáveis. No estado 0 ($s_t = 0$), a variabilidade é dada por σ_0^2 e, no estado 1 ($s_t = 1$), por σ_1^2 . Essa característica do modelo econométrico é interessante porque pode descrever, por exemplo, o período de maior estabilidade da economia brasileira, após o Plano Real.

Por fim, os coeficientes autorregressivos (ρ) são mantidos constantes entre os regimes, dado que as evidências têm mostrado que a persistência dos ciclos econômicos no Brasil tende a ser alta e razoavelmente constante no período considerado.⁸

A mudança da atividade econômica entre os diferentes estados (ou regimes) acontece de acordo com a matriz quadrada de probabilidades de transição (P) a ser estimada. Cada elemento dessa matriz é representado por p_{ij} , em que $p_{ij} = \text{pr}[s_t = j | s_{t-1} = i]$. Assim, a probabilidade de o sistema estar no estado j no período corrente depende somente do estado em que se estava no período anterior, s_{t-1} .

6 Conforme se vê na seção de resultados, a fim de se obter uma descrição mais completa dos ciclos econômicos no Brasil, também se ajustou um modelo com três regimes markovianos. Para isso, adicionou-se uma terceira equação de teste, Regime 2, e desconsideraram-se todos os elementos autorregressivos, fazendo $\rho_1 = \dots = \rho_p = 0$.

7 Chauvet (2002) estima um modelo similar, porém permitindo quebras somente nas médias. Seus resultados suportam a existência de dois regimes de crescimento no país, um acelerado, com taxa média de 7,4% ao ano, e outro desacelerado, com taxa de 1,15% ao ano.

8 Ver, por exemplo, Ellery Jr., Gomes e Sachsida (2002) e Araújo, Luciane e Cunha (2005).

Ao fim do processo de estimação, as saídas econométricas dos modelos com dois estados markovianos fornecem o seguinte conjunto de parâmetros: $(\mu_0; \mu_1; \rho_1; \dots; \rho_p; \sigma_0^2; \sigma_1^2; P_2)$. Com três estados, os parâmetros estimados são: $(\mu_0; \mu_1; \mu_2; \sigma_0^2; \sigma_1^2; \sigma_2^2; P_3)$. Para a obtenção das estimativas, utiliza-se o algoritmo proposto por Hamilton (1989). Detalhes adicionais podem ser consultados nos artigos originais.

Nesse sentido, ao estimar regressões bem especificadas, contendo elementos lineares e não lineares, dever-se-ia eliminar toda a dependência temporal dos resíduos, de modo que se comportassem como uma série *iid*, produzindo, com isso, estatísticas BDS não significativas. Caso contrário, pode-se concluir pela existência de dependência temporal remanescente, que pode advir da inadequação do modelo econométrico aos dados, ou, mesmo, de acentuadas não linearidades.⁹

2.2 O Teste BDS de Independência Temporal

O teste BDS, explicado por Brock *et al.* (1996), mede o grau de dependência temporal em uma série. Em sua hipótese nula, a série é *iid*, podendo ser testada contra uma variedade de alternativas. A importância prática da estatística BDS é, contudo, ainda mais abrangente, sendo o teste útil na comparação de modelos alternativos e na verificação de má especificação estatística.

A estatística BDS é fundamentada no conceito de dimensão/integral de correlação. Em sistemas puramente aleatórios, a dimensão de correlação cresce proporcionalmente com a dimensionalidade (número de variáveis) do sistema. Assim, uma forma de testar a ausência de dependência temporal, contra outras hipóteses, é verificando a significância estatística da diferença entre a dimensão dos dados sob a hipótese nula de *iid*, contra a verificada empiricamente. Esse é, basicamente, o procedimento proposto por Brock *et al.* (1996).

Na construção da estatística de teste, escolhe-se uma distância máxima de comparação entre pontos (ϵ). Então, para quaisquer pares de observações, se a série é realmente *iid*, a probabilidade da distância entre os pontos ser menor ou igual a ϵ será constante. Denota-se essa probabilidade por $c_1(\epsilon)$

Construem-se, agora, conjuntos de pares de pontos escolhidos através de observações consecutivas da amostra, isto é, dados os pontos \mathcal{E}_t e \mathcal{E}_s , da série de resíduos padronizados (do modelo linear ou não linear), o conjunto terá a seguinte forma:

$$\left\{ \left\{ \mathcal{E}_s, \mathcal{E}_t \right\}, \left\{ \mathcal{E}_{s+1}, \mathcal{E}_{t+1} \right\}, \left\{ \mathcal{E}_{s+2}, \mathcal{E}_{t+2} \right\}, \dots, \left\{ \mathcal{E}_{s+m-1}, \mathcal{E}_{t+m-1} \right\} \right\}, \quad (4)$$

9 Hsieh (1991) afirma que a rejeição da hipótese nula após a estimação do modelo não linear pode indicar, inclusive, dinâmicas temporais caóticas. A detecção de caos em séries temporais, contudo, necessita de séries longas, fugindo ao escopo do presente artigo.

em que m é o número de sucessivos pontos do conjunto, também conhecido como dimensão de imersão.

Define-se, então, a probabilidade conjunta de todos os pares de pontos pertencentes ao conjunto satisfazerem a condição de ϵ por $c_m(\epsilon)$. Sob a suposição de independência, essa probabilidade será simplesmente o produto das probabilidades individuais de cada par de pontos, ou seja:

$$c_m(\epsilon) = c_1^m(\epsilon) \quad (5)$$

No caso de dados amostrais, $c_m(\epsilon)$ e $c_1(\epsilon)$ devem ser estimadas, e, por isso, a equação 5 não é verificada exatamente, mas sim com algum erro. Quanto maior esse erro, menor a probabilidade de que ele seja gerado por uma variação aleatória.

Para estimar a probabilidade de uma dimensão em particular, coletam-se todos os possíveis grupos de uma dada duração (intervalo de tempo entre pontos) e observam-se quantos obedeceram à condição ϵ . A razão desses conjuntos pelo total de conjuntos possíveis fornece a estimativa da probabilidade.

Dada a série de erros ϵ com n pontos amostrais, a formulação matemática dessa probabilidade é:

$$c_{m,n}(\epsilon) = \frac{2}{(n-m+1)(n-m)} \sum_{s=1}^{n-m+1} \sum_{t=s+1}^{n-m+1} \prod_{j=0}^{m-1} I_{\epsilon}(\epsilon_{s+j}, \epsilon_{t+j}), \quad (6)$$

em que I_{ϵ} é uma função indicador que assume o valor 1, se o módulo da distância entre dois pontos for menor ou igual a ϵ , e zero, caso contrário. A estatística $c_{m,n}$ é conhecida como integral de correlação.

O teste de independência é construído da seguinte maneira:

$$b_{n,m}(\epsilon) = c_{n,m}(\epsilon) - c_{1,n-m+1}(\epsilon)^m \quad (7)$$

Sob a suposição de independência, Brock *et al.* (1996) mostram que $(\sqrt{n-m+1}) b_{n,m} / \sigma_{n,m}$ segue uma distribuição aproximadamente normal, com média zero e variância 1. Assim, o p -valor da hipótese nula pode ser calculado a partir das informações da distribuição normal padronizada. Entretanto, neste artigo, também se analisa o p -valor empírico, gerado por 10^4 simulações *bootstrap*. A estatística para o cálculo de $\sigma_{m,n}^2$ pode ser consultada no artigo que fundamenta essa seção.

É conveniente, nesse momento, resumir os procedimentos econométricos adotados no artigo:

- a) extraem-se séries cíclicas do logaritmo do PIB com o método de Hodrick e Prescott (1997) e com a primeira diferença (variações percentuais);
- b) ajustam-se modelos lineares, $AR(p)$, sobre essas séries e analisam-se os resíduos com estatísticas BDS;
- c) rejeita-se, ou não, a hipótese de linearidade com base nos resultados do teste BDS sobre os resíduos obtidos em “b”;
- d) ajustam-se modelos markovianos com dois e três regimes sobre as séries cíclicas e analisam-se os resíduos com estatísticas BDS;
- e) rejeita-se, ou não, a hipótese de não linearidade com base nos resultados do teste BDS sobre os resíduos obtidos em “d”.

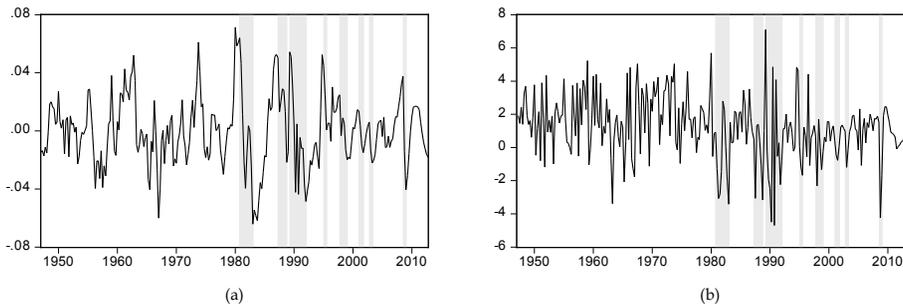
Na próxima seção, são apresentados os resultados da aplicação dessa metodologia.

3 Resultados

3.1 Primeira Hipótese: Dinâmicas Lineares nos Ciclos Econômicos Brasileiros

A primeira parte desta seção foca na verificação de dinâmicas lineares nos ciclos econômicos brasileiros, através de análises da série cíclica do logaritmo do PIB real, oriunda da filtragem HP com o parâmetro de suavização de 1600. Em seguida, as primeiras diferenças do log (PIB) são analisadas. Não se apresentam testes de estacionariedade, pois ambas as séries apresentam um claro comportamento estável ao longo da média, como é possível verificar na Figura 2, partes *a* e *b*.

Figura 2 - (a) resultado da aplicação do filtro HP na série do log (PIB) e (b) primeira diferença do log (PIB)



Fonte: Elaboração própria.

As áreas sombreadas são as datas de recessão do Codace e, como se pode ver na parte *a*, a série cíclica do PIB tem boa correspondência com as datações desse órgão (nota-se que as áreas sombreadas coincidem com períodos de declínio na série dos ciclos).

Testa-se, agora, a hipótese de linearidade nos ciclos econômicos brasileiros. Para tal, ajusta-se um modelo AR(p) adequado, em que as parcelas AR são selecionadas pelo critério de Akaike (1987), de maneira que os resíduos dessa regressão não apresentem sinais de dependência temporal, para então serem analisados com a estatística BDS.

Ao proceder da maneira descrita, encontraram-se duas defasagens como minimizadores do critério de Akaike para a série cíclica do produto. Assim, na Tabela 1, apresentam-se as saídas da regressão, bem como algumas informações adicionais.

Tabela 1 - Saídas da estimação do modelo linear: série cíclica (HP)

Variável	Coefficiente	Erro padrão	P-valor
Constante	0,000	0,003	0,984
AR(1)	0,846	0,062	0,000
AR(2)	-0,141	0,062	0,023
$R^2 = 56\%$	$F_{\text{calc}} = 163$	Akaike = -5,41	$SQ_{\text{res}} = 0,07$
$R^2_{\text{ajust}} = 55\%$	$F_{\text{prob}} = 0,00$	$DW_{\text{calc}} = 2,01$	Observações = 264

Fonte: Elaboração própria.

O modelo obteve um bom ajustamento, evidenciado pelo coeficiente de determinação de 56% e sua elevada estatística F , com valor de 163, significativa a 1%. Em adição, todas as raízes inversas dos termos AR encontraram-se dentro do círculo unitário, o que garante sua estabilidade e inversibilidade. Como verificado pelo coeficiente autorregressivo de primeira ordem, da ordem de 0,85, percebe-se a elevada persistência dos ciclos econômicos no Brasil. Um choque de um desvio padrão, por exemplo, leva aproximadamente oito trimestres para desaparecer.

A estatística de Durbin-Watson, próxima a dois, indica que não há autocorrelação nos resíduos da regressão, entretanto esse teste não é o mais adequado para este caso. As estatísticas dos testes Q de Ljung-Box para as defasagens dos resíduos de número 1, 6, 12, 24 e 36 são, respectivamente, 0,02, 6,31, 15,78, 34,81 e 45,18, sendo todas não significativas a 10% (a única exceção refere-se à defasagem de número 24, com p -valor de 0,071). Assim, resta verificar se o teste BDS atesta pela independência dos resíduos obtidos pelo modelo linear.

A Tabela 2 traz os resultados do teste BDS. Nessa tabela, calcularam-se as estatísticas BDS para distâncias de separação variando de 0,5 a 2 desvios padrão (dado que o desvio padrão calculado para a série foi de 0,02). Assim, na grande maioria dos casos, a hipótese de erros *iid* foi rejeitada ao nível de 1% de significância. Tal fato fornece indicativos suficientes para constatar que, a despeito do teste de Ljung-Box ter indicado resíduos sem relação temporal, ainda há resquícios

de algum elo entre eles, evidenciado pelo elevado número de estatísticas BDS significativas.

Tabela 2 - Teste de independência dos resíduos do modelo linear: série cíclica (HP)

Dimensão	$\epsilon = 0,5$ *Desvio padrão			$\epsilon = 1$ *Desvio padrão		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>
2	0,011	0,000	0,000	0,019	0,000	0,001
3	0,010	0,000	0,000	0,024	0,000	0,001
4	0,007	0,000	0,000	0,024	0,000	0,001
5	0,004	0,000	0,000	0,018	0,000	0,002
6	0,002	0,000	0,000	0,014	0,000	0,002
Dimensão	$\epsilon = 1,5$ *Desvio padrão			$\epsilon = 2$ *Desvio padrão		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>
2	0,015	0,001	0,004	0,010	0,001	0,011
3	0,026	0,000	0,002	0,021	0,000	0,004
4	0,031	0,001	0,004	0,028	0,001	0,005
5	0,033	0,001	0,005	0,035	0,001	0,004
6	0,035	0,000	0,004	0,043	0,000	0,004

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Probabilidades *bootstrap* calculadas com 10^4 simulações.

No contexto da discussão em questão, esse resultado fornece provas fortes de que a série cíclica do PIB brasileiro exibe componentes não lineares que deveriam ser considerados em pesquisas empíricas e teóricas que tratam desse tema. Tal resultado foi encontrado anteriormente por outros autores para o caso dos Estados Unidos da América, como Brock e Sayers (1988), que evidenciam a presença de não linearidades nas séries de desemprego, produção industrial e de ferro-gusa, e Scheinkman e Lebaron (1989), que obtêm resultados similares ao analisar a série do PIB norte-americano.

Passa-se, nesse momento, para a verificação da hipótese da linearidade na primeira diferença do PIB brasileiro. A seguir, apresentam-se as saídas da estimação do AR(7), modelo selecionado pelo critério de Akaike (1987) para a série $d(\text{PIB})$, na Tabela 3. Quanto à qualidade do ajuste, corresponde com a verificada em séries de log-retorno, nas quais se obtêm, em geral, coeficientes de determinação baixos. O teste F , que mede a significância global do modelo, contudo, é

significativo, mesmo a 1% de significância estatística. Quanto às evidências iniciais de dependência temporal remanescente nos resíduos do modelo linear, o teste Q de Ljung-Box indica que ela não está presente, com estatísticas calculadas para as defasagens 1, 6, 12, 24 e 36 iguais a, respectivamente, 0,00, 0,30, 6,94, 18,41 e 29,00, sendo todas não significativas a 10%.

Tabela 3 - Saídas da estimação do modelo linear: $d(\text{PIB}_t)$

Variável	Coefficiente	Erro padrão	P-valor
Constante	0,012	0,002	0,000
AR(1)	0,113	0,063	0,074
AR(2)	0,034	0,063	0,595
AR(3)	-0,013	0,062	0,837
AR(4)	-0,042	0,062	0,500
AR(5)	0,179	0,062	0,004
AR(6)	0,083	0,063	0,192
AR(7)	0,100	0,063	0,115
$R^2 = 8\%$	$F_{\text{calc}} = 3,08$	Akaike = -5,11	$SQ_{\text{res}} = 0,09$
$R^2_{\text{ajust}} = 5\%$	$F_{\text{prob}} = 0,004$	$DW_{\text{calc}} = 2,00$	Observações = 264

Fonte: Elaboração própria.

Analisa-se, agora, a hipótese *iid* dos resíduos do modelo AR(7) para a primeira diferença do logaritmo do PIB, através da estatística BDS. Os resultados são apresentados na Tabela 4. Ao se analisar as probabilidades na suposição de normalidade, e aquelas oriundas de simulações *bootstrap*, percebe-se que, a 1% de significância, a hipótese de erros *iid* é rejeitada em todos os 20 casos considerados. Em suma, esses resultados indicam a modelagem não linear como a mais apropriada para os ciclos econômicos no Brasil. Em ambos os casos, isto é, assumindo a série cíclica da filtragem HP, ou a primeira diferença do PIB, a hipótese de independência dos resíduos dos modelos lineares é amplamente rejeitada, o que fornece indicações em favor das não linearidades.

Tabela 4 - Teste de independência dos resíduos do modelo linear: $d(\text{PIB})$

Dimensão	$\epsilon = 0,5 \cdot \text{Desvio padrão}$			$\epsilon = 1 \cdot \text{Desvio padrão}$		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>
2	0,011	0,000	0,000	0,019	0,000	0,001
3	0,010	0,000	0,000	0,024	0,000	0,001
4	0,007	0,000	0,000	0,023	0,000	0,001
5	0,004	0,000	0,000	0,018	0,000	0,002
6	0,002	0,000	0,000	0,014	0,000	0,003
Dimensão	$\epsilon = 1,5 \cdot \text{Desvio padrão}$			$\epsilon = 2 \cdot \text{Desvio padrão}$		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>
2	0,015	0,001	0,004	0,010	0,001	0,008
3	0,026	0,000	0,003	0,021	0,000	0,005
4	0,031	0,001	0,004	0,028	0,001	0,006
5	0,033	0,001	0,005	0,036	0,001	0,007
6	0,035	0,000	0,004	0,043	0,000	0,005

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Probabilidades *bootstrap* calculadas com 10^4 simulações.

Como discutido na introdução, em modelos de ciclos econômicos não lineares, crises e *booms* podem surgir internamente, possivelmente engatilhadas por pequenos choques idiossincráticos que se agravam através de processos retroalimentadores. Adicionalmente, a não linearidade implica a possibilidade de múltiplos equilíbrios e mudanças qualitativas na dinâmica das economias, o que torna a condução da política econômica mais complexa do os modelos convencionais de ciclos de negócios (RBC e DSGE) poderiam sugerir (CABALLERO, 2010).

3.2 Segunda Hipótese: Dinâmicas Não Lineares nos Ciclos Econômicos Brasileiros

Trata-se, agora, da possibilidade de dinâmicas não lineares na atividade econômica agregada brasileira. Para tal, ajustam-se modelos de regimes markovianos nas duas séries cíclicas analisadas até o momento, verificando, a seguir, a hipótese *iid* em seus resíduos padronizados.

Para manter a estrutura da pesquisa, a série cíclica do filtro HP ($\lambda = 1600$) é avaliada primeiro. Nesse sentido, o número de termos autorregressivos continua

sendo dois, conforme fora selecionado pelo critério de Akaike (1987), anteriormente. Aqui, porém, expande-se tal especificação para incluir dois regimes markovianos na média e na variância. Os resultados são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Saídas da estimação do modelo MS-AR(2): série cíclica (HP)

Variável	Coefficiente	Erro padrão	P-valor
AR(1)	0,9136	0,0583	0,000
AR(2)	-0,2097	0,0609	0,001
μ_0	0,0005	0,0035	0,877
μ_1	0,0012	0,0029	0,670
σ_0^2	0,0189	0,0012	0,000
σ_1^2	0,0057	0,0012	0,000
p_{00}	0,9061	0,0499	0,000
p_{01}	0,2092	0,1042	0,046
Teste LR de linearidade: $\text{Chi}^2(4) = 32,14$ [p-valor = 0,000]			

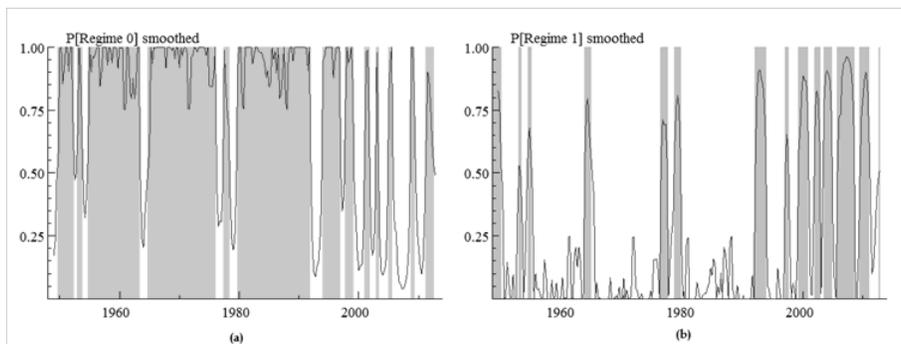
Fonte: Elaboração própria.

Como mostra a Tabela 5, ambas as médias foram consideradas não significativas, de modo que a série cíclica não apresenta evidências de dois regimes distintos de crescimento. Isso pode ser reflexo da decomposição com o filtro HP, que proporciona uma estimativa suave da tendência de longo prazo e séries cíclicas bem centradas em zero.

Com respeito às volatilidades, percebem-se, ao contrário, dois regimes bastante diferentes: o regime 0 apresenta variância cerca de três vezes maior que a estimada para o regime 1 (ver dados da Tabela 5). Ademais, o modelo linear é rejeitado a 1% de significância de acordo com a estatística LR (GARCIA, 1998). Dessa forma, a adição de regimes ao modelo AR(p) é interessante do ponto de vista estatístico.

Economicamente, tal especificação diz que os ciclos no Brasil variam entre dois regimes, o primeiro, com alta volatilidade e o segundo, caracterizado por períodos de maior estabilidade. Verifica-se, também, que os regimes são persistentes. A probabilidade de se manter no estado 0, p_{00} , por exemplo, é de 91%. A Figura 3 traz as probabilidades suavizadas de o sistema econômico se situar em cada um dos regimes. Percebe-se que, após a segunda metade dos anos de 1990, há uma predominância do regime de menor variância.

Figura 3 - (a) probabilidade suavizada do regime 0 e
(b) probabilidade suavizada do regime 1



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Ciclos HP.

Na Tabela 6 analisam-se os resíduos do modelo markoviano com a estatística BDS. Conforme pode ser visto, na grande maioria dos casos, as estatísticas calculadas não rejeitam a hipótese *iid* para os resíduos do modelo não linear. Fornecem-se, assim, evidências iniciais de que os ciclos econômicos brasileiros são bem descritos por modelos não lineares com mudanças de regimes.

Tabela 6 - Teste de independência dos resíduos do modelo não linear: série cíclica (HP)*

Dimensão	$\epsilon = 0,5*$ Desvio padrão			$\epsilon = 1*$ Desvio padrão		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>
2	0,001	0,144	0,292	0,002	0,489	0,484
3	0,002	0,005	0,093	-0,001	0,845	0,968
4	0,000	0,179	0,450	-0,001	0,567	0,721
5	0,000	0,621	0,780	-0,001	0,663	0,837
6	-0,000	0,535	0,946	-0,000	0,802	0,965
Dimensão	$\epsilon = 1,5*$ Desvio padrão			$\epsilon = 2*$ Desvio padrão		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>
2	-0,001	0,739	0,819	0,001	0,622	0,606
3	-0,008	0,122	0,170	-0,001	0,796	0,895
4	-0,011	0,096	0,144	-0,004	0,557	0,687
5	-0,009	0,167	0,227	-0,004	0,682	0,825
6	-0,006	0,359	0,478	-0,001	0,936	0,926

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Probabilidades *bootstrap* calculadas com 10^4 simulações.

Prossegue-se com a análise da primeira diferença do logaritmo PIB. Conforme percebe-se na Tabela 7, dos coeficientes autorregressivos, apenas as defasagens 1 e 5 foram significativas. Ao se analisar as constantes, μ_0 e μ_1 , elas se mostram significativas, com o estado 1 apresentando uma taxa de crescimento levemente superior (em termos anualizados, 4,4% a.a. no regime 0, e 5,6% a.a. no regime 1).

Tabela 7 - Saídas da estimação do modelo MS-AR(7) - d(PIB)

Variável	Coefficiente	Erro padrão	P-valor
AR(1)	0,1701	0,0684	0,014
AR(2)	0,0204	0,0506	0,687
AR(3)	-0,0328	0,0488	0,503
AR(4)	-0,0335	0,0517	0,517
AR(5)	0,1085	0,0491	0,028
AR(6)	0,0478	0,0575	0,407

continua...

conclusão.

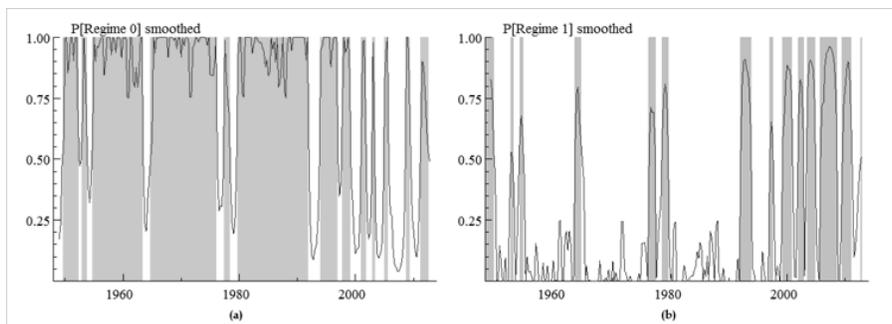
AR(7)	0,0878	0,0547	0,110
μ_0	1,1131	0,2299	0,000
μ_1	1,3847	0,2066	0,000
σ_0^2	2,0954	0,1367	0,000
σ_1^2	0,5544	0,1060	0,000
p_{00}	0,9118	0,0367	0,000
p_{01}	0,2528	0,0815	0,002
Teste LR de linearidade: $\text{Chi}^2(4) = 28,89$ [p-valor = 0,000]			

Fonte: Elaboração própria.

A volatilidade é superior no regime 0, cerca de quatro vezes maior do que no outro regime. Caracterizam-se, assim, duas conjunturas para os ciclos econômicos brasileiros, uma com altas instabilidades, definida no regime 0, e outra com baixa volatilidade, concentrada no regime 1. Além disso, as fases são bastante persistentes, com probabilidade p_{00} de 0,91, e p_{11} de 0,75.

Tais fatos denotam uma assimetria nas fases dos ciclos na economia brasileira, com elevada heterocedasticidade. Percebe-se na Figura 4, por exemplo, que o regime 1 está bastante concentrado após o início da década de 1990, período marcado pela maior estabilidade econômica após o Plano Real. Assim, modelos econômicos em que choques afetam da mesma maneira os períodos de crescimento e recessão, como os RBC clássicos, seriam inadequadas representações dos dados brasileiros.

Figura 4 - (a) probabilidade suavizada do regime 0 e
(b) probabilidade suavizada do regime 1



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Série d(PIB).

A interpretação da economia brasileira, com base nesses resultados, está em consonância com a política econômica adotada antes e após 1990. No primeiro período, a industrialização no Brasil, por meio do processo de substituição de importações, contou com políticas que privilegiavam o crescimento. A limitação da poupança interna, assim como da externa, associada a uma política econômica expansionista, caracterizou o cenário macroeconômico desse período, marcado por três grandes problemas estruturais: inflação, dívida interna e dívida externa. A análise das políticas fiscais, monetárias, creditícias, cambiais, para citar as mais importantes, mostra a grande instabilidade dessas políticas e, conseqüentemente, do comportamento do crescimento do produto, da inflação, do desemprego, entre outros indicadores.

Já no período pós-1990, observa-se uma alteração substancial na condução da política econômica. Com uma matriz industrial relativamente completada, e após uma década de crise e vários planos de combate à inflação fracassados, a estabilidade passa a ser foco dos gestores econômicos, ao menos dos primeiros governos que implantam e consolidam o Plano Real.

Nesse sentido, pode-se associar maior instabilidade (regime 0) ao período de desenvolvimento da industrialização brasileira, enquanto que, mais recentemente, a política econômica com foco na baixa inflação (regime 1) permitiu menor instabilidade dos agregados econômicos. Sugere-se, assim, que os comportamentos cíclicos são influenciados por fatores históricos (nesse caso, a industrialização tardia) e pela política econômica adotada.

A Tabela 8 apresenta as estatísticas BDS para a hipótese *iid* nos resíduos padronizados do modelo markoviano da primeira diferença do PIB. Como verificado, os valores calculados são não significativos a 5% na maior parte das vezes, a saber, em 19 dos 20 casos (quando se considera o nível de 10% de significância estatística, existem apenas três casos em que se rejeita a hipótese nula). Essa tabela, portanto, reforça os resultados encontrados anteriormente de que os ciclos econômicos no Brasil são não lineares, com o modelo markoviano obtendo bom desempenho ao descrever a dinâmica temporal dos dados.

Tabela 8 - Teste de independência dos resíduos do modelo não linear: $d(\text{PIB}_t)$

Dimensão	$\epsilon = 0,5 * \text{Desvio padrão}$			$\epsilon = 1 * \text{Desvio padrão}$		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>boot- strap</i>
2	0,002	0,036	0,204	-0,001	0,664	0,776
3	0,002	0,000	0,046	-0,001	0,605	0,746
4	0,001	0,000	0,070	-0,002	0,412	0,581
5	0,000	0,161	0,587	-0,001	0,609	0,771
6	0,000	0,002	0,324	0,000	0,921	0,840
Dimensão	$\epsilon = 1,5 * \text{Desvio padrão}$			$\epsilon = 2 * \text{Desvio padrão}$		
	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>bootstrap</i>	BDS	Proba- bilidade normal	Proba- bilidade <i>boot- strap</i>
2	0,003	0,302	0,326	0,005	0,052	0,087
3	0,001	0,901	0,829	0,007	0,168	0,205
4	-0,001	0,901	0,983	0,009	0,201	0,236
5	0,001	0,914	0,810	0,011	0,181	0,215
6	0,003	0,653	0,583	0,017	0,103	0,137

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Probabilidades *bootstrap* calculadas com 10^4 simulações.

As estimações ilustradas nas Tabelas 5 e 7 modelam a economia do país caminhando entre estados de crescimento acelerado e desacelerado, porém sempre com uma taxa de variação positiva. É interessante obter, além dessas fases, uma terceira, em que a atividade produtiva efetivamente se contrai, apresentando taxas negativas de crescimento. Após se testar várias especificações econométricas diferentes, aquela que melhor representa propriedades da série histórica brasileira é exibida na Tabela 9. Considera-se a série do crescimento percentual do PIB, $d(\text{PIB}_t)$, sem elementos autorregressivos e com três estados para a média e a variância dos dados.

Tabela 9 - Saídas da estimação do modelo MS com três regimes: $d(\text{PIB}_t)$

Variável	Coefficiente	Erro padrão	P-valor
μ_0	-0,0146	0,0060	0,016
μ_1	0,0108	0,0013	0,000
μ_2	0,0198	0,0020	0,000
σ_0^2	0,0150	0,0028	0,000
σ_1^2	0,0072	0,0012	0,000
σ_2^2	0,0173	0,0013	0,000
p_{00}	0,4455	0,1130	0,000
p_{10}	0,3048	0,1128	0,007
p_{01}	0,1205	0,0790	0,128
p_{11}	0,8553	0,0690	0,000
p_{02}	0,0807	0,0348	0,021
Teste LR de linearidade: $\text{Chi}^2(9) = 48,08$ [p-valor = 0,000]			

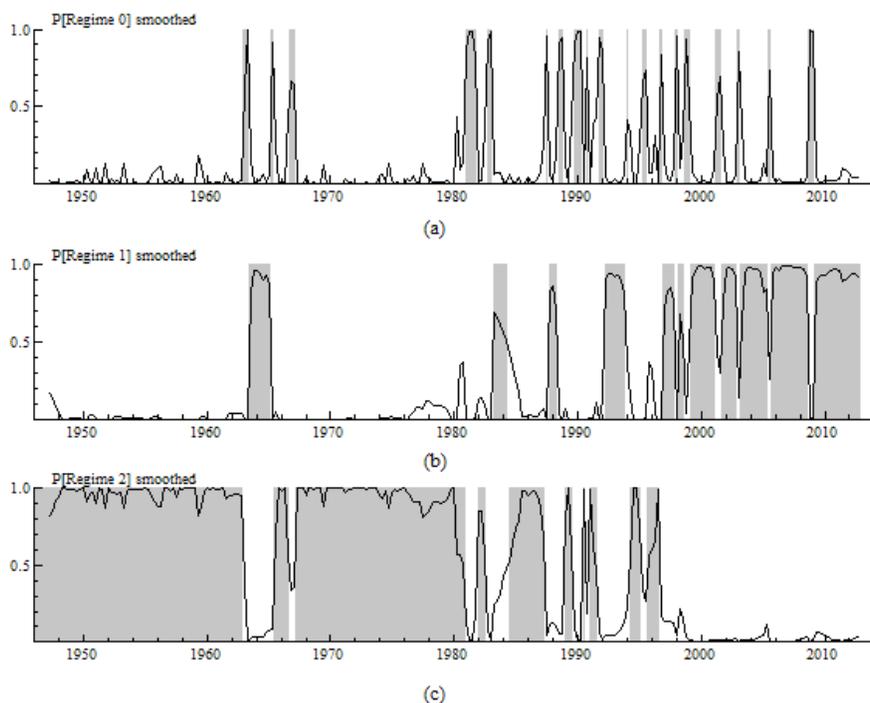
Fonte: Elaboração própria.

Como é possível perceber, o teste LR indica que a estimação do modelo com três fases é preferível à especificação linear. Assim, descreve-se a dinâmica da atividade produtiva no país variando entre três períodos distintos: recessão, com taxa crescimento anualizada de -5.8% e alta volatilidade ($s_t = 0$); crescimento equilibrado, com taxa de variação anual de 4,3% e baixa volatilidade ($s_t = 1$); e, crescimento acelerado, com taxa de crescimento (7,9% a.a.) e volatilidade elevadas ($s_t = 2$).¹⁰

A duração média em cada fase foi, respectivamente, de 2, 7 e 15 trimestres. Contudo, o regime 2 foi predominante no início da amostra, tendo sido observado em 90% do tempo entre 1947 e 1980 (principalmente nos períodos 1947-1964 e 1967-1980). Nota-se, ainda, que a economia brasileira não entra na fase de crescimento acelerado, como definida pela regressão da Tabela 9, desde o terceiro trimestre de 1996 (ver Figura 5).

10 As três fases obtidas seguem a mesma lógica básica obtida nos trabalhos de Boldin (1996) e Krolzig e Sensier (2000), entre outros.

Figura 5 - (a) probabilidade suavizada do regime 0, (b) probabilidade suavizada do regime 1 e (c) probabilidade suavizada do regime 2



Fonte: Elaboração própria.

Nota: Série d(PIB).

A fase de crescimento equilibrado ocorre com maior frequência após 1997. Dos 77 trimestres em que a economia esteve nessa fase, 55 deles foram após o ano citado (71%). Por sua vez, a fase de recessão foi mais comum entre os anos de 1980 e início da década de 1990. De um total de 33 trimestres em que a economia visitou esse regime, 15 aconteceram no intervalo de 1981 a 1992 (45%). A última recessão datada pelas probabilidades suavizadas do modelo markoviano com três estados aconteceu entre o quarto trimestre de 2008 e o primeiro de 2009, muito próxima à datação oficial do Codace, definida entre o terceiro trimestre de 2008 e o primeiro de 2009. De maneira geral, as recessões datadas por esse órgão a partir de 1995 têm duração média de três trimestres, próxima da obtida pelo método econométrico.¹¹

11 Em termos comparativos, o critério de Akaike (1987) indicou que o modelo com dois regimes foi ligeiramente melhor do que o com três regimes, com valores AIC de -5,21 e -5,19, respectivamente.

Por fim, a Tabela 10 traz as estatísticas BDS para a especificação econômica com três regimes. Verifica-se que as probabilidades simuladas indicam a não rejeição da hipótese nula de erros *iid* a 5% em quase todos os casos. Ademais, essa conclusão fica mais evidente com o aumento de ϵ . Conseqüentemente, o modelo markoviano sem termos autorregressivos e com três regimes também proporciona uma boa descrição dos dados, confirmando os resultados obtidos anteriormente, que indicam que a dinâmica de ciclos econômicos no Brasil apresenta fortes indícios de não linearidades.

Tabela 10 - Teste de independência dos resíduos do modelo não linear com três regimes: $d(\text{PIB}_t)$

Dimensão	$\epsilon = 0,5 * \text{Desvio padrão}$			$\epsilon = 1 * \text{Desvio padrão}$		
	BDS	P. normal	P. <i>bootstrap</i>	BDS	P. normal	P. <i>bootstrap</i>
2	0.003	0.016	0.077	0.006	0.041	0.074
3	0.003	0.001	0.041	0.006	0.075	0.115
4	0.001	0.002	0.070	0.004	0.210	0.236
5	0.000	0.021	0.225	0.001	0.547	0.499
6	0.000	0.007	0.278	0.001	0.640	0.565
Dimensão	$\epsilon = 1,5 * \text{Desvio padrão}$			$\epsilon = 2 * \text{Desvio padrão}$		
	BDS	P. normal	P. <i>bootstrap</i>	BDS	P. normal	P. <i>bootstrap</i>
2	0.006	0.079	0.102	0,005	0,089	0,134
3	0.007	0.197	0.211	0,008	0,124	0,158
4	0.006	0.386	0.367	0,008	0,251	0,270
5	0.005	0.473	0.433	0,008	0,372	0,354
6	0.003	0.630	0.554	0,006	0,541	0,486

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Probabilidades *bootstrap* calculadas com 10^4 simulações.

4 Considerações Finais

O presente artigo analisa a possibilidade de não linearidades na dinâmica dos ciclos econômicos brasileiros entre 1947 e 2012. Utilizam-se, a esse respeito, estatísticas BDS para avaliar a hipótese nula de erros *iid* advindos de modelos lineares, autorregressivos e não lineares, de regimes markovianos.

Os testes BDS indicam fortemente a rejeição das especificações lineares, em favor das não lineares para a descrição das flutuações do PIB no país. As não linearidades encontradas pelo presente estudo foram modeladas como mudanças de regimes markovianos com dois ou três estados. Nos modelos com dois estados, dis-

tinguem-se períodos de maior e menor instabilidade econômica. Especificamente, as evidências mostram que a volatilidade se reduziu de 60 a 75% após 1995. Dessa forma, atesta-se para duas possíveis fontes de dinâmicas não lineares: heterocedasticidade e assimetria de duração entre as fases dos ciclos. Do período de 1947 ao início dos anos de 1990, por exemplo, em 80% do tempo, a economia brasileira esteve no regime de alta volatilidade, enquanto que, a partir de 1993, a conjuntura de baixa volatilidade vigorou em 60% do tempo.

No modelo markoviano com três estados, as fases obtidas são classificadas da seguinte forma: a) fase de recessões, com curta duração (média de dois trimestres), taxa de crescimento negativa (anualizada em -5,8%) e alta volatilidade; b) fase de crescimento equilibrado, mais frequente após 1997, com duração média de sete trimestres, taxa de crescimento de 4,3% a.a. e baixa volatilidade; e c) fase de crescimento acelerado, preponderante entre 1947 e 1980, com duração média de 15 trimestres, em que a economia cresceu à elevada taxa média de 7,9% a.a., porém com elevadas instabilidades. Assim, as especificações com dois e três regimes mostram que a economia brasileira se tornou menos volátil desde a segunda metade da década de 1990, quando a probabilidade de se observar um crescimento relativamente moderado, de cerca de 4% a.a., mas com baixa variabilidade da produção agregada, aumentou.

Nesse sentido, os resultados apresentados têm implicações tanto na esfera teórica, quanto na prática. Em termos da criação e desenvolvimento de modelos econômicos, aqueles que apresentam algum tipo de assimetria entre as fases dos ciclos econômicos, persistência endógena e heterocedasticidade passam a ser mais relevantes de acordo com as evidências expostas. As implicações práticas do artigo decorrem disso, pois, conforme explicam Caballero (2010) e Neftçi (1984), assumir linearidade quando o sistema é, na verdade, mais complexo pode conduzir a erros sistemáticos na condução da política e nas previsões, tornando a economia excessivamente exposta aos choques.

Referências

AKAIKE, H. Factor analysis and AIC. *Psychometrika*, v. 52, n. 3, p. 317-332, 1987.

ALLEN, F.; GALE, D. 2000 Financial contagion. *Journal of Political Economy*, v. 108, n. 1, p. 1-33, 2000.

ARAÚJO, E.; LUCIANE, C.; CUNHA, A. Brazilian business cycles and growth from 1850 to 2000. *Estudos Econômicos*, v. 38, n. 3, p. 557-581, 2008.

BAK, P. *et al.* Aggregate fluctuations from independent sectoral shocks: self-organized criticality in a model of production and inventory dynamics. *Ricerche Economiche*, v. 47, n. 1, p. 3-30, 1993.

BAXTER, M.; KING, R. Measuring business cycles: approximate band-pass filters for economic time series. *Review of Economics and Statistics*, v. 81, n. 4, p. 575-593, 1999.

BOLDIN, M. D. A check on the robustness of Hamilton's Markov Switching model approach to the economic analysis of the business cycle. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, v. 1, n. 1, p. 1558-3708, 1996.

BONELLI, R.; RODRIGUES, C. *PIB trimestral: proposta metodológica e resultados para o período 1947-79*. Rio de Janeiro: FGV, 2012. (Texto para discussão, n. 3).

BROCK, W. *et al.* A test for independence based on the correlation dimension. *Econometric reviews*, v. 15, n. 3, p. 197-235, 1996.

BROCK, W.; SAYERS, C. Is the business cycle characterized by deterministic chaos? *Journal of Monetary Economics*, v. 22, n. 1, p. 71-90, 1988.

BUENO, N. Visitando vizinhos: uma análise da série histórica de produção de bens de capital no Brasil utilizando diagramas de recorrência. *Economia e Sociedade*, v. 18, n. 2, p. 399-416, 2009.

BURNS, A.; MITCHELL, W. C. *Measuring business cycles*. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 1946.

CABALLERO, R. J. *Macroeconomics after the crisis: time to deal with the pretense-of-knowledge syndrome*. Cambridge: NBER, 2010. (Working Paper, n. 10-16). Disponível em: <http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1683617>. Acesso em: 04 maio 2016.

CABALLERO, R. J.; SIMSEK, A. *Complexity and financial panics*. Cambridge: NBER, 2009. (Working Paper, n. 14997). Disponível em: <<http://www.nber.org/papers/w14997>>. Acesso em: 04 maio 2016.

CÉSPEDES, B. J.; CHAUVET, M.; LIMA, E. C. Forecasting Brazilian output and Its turning points in the presence of breaks: a comparison of linear and nonlinear models. *Estudos Econômicos*, v. 36, n. 1, p. 5-46, 2006.

CHAUVET, M. The Brazilian business and growth cycles. *Revista Brasileira de Economia*, v. 56, n. 1, p. 75-106, 2002.

CHRISTIANO, L. J.; FITZGERALD, T. J. The business cycle: It's still a puzzle. *Federal Reserve Bank of Chicago, Economic Perspective*, v. 22, n. 4, p. 56-83, 1998.

COMITÊ DE DATAÇÃO DOS CICLOS ECONÔMICOS. *Comunicado CODACE*. Rio de Janeiro: FGV/IBRE, 2015. Disponível em: <<http://portalibre.fgv.br>>. Acesso em: 04 maio 2016.

DIEBOLD, F. X.; RUDEBUSCH, G. D. Measuring business cycles: a modern perspective. *Review of Economics and Statistics*, v. 78, n. 1, p. 67-77, 1996.

ELLERY JR., R.; GOMES, V.; SACHSIDA, A. Business cycle fluctuations in Brazil. *Revista Brasileira de Economia*, v. 56, n. 2, p. 269-308, 2002.

GARCIA, R. Asymptotic null distribution of the likelihood ratio test in Markov Switching Models. *International Economic Review*, v. 39, n. 3, p. 763-788, 1998.

GIANNONE, D.; LENZA, M.; REICHLIN, L. *Explaining the great moderation: It is not the shocks*. Frankfurt: European Central Bank, Feb. 2008. (Working Paper, n. 865).

HAMILTON, J. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica*, v. 57, n. 2, p. 357-384, 1989.

HODRICK, R.; PRESCOTT, E. Postwar U.S. business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, v. 29, n. 1, p. 1-16, 1997.

HSIEH, D. Chaos and nonlinear dynamics: application to financial markets. *The Journal of Finance*, v. 46, n. 5, p. 1839-1877, 1991.

KIM, C. J.; NELSON, C. R. Has the US economy become more stable? A Bayesian approach based on a Markov-switching model of the business cycle. *Review of Economics and Statistics*, v. 81, n. 4, p. 608-616, 1999.

KROLZIG, H. M.; SENSIER, M. A disaggregated Markovswitching model of the business cycle in UK Manufacturing. *The Manchester School*, v. 68, n. 4, p. 442-460, 2000.

LIMA, E. C. R.; DOMINGUES, G. B. Crescimento, recessão e probabilidade de reversão do ritmo de crescimento econômico do Brasil. *Boletim Conjuntural do Ipea*, Rio de Janeiro, v. 51, p. 49-52, 2000.

LUCAS JR., R. E. Macroeconomic priorities. *American Economic Review*, v. 93, n. 1, p. 1-14, 2003.

MCCONNELL, M.; PEREZ-QUIROS, G. Output fluctuations in the United States: what has changed since the early 1980's? *American Economic Review*, v. 90, n. 5, p. 1464-1476, 2000.

NEFTÇI, S. N. Are economic time series asymmetric over the business cycle? *Journal of Political Economy*, v. 92, n. 2, p. 307-328, 1984.

RAVN, M. O.; UHLIG, H. On adjusting the Hodrick-Prescott filter for the frequency of observations. *Review of Economics and Statistics*, v. 84, n. 2, p. 371-376, 2002.

SCHEINKMAN, J. A.; LEBARON, B. Nonlinear dynamics and GNP Data. In: BARNETT, W.; GEWERKE, J.; SHELL, K. *Economic complexity: chaos, sunspots, bubbles and nonlinearity*. Cambridge: Cambridge University Press. 1989. p. 213-231.

SCHEINKMAN, J. A.; WOODFORD, M. Self-organized criticality and economic fluctuations. *American Economic Review*, v. 84, n. 2, p. 417-421, 1994.

STOCK, J.; WATSON, M. Has the business cycle changed and why? Cambridge: NBER, 2002. (Working Paper, n. w9127) Disponível em: <<http://www.nber.org/chapters/c11075.pdf>>. Acesso em: 04 maio 2016.

VIEIRA, H. P.; VALLS-PEREIRA, P. L. A study of the Brazilian business cycles (1900–2012). *Brazilian Review of Econometrics*, v. 33, n. 2, p. 123-143, 2013.

Recebido em: 23/04/2015.

Aceito em: 22/12/2015.