
UMA ANÁLISE DA DINÂMICA INFLACIONÁRIA BRASILEIRA

KEILA MARA CASSIANO

Orientador: Prof. Dr. Francisco Cribari Neto
Área de Concentração: Estatística Aplicada

Dissertação submetida como requerimento parcial para obtenção do
grau de Mestre em Estatística pela Universidade Federal de Pernambuco

Recife, dezembro de 2003

Ao meu filho Pedro Arthur,
que transformou a minha vida.

Agradecimentos

A Deus, por não deixar o essencial faltar e permitir que na minha fraqueza eu conseguisse realizar os Seus planos; por colocar pessoas maravilhosas no meu caminho, capacitar-me e abençoar-me a cada dia para que mais esta etapa da minha vida fosse concluída.

A Nossa Senhora do Bom Parto, pelas bençãos e vitórias.

Ao meu companheiro Pedro, por seu amor, carinho, humildade, paciência e permanente estímulo que foram determinantes para a concretização deste trabalho.

Ao meu filho Pedro Arthur, por mesmo na sua mais tenra infância cooperar e abdicar-se de minha atenção, carinho e dedicação; por ser tão lindo e me fazer ver que tudo valeu a pena.

A minha mãe Iva, meu exemplo de mulher, da qual herdei o gosto pelos estudos e o desejo de melhorar a cada dia; por permanecer próxima a mim mesmo na distância, ensinando-me a ter maturidade diante dos fatos; por seu carinho, seu verdadeiro amor e toda assistência.

Ao meu pai Antônio, meu grande amigo e meu exemplo de simplicidade, por seu amor e estímulo; por promover e sempre acreditar no meu crescimento acadêmico.

Ao professor Francisco Cribari Neto, pela eficiente e exemplar competência, orientação segura, disponibilidade constante e paciência diante das minhas falhas.

A Moisés, pela sua verdadeira amizade, por ter me acolhido nas horas mais difíceis e ter se sacrificado em tantos momentos para ajudar a mim e ao meu filho; por seu nobre coração, sua alegria e dedicação incondicionais.

Aos meus irmãos Kátia Kelvis, Wanistem, Ivânio Kelter, Greice Carla e Kênia Cristina, pelo apoio e tolerância em todas as fases da minha vida.

A minha irmã Greice Carla, por sempre cuidar de mim nos momentos de enfermidade.

A minha avó Adelaide, por sua doçura, seu amor e seu carinho que me acompanham.

A minha avó Manoelina, por me ensinar com a própria vida a ser forte diante dos problemas.

A Dadá, que para tudo olha com o coração, por suas orações, carinho e seu apoio.

A minha tia Dedé, por estar sempre comigo com seu carinho e atenção.

A minha sogra Laurita, pela simplicidade e assistência. Aos meus tios Yres e Ineis, a todos meus familiares maternos, paternos e aos familiares de Pedro que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho.

A minha turma de mestrado, que se tornou minha família, por me acolherem tão carinhosamente e por se preocuparem sempre comigo, nunca deixando-me só, pelos momentos gratificantes vivenciados. A Tatiene e Sílvia, pelas horas inesquecíveis em que confidenciamos alegrias e tristezas, a Patrícia Leal, pelo carinho e exemplo de confiança e calma, a Tarciana, por sua amizade e por sempre me ajudar nos trabalhos, a Gilson, pela alegria e disposição, a Raydonal, por seu carinho e amizade, a Bartolomeu, pelo apoio, a Felipe, por me compreender sempre e a Cristina Moraes, pela atenção.

A João Marcelo, pelo carinho e por sempre se dispor em ajudar a mim e à minha família.

As professoras Maria Cristina Falcão e Cláudia Lima, por se preocuparem comigo, por se esforçarem para me ajudar, pela presença acolhedora e amorosa em todos os momentos.

As mulheres especiais deste Departamento: Maria Cristina Falcão, Cláudia Lima, Viviana Giampaoli, Valéria e Adriana, pelos conselhos, constante apoio amigo e compreensão.

A minha amiga Giselle Alves Pereira, que mesmo distante participou de modo especial desta fase da minha vida.

Aos amigos da graduação Érika Favoretto, Rosângela, Kênia e Glaydston, pelo carinho mesmo à distância. A Weidson e Douglas pelo carinho e incentivo.

A Patrícia Espinheira, por sua maturidade. A Heráclito e Cláudia, pelo carinho e amizade. A Amanda, Michelli, Carla e Diana, por me incentivarem. A Wanderley, Fernando, Sílvia Torres, Tatiane, Renata, Andréa, Gecy, Lenaldo, Sandra Pinheiro, Sandra Rego, Júnior, André e Cherubino, pela convivência enriquecedora. A Elina, por não medir esforços nos momentos em que estive doente, por seu carinho e dedicação.

Aos professores do Programa de Mestrado em Estatística da UFPE, pela credibilidade e por suas contribuições à minha formação estatística.

Aos professores do Instituto de Matemática e Estatística da Universidade Federal de Goiás, especialmente à professora Shirlei Serconeck, pelo constante incentivo e apoio.

À Universidade Federal de Pernambuco, pelos recursos físicos.

Ao CNPq, pelo apoio financeiro.

À bela cidade do Recife e seu povo cativante.

Resumo

A teoria da inflação inercial, desenvolvida no início dos anos oitenta por um grupo de economistas brasileiros, assumiu o caráter de paradigma científico para explicar a natureza das taxas inflacionárias altas e relativamente estáveis verificadas à época no Brasil. Alguns autores, através de métodos diversos, têm verificado a existência de inércia na dinâmica inflacionária brasileira. Em séries temporais, o caso completamente inercial corresponde ao processo passeio aleatório, onde um choque ao longo da série torna-se completamente persistente. Por outro lado, choques em processos integrados de ordem zero não surtem efeitos a longo prazo e não existe inércia nestas séries. Nesta dissertação consideramos o uso de postos e sinais em medidas de persistência e em testes da hipótese passeio aleatório. Apresentamos resultados de simulações de Monte Carlo sobre o desempenho em amostras finitas de medidas de persistência e de testes na presença de outliers e inliers. Aplicando tais métodos aos dados brasileiros, mostramos que uma das medidas robustas baseadas em sinais conduz à mesma inferência sobre o grau de inércia na inflação brasileira do que o procedimento empregado por Cati, Garcia e Perron [*Journal of Applied Econometrics*, 14, 27-56, 1999]. Ambos os métodos revelam inércia quase completa na dinâmica inflacionária brasileira. Contudo, o método que nós usamos é muito mais simples e mais robusto. Os resultados indicam ainda que o período pós-Real apresenta baixo grau de inércia. Analisamos também as dinâmicas inflacionárias do Chile, Argentina e México.

Abstract

The chief goal of this thesis is to analyze the Brazilian inflationary dynamics, and to measure the degree of inertia in such dynamics. To that end, we start by reporting Monte Carlo simulation results on the finite-sample performance of different variants of the variance ratio, a well known measure of long-run persistence of shocks. The simulations are performed under normal and nonnormal innovations, and also with and without outliers and inliers. Overall, the results favor a robust variant of the variance ratio. The empirical results for Brazil suggest that the degree of inertia in this country is substantially larger than what was found by Campêlo and Cribari-Neto [*Revista Brasileira de Economia*, 57, 515-541, 2003]; indeed, in several periods of the recent economic history we find complete inertia. However, the degree of inertia since the implementation of the Real Plan is small. We also present empirical results for Argentina, Chile and Mexico.

Índice

1. Introdução	1
1.1. Considerações iniciais	1
1.2. Suporte computacional	4
2. Conceitos de séries temporais	5
2.1. Séries temporais	7
2.2. Funções de autocovariância e autocorrelação	7
2.3. O operador de diferenças $\Delta^{(n)}y_t$	9
2.4. Modelos ARIMA	9
3. Dinâmica inflacionária	11
3.1. A experiência inflacionária no Brasil e políticas de estabilização	11
3.2. Inflação inercial	13
3.3. Mensuração de inércia	14
4. Persistência de inovações	16
4.1. Razão de variâncias	16
4.2. Teste da hipótese passeio aleatório	17
4.2.1. A hipótese nula de incrementos i.i.d. gaussianos	20
4.2.2. A hipótese nula de incrementos heteroscedásticos	22
4.3. Testes alternativos usando postos e sinais	23
5. Simulações de Monte Carlo	26
5.1. Introdução	26
5.2. Medidas de persistência	27
5.3. Testes da hipótese passeio aleatório	51
6. Aplicações empíricas	57
6.1. Algumas considerações	57
6.2. Análise da dinâmica inflacionária brasileira	58
6.3. Análise da dinâmica inflacionária chilena	64
6.4. Análise da dinâmica inflacionária argentina	68
6.5. Análise da dinâmica inflacionária mexicana	72

7. Conclusão	77
◦ Apêndice.....	79
◦ Referências.....	98

Capítulo 1

Introdução

1.1. Considerações iniciais

É inegável o papel que a inflação desempenhou e ainda desempenha em economias em desenvolvimento como a brasileira. A cultura inflacionária se tornou parte do nosso cotidiano e é impossível fazer qualquer análise da economia brasileira sem fazer menção a este fenômeno. Talvez a experiência brasileira não tenha sido tão infeliz quanto a de outros países no sentido de que as distorções inflacionárias não chegaram ao ponto de impedir totalmente o crescimento do país. Ainda assim, elas marcaram a fundo o processo econômico brasileiro, causando o desperdício de fatores e o sacrifício da população.

Embora os índices de preços mais antigos que se conhecem tenham surgido na Europa, na época dos grandes descobrimentos marítimos, somente por volta de 1920 se iniciou o cálculo sistemático de índices de inflação no Brasil. Atualmente, vários índices oficiais elaborados por instituições renomadas são usados para quantificar a inflação. Esta mensuração é importante pois este fenômeno, caracterizado por um movimento ascendente, generalizado e persistente no nível dos preços, pode causar efeitos destrutivos na economia de um país se sua intensidade não for moderada.

Efeitos negativos, como redução do poder aquisitivo da moeda, distorções no mercado de crédito, fuga de investimentos destinados a atividades produtivas para fins especulativos, desequilíbrio da balança comercial, entre outros, podem ser conseqüências de um panorama inflacionário. Portanto, a opinião pública identifica a inflação com a origem de todos os males e seu controle e a tentativa de combatê-la passam a ser prioridade da política econômica. No Brasil vários planos de choque foram implementados com este intuito, como, por exemplo, os planos Bresser (junho, 1987), Verão (janeiro, 1989) e Real (junho, 1994). Quase todos os planos de choque destinados a frear a inflação e implementados no Brasil baixaram as taxas de inflação por poucos meses e depois falharam. O Brasil, na Nova República, foi campeão de choques antiinflacionários, e deles saiu, talvez, pior do que quando entrou. Na verdade, o que se observou no Brasil é que o sistema econômico ficava preso na armadilha de uma inflação, que se auto-sustentava e se tornava cada vez mais resistente às terapias gradualistas convencionais e propensa à aceleração diante de choques inflacionários. Assim, nos últimos 20 anos, a convicção

de que a inflação brasileira permaneceu fundamentalmente inercial gerou uma discussão intensa entre os especialistas.

A idéia básica do conceito de inflação inercial é que num ambiente cronicamente inflacionário os agentes econômicos desenvolvem um comportamento fortemente defensivo na formação de preços, o qual, em condições normais, consiste na tentativa de recompor o pico anterior de renda real no momento de cada reajuste periódico de preço. Quando todos os agentes adotam esta estratégia de recomposição periódica dos preços e renda, a taxa de inflação existente no sistema tende a se perpetuar: a tendência inflacionária torna-se igual à inflação passada.

O Brasil tem sido amplamente citado como o maior exemplo de um país com um grande componente inercial na inflação. Mas esta questão tem gerado contradições. Simonsen (1988) reconheceu a existência de inércia na inflação brasileira, reconhecendo que choques negativos, tal como o choque do petróleo em 1974, elevaram a inflação para novos níveis, onde ela permaneceu até a ocorrência de novos choques. Novaes (1993), através de uma medida paramétrica de funções de resposta cumulativas para modelos ARIMA, estimou grau de inércia na inflação brasileira como sendo $1/3$, implicando assim que um terço da dinâmica inflacionária brasileira seria devida à existência de inércia. Durevall (1998), usando uma formulação de correção de erros, estimou o nível de inflação inercial no Brasil como sendo 0.41. Cati, Garcia e Perron (1999), usando a função de densidade espectral da primeira diferença da série normalizada na frequência zero, encontraram inércia quase completa na inflação brasileira, 0.97. Já Campêlo e Cribari-Neto (2003) alegam que a inércia na economia brasileira é de segunda ordem, sendo assim insignificante.

Uma vez que processos estacionários não têm componente inercial, uma raiz unitária sugere a existência de alguma inércia. Neste sentido, testes de raiz unitária são ferramentas importantes na identificação de inércia em uma dada série econômica. Por outro lado, um passeio aleatório é um processo completamente inercial e o testes para passeio aleatório se tornam também ferramentas muito usadas para este fim. Para efeito quantitativo, o grau de inércia pode ser medido através da estimação de modelos ARIMA (Campbell e Mankiw, 1987), de funções baseadas na densidade espectral da série (Cati et al., 1999), da razão de variâncias (Campêlo e Cribari-Neto, 2003), utilizando o filtro de Kalman (Tejada e Portugal, 2001) ou, ainda, estimando modelos em espaço de estado com parâmetros variantes no tempo (Vieira e Laurini, 2003).

Os planos de choque mencionados anteriormente são planos governamentais implementados para frear a inflação ou, em outros contextos, qualquer outra ocorrência externa que afete diretamente a economia e que reduza as taxas inflacionárias por alguns

meses. Observações atípicas correspondentes a estes meses em que a inflação permanece artificialmente baixa têm sido chamadas “inliers” e alguns autores têm alegado que elas tendem a viesar os testes tradicionais de raiz unitária, como o teste Aumentado de Dickey–Fuller (ADF). Isto motivou Cati, Garcia e Perron (1999) a propor um teste corrigido adicionando variáveis *dummy* ao teste ADF. Outras versões do teste de raiz unitária muito usadas são o teste de Hasan e Koenker (1997) e o teste robusto de Thompson (2001). Porém, muitos autores, como, por exemplo, Cochrane (1988), defendem o uso do teste para passeio aleatório alegando que ele possui propriedades de poder melhores que os testes de raiz unitária para séries econômicas. O teste de passeio aleatório é um dos enfoques desta dissertação.

Nosso objetivo é avaliar o uso de postos e sinais de séries temporais econômicas para gerar testes robustos para o passeio aleatório usando razão de variâncias. Segundo Wright (2000), tais testes podem apresentar propriedades de poder melhores que os testes usuais. Aqui, investigaremos via simulações de Monte Carlo a adequabilidade das estatísticas propostas. Adicionalmente, objetivamos medir o grau de inércia na inflação brasileira num enfoque não-paramétrico usando também a razão de variâncias.

Calculamos esta medida com base nas observações originais, como é feito tradicionalmente, e usando postos e sinais da primeira diferença série. Simulações de Monte Carlo são realizadas para avaliar o desempenho dos testes e o comportamento destas versões da razão de variâncias. Todos os resultados são analisados quanto à presença de outlier e potenciais inliers. É realizada também uma aplicação empírica analisando a inflação inercial no Brasil através do comportamento de uma série temporal composta de uma das mais importantes medidas de inflação deste país: o IGP-DI.

O Capítulo 2 apresenta alguns conceitos de séries temporais, como estacionariedade, função de autocovariância, função de autocorrelação e de autocorrelação parcial, ruído branco, passeio aleatório e modelos ARIMA. No Capítulo 3 apresentamos um pouco da história econômica brasileira no que diz respeito à experiência inflacionária do país, do Império até o momento atual, e uma discussão sobre inflação inercial. No Capítulo 4 é discutida a utilidade da razão de variâncias em análises de séries econômicas, bem como as estatísticas de teste para o passeio aleatório usando razão de variâncias e usando postos e sinais. O Capítulo 5 apresenta resultados de simulações de Monte Carlo. No Capítulo 6 realizamos a aplicação empírica mencionada anteriormente e, a fim de comparar a experiência brasileira com a de outros países, avaliamos a inércia na dinâmica inflacionária dos seguintes países: Chile, Argentina, e México. Finalmente, apresentamos uma conclusão dos resultados no Capítulo 7.

1.2. Suporte computacional

As ferramentas computacionais utilizadas para o desenvolvimento desta dissertação foram a linguagem de programação `Ox`, o programa `R` e a linguagem de tipografia `TEX`.

`Ox` é uma linguagem de programação matricial com orientação a objetos criada em 1994 por Jurgen Doornik. Esta linguagem tem sido amplamente utilizada no campo da computação numérica pois é muito flexível. Desenvolvida com base na linguagem `C`, `Ox` inclui uma ampla biblioteca matemática e estatística. O Apêndice B desta dissertação contém um programa escrito em `Ox` que foi utilizado para obtenção de alguns dos resultados apresentados neste trabalho. A versão usada foi a versão 3.30, que é a mais atual e está disponível gratuitamente para uso acadêmico no endereço <http://www.nuff.ox.ac.uk/Users/Doornik>. Detalhes sobre esta linguagem de programação podem ser encontrados em Doornik (2001) e Cribari-Neto e Zarkos (2003).

Os gráficos contidos neste trabalho foram feitos através do programa `R`. O `R` é um pacote estatístico de boa qualidade que inclui implementações de uma variedade de métodos estatísticos tradicionais e modernos e fornece, entre outras vantagens, uma linguagem de programação simples e gráficos de alto nível. Ver Cribari-Neto e Zarkos (1999) para detalhes.

Para a elaboração do texto desta dissertação foi utilizado o (Plain)`TEX`, um sistema de tipografia criado por Donald Knuth. A opção por esta linguagem fundamenta-se principalmente em dois pontos: flexibilidade e qualidade de apresentação. Tipografia científica utilizando `TEX` (ou seu variante `LATEX`) está tornando-se padrão no meio científico, onde a utilização de editores de texto como o `Word`, por exemplo, vem caindo em desuso. Uma implementação do `TEX` para a plataforma `Windows` pode ser obtida gratuitamente no endereço <http://www.miktex.org>. Para maiores detalhes, ver Knuth (1984).

Capítulo 2

Conceitos de séries temporais

2.1. Séries temporais

Uma série temporal é um conjunto de observações de uma determinada variável y geradas sequencialmente no tempo. Se o tempo evolui de forma contínua tem-se uma série temporal contínua, ao passo que se a evolução do tempo se dá de forma discreta a série é dita ser discreta. Quando o valor futuro de uma série temporal é determinado de forma exata por alguma função matemática, a série é determinística; por outro lado, se o valor futuro pode ser descrito em termos de uma distribuição de probabilidade, ela é não-determinística ou simplesmente uma série temporal.

Considere um processo estocástico (família de variáveis aleatórias definidas sob um espaço de probabilidade) $\{y_t, t \in \mathcal{T}\}$, onde $\mathcal{T}$ é o conjunto índice que controla a evolução ao longo do tempo. A média de y_t é definida por $\mu_t = E[y_t]$, onde E denota o operador esperança. A covariância entre y_t e y_s é

$$\gamma(t, s) = \text{Cov}(y_t, y_s) = E[(y_t - \mu_t)(y_s - \mu_s)];$$

$\gamma(t, t)$ é, portanto, a variância de y_t .

Nem todos os processos estocásticos têm a propriedade da covariância entre dois membros depender unicamente da distância temporal entre eles. Quando um processo estocástico tem esta propriedade, tendo ainda média μ e variância σ^2 constantes, ele é dito ser um processo (fracamente) estacionário. Mais formalmente, uma série temporal $\{y_t, t \in \mathcal{T}\}$ é estacionária se:

- i) $E(y_t) = \mu, \forall t \in \mathcal{T}$;
- ii) $\text{Var}(y_t) = \sigma^2, \forall t \in \mathcal{T}$;
- iii) $\text{Cov}(y_t, y_{t+k}) = \gamma(k)$ depender apenas de k , para todo $t, t+k \in \mathcal{T}$ e $k \neq 0$.

Existe uma definição mais forte, a de estacionariedade estrita. Uma série temporal é dita ser estritamente (ou fortemente) estacionária se as funções de distribuição conjuntas de $\{y_{t_1}, \dots, y_{t_m}\}$ e $\{y_{t_1+k}, \dots, y_{t_m+k}\}$ são idênticas para todo inteiro positivo m e para todos $t_1, \dots, t_m, t_1+k, \dots, t_m+k \in \mathcal{T}$. Ou seja, as funções de distribuição conjuntas de $\{y_{t_1}, \dots, y_{t_m}\}$ e $\{y_{t_1+k}, \dots, y_{t_m+k}\}$ são iguais para períodos de tempo de mesma duração. Como consequência desta definição, temos que os momentos de uma série estacionária,

quando existem, são constantes. Todavia, em geral, não é possível testar se este tipo de estacionariedade se verifica, pois na maioria das vezes a função de distribuição é desconhecida.

Uma série temporal pode ainda ser caracterizada quanto à presença de tendência e/ou sazonalidade. O movimento sistemático ao longo do tempo de aumento ou decréscimo de uma série temporal é chamado de tendência. Sazonalidade, por sua vez, são flutuações periódicas que podem aparecer quando as observações são intra-anuais, isto é, registradas mensalmente, trimestralmente ou semanalmente, por exemplo.

Um dos processos mais “bem comportados” em séries temporais é o ruído branco. Uma sequência $\{u_t, t \in \mathcal{T}\}$ de variáveis aleatórias não-correlacionadas com média zero e variância finita e constante é chamada de ruído branco. A notação usada é $u_t \sim \text{RB}(0, \sigma^2)$. Se $u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, nós dizemos que u_t é um ruído branco gaussiano.

Seja $\{y_t\}$ uma série dada por

$$y_t = y_{t-1} + u_t,$$

onde u_t é um ruído branco. Este é um processo não-estacionário conhecido como passeio aleatório (“random walk”). Note que

$$\begin{aligned} y_t &= y_{t-1} + u_t \\ &= (y_{t-2} + u_{t-1}) + u_t \\ &\vdots \\ &= (y_{t-t} + u_{t-1+1}) + u_{t-t+2} + \dots + u_t = y_0 + \sum_{j=1}^t u_j. \end{aligned} \tag{1}$$

A variância do processo é dada por

$$\text{Var}(y_t) = \text{Var}\left(\sum_{j=1}^t u_j\right) = \text{Var}(u_1 + u_2 + \dots + u_t).$$

Como os u_j são variáveis aleatórias não-correlacionadas e com variância comum, temos que

$$\sigma_y^2 = \text{Var}(y_t) = t\sigma_u^2.$$

Assim, a variância do processo não é constante para todo t , o que invalida sua estacionariedade.

Aplicando a primeira diferença na série $\{y_t\}$ obtém-se uma nova série $\{x_t\}$ da forma

$$x_t = \Delta y_t = y_t - y_{t-1} = u_t.$$

A média deste novo processo é dada por

$$E(x_t) = E(u_t) = 0, \quad \forall t,$$

sendo, portanto, constante. Similarmente,

$$\text{Var}(x_t) = \text{Var}(u_t) = \sigma_u^2.$$

Por fim, a covariância entre duas observações distintas de $\{x_t\}$ é sempre nula, pois os u_j são variáveis aleatórias não-correlacionadas. Conclui-se que bastou, neste caso, tomar a primeira diferença do processo passeio aleatório para a nova série $\{x_t\}$ ser estacionária.

2.2. Funções de autocovariância e autocorrelação

A função de autocovariância é uma ferramenta importante para descrever a estrutura estocástica de uma série temporal, pois avalia a dependência das observações da série entre si. Seja um processo $\{y_t, t \in \mathcal{T}\}$ tal que $\text{Var}(y_t) < \infty$ para todo $t \in \mathcal{T}$. A função de autocovariância de y_t é dada por

$$\gamma(t, t+k) = \text{Cov}(y_t, y_{t+k}) = E[\{y_t - E(y_t)\}\{y_{t+k} - E(y_{t+k})\}].$$

Uma notação alternativa e conveniente é $\gamma(k) = \text{Cov}(y_t, y_{t+k})$. Se $\gamma(\cdot)$ é a função de autocovariância de um processo estacionário $\{y_t, t \in \mathcal{T}\}$, então

$$\gamma(0) \geq 0,$$

$$|\gamma(k)| \leq \gamma(0) \quad \forall t \in \mathcal{T}$$

e

$$\gamma(k) = \gamma(-k) \quad \forall t \in \mathcal{T}.$$

A verdadeira função de autocovariância é em geral desconhecida. Portanto, a estimação da função de autocovariância se faz necessária, o que é feito usando a função de autocovariância amostral:

$$\hat{\gamma}_k = T^{-1} \sum_{t=1}^{T-|k|} (y_{t+|k|} - \bar{y})(y_t - \bar{y}), \quad -T < k < T,$$

onde T é o total de observações da série e $\bar{y}$ é a média amostral.

Como as covariâncias são difíceis de serem interpretadas devido a sua magnitude depender das unidades de medida dos dados, é útil normalizar as autocovariâncias

dividindo-as pelo produto dos respectivos desvios-padrão, dando origem à função de autocorrelação. As autocorrelações de uma série temporal proporcionam uma estrutura natural para estudar e resumir associações lineares entre observações separadas por k períodos de tempo. A função de autocorrelação é definida por

$$\rho(r, s) = \frac{\text{Cov}(y_r, y_s)}{\sigma_r \sigma_s},$$

onde σ_i é o desvio padrão da i -ésima observação, $i = r, s$. Um caso de interesse ocorre quando a variância do processo estocástico $\{y_t, t \in \mathcal{T}\}$ em questão é constante, o que implica

$$\rho(k) = \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t+k})}{\sigma_y^2} = \frac{\gamma(k)}{\gamma(0)}.$$

Um outro conceito útil é o de autocorrelação parcial. Seja $\{y_t, t \in \mathcal{T}\}$ um processo estocástico. A autocorrelação parcial de ordem k mede a influência direta (pura) de y_{t-k} sobre y_t . Uma definição mais formal é que a m -ésima autocorrelação parcial φ_m é o m -ésimo coeficiente da projeção linear de y em seus m valores prévios:

$$\hat{y}_{t+1} = \varphi_1 y_t + \varphi_2 y_{t-1} + \dots + \varphi_m y_{t-m+1}.$$

Portanto, φ_m é autocorrelação parcial entre y_t e y_{t-m} depois de se levar em consideração os efeitos de $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-m+1}$ sobre y_t .

As quantidades

$$\hat{\mu} = T^{-1} \sum_{t=1}^T y_t,$$

$$\hat{\gamma}(0) = T^{-1} \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{\mu})^2$$

e

$$\hat{\gamma}(k) = T^{-1} \sum_{t=k+1}^T (y_t - \hat{\mu})(y_{t-k} - \hat{\mu}), \quad k = 1, 2, 3, \dots,$$

são a média amostral, a variância amostral e as autocovariâncias amostrais, respectivamente. As autocovariâncias amostrais podem ser normalizadas da mesma forma que as populacionais, dando origem assim às autocorrelações amostrais:

$$\hat{\rho}(k) = \frac{\hat{\gamma}(k)}{\hat{\gamma}(0)}, \quad k = 1, 2, 3, \dots$$

O gráfico de $\hat{\rho}(k)$ contra os valores não-negativos de k é conhecido como função de autocorrelação amostral ou correlograma.

2.3. O operador de diferenças $\Delta^{(n)}y_t$

Dada uma série temporal y_t , temos que a primeira diferença da série é definida por

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}, \quad t = 1, 2, 3, \dots$$

A segunda diferença da série é dada por

$$\Delta^2 y_t = \Delta(\Delta y_t) = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}, \quad t = 1, 2, 3, \dots$$

De forma geral, a n -ésima diferença da série é

$$\Delta^n y_t = \Delta^{n-1} y_t - \Delta^{n-1} y_{t-1} = \sum_{r=0}^n (-1)^r \binom{n}{r} y_{t-r}, \quad \text{onde} \quad \binom{n}{r} = \frac{n!}{r!(n-r)!}.$$

Convém ressaltar que ao se tomar n diferenças são perdidas n observações.

2.4. Modelos ARIMA

A análise de séries de tempo, segundo o enfoque de Box–Jenkins (1976), tem como objetivo principal a realização de previsões de valores futuros tomando por base apenas seus valores presentes e passados. A relação temporal considerada pelo enfoque de Box–Jenkins é representada formalmente por um conjunto de processos estocásticos genericamente denominados modelos ARIMA. Por envolverem apenas uma série temporal, eles são classificados como modelos univariados. Os modelos ARIMA resultam da combinação de três componentes também denominados ‘filtros’: o componente auto-regressivo (AR), o filtro de integração (I) e o componente de médias móveis (MA)*. Uma série temporal pode conter os três filtros ou apenas um subconjunto deles, resultando daí várias alternativas de modelos possíveis de análise pela metodologia de Box–Jenkins.

Assuma que a série y_t é estacionária e não apresenta movimentos sazonais. Um modelo que pode ser usado para modelar o comportamento dinâmico desta série é o modelo auto-regressivo de ordem p , AR(p), definido como

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + u_t,$$

onde $\phi_1, \dots, \phi_p$ são parâmetros auto-regressivos e c é uma constante (a serem estimados) e $u_t \sim \text{RB}(0, \sigma^2)$.

* A abreviatura MA vem da expressão *moving average*.

Um outro modelo comumente usado é o modelo de médias móveis de ordem q , MA(q), dado por

$$y_t = \mu + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \cdots + \theta_q u_{t-q},$$

onde μ é uma constante, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ são parâmetros de médias móveis (a serem estimados) e $u_t \sim \text{RB}(0, \sigma^2)$.

Para obtermos maior flexibilidade no ajuste de uma série temporal é, às vezes, vantajoso incluir tanto termos auto-regressivos como termos de médias móveis. Isto leva ao processo auto-regressivo de médias móveis ARMA(p, q):

$$y_t = C + \phi_1 y_{t-1} + \cdots + \phi_p y_{t-p} + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \cdots + \theta_q u_{t-q},$$

onde C é uma constante, os ϕ 's são parâmetros auto-regressivos, os θ 's são parâmetros de médias móveis e $u_t \sim \text{RB}(0, \sigma^2)$.

A metodologia de Box–Jenkins aplica-se a um caso específico de séries não-estacionárias: séries que se tornam estacionárias após a aplicação de diferenças. O número de diferenças necessário para tornar uma série estacionária é denominado ordem de integração. Um processo é dito ser integrado de ordem d se y_t é não-estacionário mas a série resultante após a aplicação de d diferenças é estacionária. Em muitos casos, y_t é não-estacionário e é integrado de ordem 1. Se a primeira diferença Δy_t segue um processo ARMA(p, q), então y_t segue um processo auto-regressivo integrado de médias móveis, denotado por ARIMA($p, 1, q$). Analogamente, se y_t é não-estacionário e é integrado de ordem d , então y_t é ARIMA(p, d, q). Definimos o processo ARIMA(p, d, q) como

$$(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p) \left[(1 - B)^d y_t - \mu \right] = (1 + \theta_1 B + \cdots + \theta_q B^q) u_t,$$

onde B é o operador de defasagem definido como $B y_t = y_{t-1}$; mais geralmente, $B^n y_t = y_{t-n}$. Adicionalmente, μ é a média de $(1 - B)^d y_t$.

Capítulo 3

Dinâmica inflacionária

A economia brasileira é um sistema complexo, sendo uma economia em desenvolvimento amplamente industrializada, marcada por enormes potencialidades e algumas fragilidades. A renda é extraordinariamente concentrada e muitas demandas sociais são mal supridas. Os encargos de dívidas, reconhecidamente agravantes destes dois problemas, num círculo vicioso, agravam ainda mais tanto a própria dívida quanto seus encargos. Por outro lado, a economia está sempre ameaçada de crises, direta ou indiretamente, causadas pela inflação.

3.1. A experiência inflacionária no Brasil e políticas de estabilização

A quantificação mais plausível da inflação brasileira antes da Primeira Guerra Mundial foi elaborada por Onody (1960), que calculou um índice do custo de vida de 1829 a 1912 a partir dos dados das Tarifas das Alfândegas. Para o período de 1829 a 1887, estes índices mostram uma inflação anual de apenas 1.5%, refletindo assim que, no período do Império, quando funcionou um padrão monetário conversível, o Brasil teve uma inflação extremamente branda.

Já nos primeiros anos da República, começou a vigorar o papel moeda não conversível, medida tomada pelo então ministro Rui Barbosa. A perda de controle da emissão desta moeda levou o país à primeira inflação anual de dois dígitos, assim como à primeira proposta de estabilização de preços na nossa história. Essa proposta, feita em 1892 pelo ministro da fazenda Rodrigues Alves, do governo Floriano Peixoto, contudo, não chegou a ser implementada. A solução para a primeira grave crise inflacionária brasileira viria com a política deflacionária de saneamento fiscal e monetário durante o governo Campos Sales. O programa foi implementado pelo ministro da fazenda Joaquim Murtinho e baixou o custo de vida em 7.5% entre 1896 e 1900.

Do início do século XX até 1930, a maior preocupação da política econômica foi com o valor da taxa de câmbio, dada a dependência econômica do país com relação ao exterior. Os preços, quando não estáveis, apresentavam-se em queda, dado o início da Grande Depressão. De 1933 até o início da Segunda Guerra Mundial, os preços voltaram a subir a uma taxa média anual de 7%. Entre 1930 e 1970, o eixo de preocupações esteve voltado para o desenvolvimento industrial. O problema da inflação se agravou no início

dos anos 60, superando a marca de 50% ao ano em 1962 e se aproximando de 80% em 1963. As medidas reformistas impopulares propostas pelo governo João Goulart resultaram em sua derrubada em 1964, ano em que se instalou no Brasil a ditadura militar.

A prioridade do primeiro governo militar foi debelar a inflação, contra a qual adotou com sucesso o gradualismo ortodoxo. A partir do segundo governo militar, com a inflação já sob controle, a prioridade voltou a ser o desenvolvimento. A época do “Milagre” (1968-1973) marcou uma grande euforia na economia. O então ministro Delfim Neto pregava a todo o custo o desenvolvimento do país e as políticas de contenção da inflação eram postas em segundo plano. O gradualismo ortodoxo continuou em ação apenas para manter a inflação em níveis aceitáveis, isto é, 15% ao ano. No quarto governo militar, balizado pelos dois choques do petróleo, a elevação de custos promovida pelo aumento do valor das importações agravou a inflação, mas continuou-se a dar prioridade ao desenvolvimento, dada a facilidade ao financiamento externo. Contudo, após o segundo choque do petróleo e o início da restrição do financiamento o governo promoveu um ajuste austero. No entanto, o processo inflacionário, ao invés de ceder, agravou-se a partir dos anos 80.

No último governo militar, os sucessivos fracassos da política econômica levaram o país a uma inédita combinação de recessão e inflação, a ‘estagflação’. Para explicar o que estava acontecendo, foi desenvolvida a teoria da inflação inercial, cujo primeiro teste prático seria o Plano Cruzado (1986), a primeira tentativa de um choque heterodoxo. O plano obteve sucesso temporário sobre a inflação, após o qual esta retornou com força redobrada. Seguiram-se uma série de tentativas heterodoxas, acompanhadas ou não de ortodoxia, nas quais se empregou, com frequência, a modalidade de choques com congelamento de preços. No entanto, o sucesso obtido por essas tentativas nunca era duradouro. Faltou a todas elas uma combinação adequada de medidas ortodoxas e heterodoxas, pois quando se atacava a inércia, não se dava atenção devida ao problema fiscal e vice-versa.

Foram desenvolvidas outras estratégias de estabilização, entre elas o índice-moeda de Arida, moeda indexada de Resende e moeda real de Lopes. A primeira foi incluída na segunda fase do Plano Bresser em 1987 mas não chegou a ser implementada devido à interrupção do plano. A segunda consistiu mais de um exercício teórico do que de proposta efetiva de estabilização, inexequível devido à exigência de condições alheias à realidade brasileira. A terceira constituiria o Plano Real de 1988, que foi recusado, cedendo lugar à política do Arroz com Feijão. Essas três estratégias nunca chegariam a ser implementadas efetivamente, porém seriam as precursoras da estratégia adotada no Plano Real (1994), sobretudo a do índice-moeda. De 1979 a 1994 foram efetivamente

implantados 14 programas de estabilização no Brasil dando prioridade à estabilização de preços (ver quadro em Apêndice A), marcando respectivamente o início e o fim do único período inflacionário desse país com taxas de três a quatro dígitos anuais.

Desde a implementação do Plano Real, a inflação brasileira permaneceu em baixos patamares, inclusive com alguns picos negativos, representando um equilíbrio jamais visto na década de 1980, quando o país chegou à hiperinflação. Há hoje em vigor um sistema de metas inflacionárias, sobre as quais atua o Banco Central (BACEN). As metas de inflação, contudo, correm o risco de se transformar numa máquina de moer o prestígio do BACEN. O motivo é que o BACEN tem errado com frequência nestas metas. O sistema, implantado pelo presidente do BACEN Armínio Fraga e agora abraçado por seu sucessor, Henrique Meirelles, obriga o BACEN a usar seu arsenal de política monetária para forçar a inflação a fechar cada ano em um nível fixado no fim do ano anterior. Sob o comando de Armínio Fraga, o BACEN acertou o alvo em 1999 e 2000 (considerando uma margem de erro de 2.5 pontos percentuais), mas fracassou nos dois últimos anos. A inflação de 2001 foi de 7.67%, quase o dobro da meta perseguida, 4%. Em 2002 previa-se 4% e a taxa real foi de 11%. Acumulou mais de 12% quando o objetivo oficial era de 3.5%. Meirelles também parece condenado a falhar. A meta para 2003 está em 5.5% mas, devido aos efeitos da disparada do dólar no final de 2002, economistas preveem uma taxa muito maior para 2003.

3.2. Inflação inercial

A teoria da inflação inercial, desenvolvida no início dos anos oitenta por um grupo de economistas brasileiros com sólida formação estruturalista, assumiu o caráter de paradigma científico para explicar a natureza de taxas inflacionárias altas e relativamente estáveis, como as que têm sido observadas em vários países. Seus conceitos passaram a ser de uso corrente não só na América Latina, mas também em países desenvolvidos.

O uso generalizado da expressão e do conceito de inflação inercial tomou grande impulso no Brasil no segundo semestre de 1984, a partir da proposta de combate à inflação inercial de Lopes (1984). No entanto, o auge da teoria da inflação inercial foi atingido com o trabalho Bresser e Nakano (1983). A construção desse modelo de inflação teve como justificativa o surgimento de um novo fenômeno: a coexistência de inflação crônica e recessão.

O conceito de inflação inercial ou inércia inflacionária refere-se à inflação decorrente do conflito distributivo, da capacidade de cada agente de repassar automaticamente para os preços os aumentos de custos efetivos e presumidos, reproduzindo a inflação passada

no presente e permanecendo num patamar relativamente estável de elevação dos preços até que um novo choque imponha novo ritmo ao processo, voltando a se estabilizar um pouco depois, só que num patamar diferente do anterior. Ficava assim explicada a persistência de altos níveis na inflação. Era o que vinha acontecendo desde 1974, logo após o primeiro choque do petróleo. A partir de então, a taxa de inflação anual passou a aumentar a cada novo choque e não mais diminuir após o choque se ter encerrado. De 1974 a 1985, a inflação brasileira percorreu cinco patamares distintos, conforme as seguintes taxas médias anuais de inflação: i) 30% no biênio 1974–1975; ii) 40% no triênio 1976–1978; iii) 77% em 1979; iv) 100% no triênio 1980–1982; e v) 220% no triênio 1983–1985. A questão era explicar por que as taxas inflacionárias não diminuía após ter passado o choque inicial.

Bresser e Nakano (1983), percebendo a complexidade do processo inflacionário, deram importância à distinção dos mecanismos determinantes da persistente alta de preços, classificando-os em três grupos: fatores aceleradores, fatores mantenedores e fatores sancionadores da inflação. A abordagem destes autores reuniu em um único texto os elementos que eram, de regra, tratados isoladamente por outros autores.

Ao final da década de 1980, a teoria da inflação inercial sofreu um reexame. Em 1988, Bresser indentificou uma outra gama de fatores aceleradores endógenos além daqueles abordados na análise de 1983. Seria então posta de lado a idéia dos patamares de inflação, pois as taxas de inflação em vez de serem mantidas seriam apenas impedidas de baixar pelos fatores mantenedores, ao fato que seriam também “gradualmente elevadas” pelos novos fatores aceleradores. Assim, Bresser procurou corrigir, ou ampliar, o conceito de inflação inercial, salientando que inflação inercial não significaria inflação estável em um determinado patamar, mas sim um tipo de inflação que, por sua própria natureza, tende a apresentar taxas crescentes, embora não explosivas. Rego (1988) preferiu criar outro conceito de inflação inercial. Segundo ele, a teoria da inflação inercial permaneceria associada à noção tradicional de estabilidade de taxas ou de patamar inflacionário. Em qualquer caso, o princípio básico da teoria da inflação inercial permaneceria o mesmo, isto é, um processo onde, na ausência de choques externos (propriamente ditos ou de regulação de demanda), a dinâmica inflacionária limita-se a repetir seu comportamento passado.

3.3. Mensuração de inércia

Inércia é uma persistência de longa duração. Na análise de séries temporais, o caso inteiramente inercial corresponde ao passeio aleatório, onde um choque de um por cento

torna-se completamente persistente no sentido que ele transforma as previsões a longo prazo em exatamente um por cento. Isto pode ser facilmente visto quando o processo (1) é reescrito, sem perda de generalidade, com a suposição de que o processo inicia em zero (isto é, $y_0 = 0$): $y_t = \sum_{j=1}^t u_j$. Ou seja, a taxa de inflação no tempo t não é mais que a acumulação de inovações passadas. Quando u_t não é um ruído branco mas tem alguma representação ARMA(p, q), o grau de persistência de longo prazo assume algum valor no intervalo $(0, \infty)$. Aqui, a inflação exibe alguma inércia, que pode ser muito pequena (valores próximos de 0) ou grande (valores maiores que 1). Ao contrário do que ocorre com o passeio aleatório, quando y_t é integrado de ordem zero, choques na série não têm impacto de longo prazo e não há inércia na série.

A razão de variâncias, definida no capítulo a seguir, pode ser usada em vários contextos e seu uso não é novo. Campbell e Mankiw (1987), Campêlo e Cribari-Neto (2003), Cochrane (1988), French e Roll (1986), Huizinga (1987), Kim, Nelson e Startz (1991), Liu e He (1991), Wright (2000) usaram a razão de variâncias em diferentes aplicações. Em alguns destes trabalhos, a razão de variâncias é usada como uma medida de persistência de longo prazo, fornecendo assim o grau de inércia em processos econômicos e inflacionários. Em outros, é usada para formar testes para o passeio aleatório, que também oferecem resultados sugerindo presença de inércia. Outros métodos usados para tal são os testes de raiz unitária.

O grau de inércia pode ser medido também através da estimação de modelos ARIMA (Campbell e Mankiw, 1987), de funções baseadas na densidade espectral da série (Cati et al., 1999), utilizando o filtro de Kalman (Tejada e Portugal, 2001) ou, ainda, estimando modelos em espaço de estado com parâmetros variantes no tempo, considerando o grau de inércia como o valor do parâmetro autoregressivo de primeira ordem (Vieira e Laurini, 2003).

Campbell e Mankiw (1987) mediram o grau de persistência de uma dada série temporal estimando modelos ARIMA e usando a razão de variâncias. Os resultados encontrados por eles a partir dos dois métodos são concordantes. Contudo, a vantagem de usar a razão de variâncias é que esta medida não requer seleção de modelos ARIMA ou escolha de parâmetros de agregação (como é necessário em testes robustos da raiz unitária), sendo portanto um método mais direto.

Capítulo 4

Persistência de inovações

4.1. Razão de variâncias

Seja y_t uma série temporal arbitrária com $T + 1$ observações $(y_0, y_1, \dots, y_T)$. A série $x_t = \Delta y_t$, $t \geq 1$, possui, assim, T observações. A razão de variâncias indexada pelo índice k é definida por

$$V_k = \frac{1}{k} \frac{\text{Var}(y_{t+k} - y_t)}{\text{Var}(y_{t+1} - y_t)}. \quad (2)$$

Podemos estimar V_k substituindo $\text{Var}(y_{t+k} - y_t)$ e $\text{Var}(y_{t+1} - y_t)$ por seus estimadores usuais e, assim, obtemos

$$\widehat{V}_k = \left\{ \frac{1}{(T - k + 1)k} \sum_{t=k}^T (x_t + \dots + x_{t-k+1} - k\widehat{\mu})^2 \right\} \div \left\{ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \widehat{\mu})^2 \right\},$$

onde $\widehat{\mu} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t$. Este estimador será denotado em nosso trabalho por $\widehat{V}2_k$.

Se y_t segue um passeio aleatório, $V_k = 1$ e espera-se que $\widehat{V}_k = 1$. Por outro lado, se a série y_t é estacionária, a razão em (2) se aproxima de zero quando k cresce. Cochrane (1988), estudando as propriedades assintóticas de V_k , forneceu uma aproximação para a expressão (2):

$$V_k \simeq 1 + 2 \sum_{j=1}^k \left(1 - \frac{j}{k}\right) \rho_j, \quad (3)$$

onde ρ_j é a j -ésima autocorrelação de Δy_t . O valor esperado de V_k sob a hipótese nula de independência serial de retornos é obtido notando que a j -ésima autocorrelação amostral tem valor esperado $-1/(T - j)$, como é mostrado em Kendall e Stuart (1976), e assim

$$E(\widehat{V}_k) = \frac{2 - k}{k} + \frac{2}{k} \sum_{j=1}^{k-1} \frac{T - k}{T - j}.$$

Podemos estimar V_k substituindo as autocorrelações populacionais ρ_j em (3) pelas correspondentes autocorrelações amostrais $\hat{\rho}_j$. Obtemos, assim,

$$\hat{V}_k \simeq 1 + 2 \sum_{j=1}^k \left(1 - \frac{j}{k}\right) \hat{\rho}_j. \quad (4)$$

Este estimador será denotado por $\widehat{V1}_k$. Temos de (4) que $\widehat{V1}_k$ é uma combinação linear das primeiras k estimativas do coeficiente de autocorrelação amostral da primeira diferença da série com pesos decaindo aritmeticamente. Evidências empíricas apresentadas em muitos estudos mostram que a razão de variâncias amostral assume valores tipicamente menores que 1 para k maiores que 12 e acima de 1 para valores de k menores. Por construção, $\widehat{V1}_k$ é não-negativa e não-limitada superiormente, sendo sua distribuição assimétrica em amostras finitas. Existe um severo viés em $\widehat{V1}_k$. Por exemplo, para o passeio aleatório a média de $\widehat{V1}_k$ é aproximadamente $(T - k + 1)/T$ ao invés do valor esperado 1. Por isso, é comum multiplicar a razão de variâncias estimada por $T/(T - k + 1)$ para correção deste viés negativo.

Convém notar que o uso de $\widehat{V1}_k$ tem muitas vantagens. Em particular, $\widehat{V1}_k$ apresenta desvio-padrão assintótico menor que alguns outros estimadores mais simples de V_k , por exemplo, algum estimador que atribui pesos iguais para todas as k autocorrelações amostrais. Contudo, deve-se ter cuidado em não interpretar mal o comportamento de $\widehat{V1}_k$ quando k cresce a ponto de se aproximar de T .

Um resultado de análise espectral (Priestley, 1982) fornece o erro-padrão assintótico de $\widehat{V1}_k$, que pode também ser obtido da fórmula de Bartlett (1946):

$$\text{s.e.}(\widehat{V1}_k) = \frac{\widehat{V1}_k}{\sqrt{\frac{3}{4} \frac{T}{k}}}.$$

O uso deste erro padrão em amostras de tamanho típico, porém, não é seguro.

4.2. Teste da hipótese passeio aleatório

Saber se uma série temporal econômica segue ou não um processo passeio aleatório tem atraído o interesse de muitos economistas. Embora suas origens permaneçam na modelagem de jogos de chance, a hipótese passeio aleatório é também uma implicação de diversos modelos de comportamento econômico racional como pode ser visto, por exemplo, em Kleidon (1986), Lucas (1978) e Shiller (1981). Muitos estudos mais recentes têm testado a teoria passeio aleatório explorando o fato de que a variância deste processo

é linear no intervalo amostral. Por exemplo, a variância de incrementos trimestrais deve ser três vezes maior que a variância de diferenças mensais e, assim, a comparação (por unidade de tempo) da variância de dados trimestrais com aquela de dados mensais fornece uma indicação de plausibilidade do passeio aleatório. O passeio aleatório com “drift” (ou deriva), dado por

$$y_t = \mu + y_{t-1} + u_t,$$

onde μ é uma constante diferente de zero e u_t é um ruído branco, é o modelo mais simples que captura flutuações permanentes em séries econômicas e tem sido amplamente usado em trabalhos nesta área.

Dado um processo com um filtro $AR(p)$ onde y_t tem média e variância finita, verifica-se que este é estacionário se todas as raízes (z_0) do polinômio

$$\phi_p(z) = 1 - \phi_1 z - \phi_2 z^2 - \dots - \phi_p z^p$$

são tais que $|z_0| > 1$, ou seja, encontram-se fora do círculo unitário (no plano complexo). Assim, o processo é não-estacionário se a série possui uma raiz unitária.

Como processos estacionários não têm componente inercial, uma raiz unitária em séries econômicas indica a existência de alguma inércia. Neste sentido, os testes de raiz unitária indicam se existe ou não alguma inércia em processos econômicos. Porém, muitos autores têm preferido o uso do teste de passeio aleatório para este fim. Obviamente, o passeio aleatório possui uma raiz unitária e é um subconjunto próprio da hipótese nula de raiz unitária, mas o foco de um teste de passeio aleatório difere do foco do teste de raiz unitária. Uma vez que uma série com uma raiz unitária é equivalente a uma série composta de um passeio aleatório e um componente estacionário (Beveridge e Nelson, 1981), testes de uma raiz unitária tentam distinguir séries que não têm componente passeio aleatório daquelas que têm uma componente passeio aleatório. Como essa distinção é difícil de ser feita, testes de raiz unitária podem apresentar baixo poder.

Cochrane (1988) afirma que a medida do tamanho de um componente passeio aleatório pode ser melhor guia do que um teste de raiz unitária porque se o componente passeio aleatório é pequeno mas sempre não-nulo, a distribuição assintótica teórica baseada em tendência estacionária pode oferecer melhor aproximação em amostras pequenas do que a teoria baseada em raízes unitárias.

Testes da razão de variâncias são muito usados para testar a hipótese de passeio aleatório. Este teste, usado primeiramente por Lo e MacKinlay (1988) e Poterba e Summers (1988), usa o fato de que, se a série segue um passeio aleatório, os retornos são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.), e, portanto, a variância do retorno em k períodos é simplesmente k vezes a variância do retorno em um período. Esta

propriedade não valerá se os dados forem correlacionados (positiva ou negativamente). Existe também uma versão do teste passeio aleatório robustificada contra heteroscedasticidade condicional.

As propriedades em amostras finitas do teste da razão de variâncias foram estudadas por Lo e MacKinlay (1988, 1989), que encontraram que o teste bilateral tem tamanho geralmente muito próximo do nível nominal, o mesmo valendo para o teste robustificado contra heteroscedasticidade condicional. Lo e MacKinlay encontraram que o teste tem bom poder em amostras finitas contra muitas hipóteses alternativas relevantes e mostraram que, selecionando apropriadamente o índice k , o poder do teste da razão de variâncias é comparável aos testes de Box-Pierce (1970) e Dickey e Fuller (1979, 1981) contra a alternativa ARIMA(0,1,1) e é mais poderoso do que os dois testes contra algumas outras alternativas. Estes testes devem ter poder contra uma ampla classe de modelos de correlação serial, incluindo modelos ARMA e processos alternativos integrados parcialmente. Contudo, por causa da distribuição empírica distorcida da razão de variâncias, os resultados devem ser examinados com cautela quando k é grande relativamente ao tamanho da amostra. A distribuição nula em amostras finitas da estatística de teste é, contudo, muito assimétrica e não-normal. Richardson e Stock (1989) propuseram uma distribuição teórica alternativa que oferece uma aproximação melhor para a distribuição amostral da estatística do teste da razão de variâncias.

Podemos notar sobre os testes de raiz unitária que: para dados brasileiros, o teste ADF tipicamente rejeita a hipótese nula de raiz unitária e, portanto, sugere não inércia, mas, por outro lado, obtém-se para os mesmos dados uma estimativa do grau de inércia de 0.97, aproximadamente o que é esperado para um passeio aleatório puro (isto é, inércia completa). A solução para tal conflito seria o teste modificado proposto por Cati et al. (1999) que, diferentemente do teste ADF, não rejeita a hipótese nula de raiz unitária aos níveis usuais de significância (sugerindo inércia), sendo consistente com o alto nível de inércia encontrado por eles. Uma desvantagem deste teste, contudo, é que ele requer a especificação de variáveis *dummy*. Outras alternativas são os testes robustos de Hasan e Koenker (1997) e de Thompson (2001). Estes últimos foram empregados por Campêlo e Cribari-Neto (2003) e sugerem a existência de inércia na dinâmica inflacionária brasileira.

Seja y_t um processo estocástico satisfazendo

$$\begin{aligned} y_t &= \mu + y_{t-1} + u_t, \\ \Delta y_t &= x_t = \mu + u_t, \end{aligned}$$

onde μ é um parâmetro arbitrário e u_t é um ruído branco. Note que y_t é um passeio aleatório com drift.

A essência do processo passeio aleatório é a restrição que as perturbações u_t são não-correlacionadas serialmente ou que inovações são imprevisíveis a partir de inovações passadas. Lo e MacKinlay (1988) desenvolveram um teste sob duas hipóteses nulas que captura este aspecto do passeio aleatório: incrementos independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) gaussianos e um caso mais geral de incrementos fracamente dependentes e possivelmente heteroscedásticos. O teste da razão de variâncias para a hipótese de passeio aleatório geralmente alcança inferências confiáveis sob ambas as hipóteses nulas.

4.2.1. A hipótese nula de incrementos i.i.d. gaussianos

Seja a hipótese nula H_1 aquela onde os u_t 's são variáveis aleatórias normais i.i.d. com variância σ^2 . Ou seja,

$$H_1 : \quad u_t \text{ i.i.d.}, \quad u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

Note que em adição à suposição de homoscedasticidade temos a suposição de normalidade, como em Dickey e Fuller (1979, 1981) e em Evans e Savin (1981a,b, 1984). Suponhamos que temos $T+1$ observações de y_t ($y_0, y_1, \dots, y_T$) e os seguintes estimadores usuais de μ e σ^2 :

$$\begin{aligned} \hat{\mu} &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [y_t - y_{t-1}] = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t, \\ \hat{\sigma}_a^2 &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [y_t - y_{t-1} - \hat{\mu}]^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\mu})^2. \end{aligned}$$

O estimador $\hat{\sigma}_a^2$ é simplesmente a variância amostral da primeira diferença x_t e corresponde ao estimador de máxima verossimilhança do parâmetro σ^2 , possuindo portanto as propriedades usuais de consistência, normalidade assintótica e eficiência.

Consideremos a variância da diferença $y_{t+k} - y_t$ que, sobre a hipótese nula, é igual a k vezes a variância da primeira diferença. O estimador usual desta variância é dado por

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}^2(k) &= \frac{1}{T-k+1} \sum_{t=0}^{T-k} [y_{t+k} - y_t - k\hat{\mu}]^2 \\ &= \frac{1}{T-k+1} \sum_{t=k}^T [y_t - y_{t-k} - k\hat{\mu}]^2. \end{aligned}$$

Dividindo por k , obtemos o estimador $\hat{\sigma}_b^2(k)$, que também é consistente para σ^2 , onde

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_b^2(k) &= \frac{1}{(T-k+1)k} \sum_{t=k}^T [y_t - y_{t-k} - k\hat{\mu}]^2 \\ &= \frac{1}{(T-k+1)k} \sum_{t=k}^T (x_t + \dots + x_{t-k+1} - k\hat{\mu})^2.\end{aligned}$$

Vemos com esta expressão que podemos obter um estimador de σ^2 alternativo para cada valor de k .

Sob a hipótese nula de um passeio aleatório gaussiano, os dois estimadores $\hat{\sigma}_a^2$ e $\hat{\sigma}_b^2$ são aproximadamente iguais. Assim, um teste de passeio aleatório pode ser construído calculando a diferença $M_d(k) = \hat{\sigma}_b^2(k) - \hat{\sigma}_a^2$ e checando sua proximidade a zero. Alternativamente, outro teste pode ser construído calculando $M_r(k) = \hat{\sigma}_b^2(k)/\hat{\sigma}_a^2 - 1$, que converge em probabilidade para zero. Lo e MacKinlay (1988) demonstraram que sob a hipótese nula H_1 temos as seguintes equivalências distribucionais assintóticas envolvendo $M_d(k)$ e $M_r(k)$:

$$\begin{aligned}\sqrt{T} M_d(k) &\overset{a}{\sim} \mathcal{N}\left(0, \frac{2(2k-1)(k-1)}{3k} \sigma^4\right), \\ \sqrt{T} M_r(k) &\overset{a}{\sim} \mathcal{N}\left(0, \frac{2(2k-1)(k-1)}{3k}\right).\end{aligned}$$

Uma vez que $\hat{\sigma}_b^2(k)/\hat{\sigma}_a^2 = \widehat{V}2_k$, especificamos aqui o teste para passeio aleatório baseado na razão de variâncias, onde a estatística

$$M_1 = (\widehat{V}2_k - 1) \left(\frac{2(2k-1)(k-1)}{3kT} \right)^{-1/2} \quad (5)$$

é assintoticamente normal padrão sob a hipótese nula H_1 que especifica que a série y_t segue um passeio aleatório gaussiano.

Um ajuste adicional que pode melhorar em alguns casos o comportamento em amostras finitas desta estatística de teste é o uso de estimadores não-viesados $\bar{\sigma}_a^2$ e $\bar{\sigma}_b^2(k)$ em $M_d(k)$ e $M_r(k)$, onde

$$\begin{aligned}\bar{\sigma}_a^2 &= \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T [y_t - y_{t-1} - \hat{\mu}]^2, \\ \bar{\sigma}_b^2(k) &= \frac{1}{m} \sum_{t=k}^T [y_t - y_{t-k} - k\hat{\mu}]^2,\end{aligned}$$

com

$$m = k(T - k + 1) \left(1 - \frac{k}{T}\right).$$

Denotamos as estatísticas de teste ajustadas resultantes por $\overline{M}_d(k)$ e $\overline{M}_r(k)$. Somente $\overline{M}_d(k)$ é não-viesada; $\overline{M}_r(k)$ é viesada.

4.2.2. A hipótese nula de incrementos heteroscedásticos

Lo e MacKinlay (1988) desenvolveram uma versão da especificação do teste de passeio aleatório que é robusta contra heteroscedasticidade. Visto que os incrementos são não-correlacionados, a razão de variâncias deverá convergir sempre em probabilidade para 1, com distúrbâncias heteroscedásticas. Isto ocorre porque a variância da soma de incrementos não-correlacionados deverá sempre ser igual à soma das variâncias. Naturalmente, a variância assintótica da razão de variâncias dependerá do tipo e do grau de heteroscedasticidade. Controlando o grau de heterogeneidade e a dependência do processo, é possível obter estimadores consistentes desta variância assintótica. Para relaxar a restrição de que os u_t 's são normais, seguimos White (1980) e White e Domowitz (1984) usando condições importantes para desenvolver estimadores consistentes da variância assintótica da razão de variâncias sob heteroscedasticidade. Estabelecemos as seguintes suposições sobre $\{u_t\}$, que formam nossa segunda hipótese nula H_2 :

[A1] Para todo t , $E(u_t) = 0$, $E(u_t u_{t-\tau}) = 0$ para todo $\tau \neq 0$.

[A2] $\{u_t\}$ é ψ -mixing com coeficientes $\psi(m)$ de tamanho $r/(2r-1)$ ou é α -mixing com coeficientes $\alpha(m)$ de tamanho $r/(r-1)$, $r > 1$, tal que para todo t e para algum $\tau \geq 0$, existe algum $\delta > 0$ tal que

$$E|u_t u_{t-\tau}|^{2(r+\delta)} < \Delta < \infty.$$

[A3] $\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E(u_t^2) = \sigma_0^2 < \infty$.

[A4] Para todo t , $E(u_t u_{t-j} u_t u_{t-k}) = 0$ para j, k não-nulos, onde $j \neq k$.

A suposição A1 é a propriedade essencial do passeio aleatório que nós queremos testar. A2 e A3 são restrições sobre o grau de dependência e sobre a heterogeneidade que são convenientes. Isto é garantido para uma variedade de formas de heteroscedasticidade, incluindo mudanças determinísticas na variância (devido, por exemplo, a componentes sazonais), assim como em processos ARCH de Engle (1982) (em que a variância condicional depende de informações passadas).

Sob a hipótese nula H_2 , podemos obter estimadores consistentes sob heteroscedasticidade $\hat{\delta}(j)$ da variância assintótica $\delta(j)$ da autocorrelação $\hat{\rho}(j)$ da diferença da série

original. Usando o fato de que a razão de variâncias pode ser escrita como uma aproximada combinação linear de autocorrelações, apresentamos a seguinte distribuição limite para $M_r(k)$ sob heteroscedasticidade:

$$M_r(k) \sim \mathcal{N}[0, A_k],$$

onde

$$A_k = \sum_{j=1}^{k-1} \left[\frac{2(k-j)}{k} \right]^2 \delta(j), \quad \hat{A}_k = \sum_{j=1}^{k-1} \left[\frac{2(k-j)}{k} \right]^2 \hat{\delta}(j),$$

$$\hat{\delta}(j) = \frac{\sum_{t=j+1}^T (x_t - \hat{\mu})^2 (x_{t-j} - \hat{\mu})^2}{\left[\sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\mu})^2 \right]^2}.$$

Assim, a estatística

$$M_2 = (\hat{V}2_k - 1)\hat{A}_k^{-1/2}$$

é assintoticamente normal padrão sob a hipótese nula H_2 .

4.3. Testes alternativos usando postos e sinais

Existe uma vasta literatura estatística sobre testes não-paramétricos usando postos e sinais; ver, por exemplo, Lehmann (1975). Estes testes têm sido recentemente aplicados em muitos problemas de econometria (Breitung e Gouriéroux, 1977; Campbell e Dufour, 1995, 1997; Hasan e Koenker, 1997). Testes baseados em postos e sinais têm duas vantagens potenciais. Primeiramente, é sempre possível calcular suas distribuições exatas. Como o pesquisador não precisa apelar para alguma aproximação assintótica, não é necessário se afligir com distorções de tamanho quando usamos tais testes. Segundo, estes testes podem ser mais poderosos que testes alternativos se os dados forem não normais. Wright (2000) propôs usar postos e sinais dos retornos em testes da razão de variâncias. Estes testes podem ser exatos e podem ter propriedades de poder melhores que os testes usuais de razão de variâncias.

Ao colocarmos as observações de uma série temporal x_t em ordem crescente, o número natural correspondente à ordem da observação x_t é chamado posto de x_t entre $x_1, x_2, \dots, x_T$ e é denotado por $r(x_t)$. Definimos

$$r_{1t} = \left(r(x_t) - \frac{T+1}{2} \right) / \sqrt{\frac{(T-1)(T+1)}{12}},$$

$$r_{2t} = \Phi^{-1} \left[\frac{r(x_t)}{T+1} \right],$$

onde Φ é a função de distribuição cumulativa normal padrão. Existem muitas transformações de postos de uma série que são usados para construir testes não-paramétricos, mas r_{1t} e r_{2t} são as mais usadas. A série r_{1t} é uma simples transformação linear dos postos, padronizada para ter média amostral zero e variância um. A série r_{2t} (conhecida como normal inversa ou escore van der Waerden) tem média amostral zero e variância amostral aproximadamente igual a um.

O teste razão de variâncias baseado em postos proposto por Wright (2000) simplesmente usa r_{1t} e r_{2t} no lugar de x_t na definição da estatística de teste M_1 , equação (5). Uma vez que estes postos têm média 0, obtemos as estatísticas de teste baseadas em postos:

$$R_1 = \left(\frac{\frac{1}{(T-k+1)k} \sum_{t=k}^T (r_{1t} + \dots + r_{1t-k+1})^2}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{1t}^2} - 1 \right) \times \left(\frac{2(2k-1)(k-1)}{3kT} \right)^{-1/2},$$

$$R_2 = \left(\frac{\frac{1}{(T-k+1)k} \sum_{t=k}^T (r_{2t} + \dots + r_{2t-k+1})^2}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{2t}^2} - 1 \right) \times \left(\frac{2(2k-1)(k-1)}{3kT} \right)^{-1/2}.$$

As distribuições amostrais exatas de R_1 e R_2 podem facilmente ser calculadas com um grau arbitrário de acurácia. Como esta distribuição é livre de parâmetros de incômodos, ela pode ser usada para construir um teste exato. Note que o termo $\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{1t}^2$ representa a variância de r_{1t} , que é igual a um, podendo portanto ser omitido da definição de R_1 ; de forma similar, $\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{2t}^2$ é aproximadamente igual a um. Se y_t apresenta heteroscedasticidade condicional, $r(y_t)$ não é exatamente uma permutação aleatória de inteiros de 1 a T em que cada permutação tem igual probabilidade. Assim, os testes propostos baseados em postos não são exatos.

Usando sinais de retornos é possível construir um teste do tipo razão de variâncias que é exato, sempre na presença de heteroscedasticidade condicional. Para alguma série x_t definamos a função $f(x_t, q) = 1/2$ se $x_t \geq q$ e $f(x_t, q) = -1/2$ caso contrário.

Suponha que a hipótese H_2 vale e, adicionalmente, que $\mu = 0$. Para retornos altamente freqüentes, esta pode ser uma suposição razoável. Seja $s_{1t} = 2f(x_t, 0)$. Claramente, s_{1t} é independente e identicamente distribuída com média 0 e variância 1. Cada

s_{1t} é igual a 1 com probabilidade 1/2 e é igual a -1 com probabilidade 1/2. Definimos a estatística de teste razão de variâncias usando sinais como

$$S_1 = \left(\frac{\frac{1}{(T-k+1)k} \sum_{t=k}^T (s_{1t} + \dots + s_{1t-k+1})^2}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T s_{1t}^2} - 1 \right) \times \left(\frac{2(2k-1)(k-1)}{3kT} \right)^{-1/2}.$$

Assim como para R_1 e R_2 , a distribuição amostral de S_1 pode ser facilmente simulada, garantindo um teste exato a ser construído.

A suposição que μ é igual a zero pode ser relaxada, mas ao preço que o teste passa a ser conservativo em amostras finitas. Isto é, a probabilidade de rejeição sob a hipótese nula tende a ser menor ou igual ao nível nominal em amostras de todos os tamanhos. Pode-se, assim, esperar que tal teste apresente baixo poder. Seja

$$S(\bar{\mu}) = \left(\frac{\frac{1}{(T-k+1)k} \sum_{t=k}^T (s_t(\bar{\mu}) + \dots + s_{t-k+1}(\bar{\mu}))^2}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T s_t^2(\bar{\mu})} - 1 \right) \times \left(\frac{2(2k-1)(k-1)}{3kT} \right)^{-1/2},$$

onde $s_t(\bar{\mu}) = 2u(x_t, \bar{\mu})$ para algum $\bar{\mu}$. Se $\bar{\mu} = \hat{\mu}$ então a distribuição de $S(\bar{\mu})$ é a mesma distribuição de S_1 . Denotemos por $S_\alpha^*(T, k)$ o percentil α da distribuição amostral de S_1 e consideremos a regra de que a hipótese H_2 é rejeitada se e somente se existir algum $\bar{\mu}$ tal que $S_{\alpha/2}^*(T, k) \leq S(\bar{\mu}) \leq S_{1-\alpha/2}^*(T, k)$. Esta regra de rejeição claramente define um teste para o qual a probabilidade de rejeitar incorretamente a hipótese nula é menor ou igual a α . Este teste é chamado neste trabalho de S_2 . Tal teste controla a probabilidade do erro Tipo I em amostras finitas e é robusto contra heteroscedasticidade condicional.

O teste S_2 é relativo ao teste proposto por Campbell e Dufour (1997), que testa se uma série é um passeio aleatório com drift. Aquele teste primeiro forma um intervalo de confiança para o parâmetro de incômodo desconhecido (o parâmetro drift). Então, para cada valor do parâmetro de incômodo neste intervalo de confiança, um teste exato de sinal ou posto-sinal para a hipótese nula de raiz unitária é conduzido, tratando o parâmetro de incômodo como conhecido. Se houver rejeição em algum destes testes, então a hipótese nula de que a série é um passeio aleatório com drift é rejeitada. Através da desigualdade de Bonferoni, é possível mostrar que esta regra de rejeição é conservativa em amostras finitas. Um teste alternativo de S_2 seria facilmente formado, exatamente neste sentido, usando S_1 no segundo estágio do procedimento. Porém, simulações preliminares indicam que este teste é menos poderoso que S_2 .

Capítulo 5

Simulações de Monte Carlo

5.1. Introdução

Neste capítulo investigamos numericamente o comportamento das diferentes versões da razão de variâncias e o desempenho em amostras finita dos testes M_1, M_2, R_1, R_2, S_1 e S_2 através de simulações de Monte Carlo implementadas na linguagem de programação matricial **0x** (Doornik, 2001). A série y_t é obtida considerando três processos geradores de dados distintos:

- i) processo estacionário, $y_t = y_0 + u_t, u_0 = 0$;
- ii) passeio aleatório com drift, $y_t = y_0 + \mu t + \sum_{j=1}^t u_j, u_0 = 0$;
- iii) modelo ARIMA(0,1,1), $y_t = y_{t-1} + u_t + 0.5u_{t-1}, u_0 = 0$.

Em todos os casos o tamanho da amostra é igual a $T+1$. Assim, $t = 1, \dots, T+1$. Nas simulações realizadas neste capítulo utilizamos para cada especificação 10000 réplicas e tamanho da amostra igual a 501 (a série $\Delta y_t = x_t$ possui $T = 500$ observações) e, para compararmos os resultados das diferentes especificações, utilizamos a mesma semente inicial.

Os erros u_t são ruído branco, possuindo média zero (quando existente) e variância constante (quando finita). Consideramos quatro distribuições distintas para u_t : (a) normal padrão, (b) t_3 (t -Student com três graus de liberdade), (c) Cauchy e (d) $\text{Exp}(1) - 1$. Note que a última é assimétrica.

Quando os dados contêm planos de choque, os processos citados anteriormente são interrompidos por ocasionais inliers. Neste caso temos

$$y_t = a \quad \text{para} \quad t \in \{t_{i,j}\} \quad (j = 1, \dots, p; i = 1, \dots, n_j).$$

Aqui $\{t_{i,j}\}$ é o índice referente à i -ésima observação do plano j . Existem p planos de choque e cada um contém n_j observações. Utilizamos as seguintes especificações para os parâmetros: $a = 4$, o qual consideramos igual ao nível inicial da série (y_0); existem $p = 3$ planos de choque, cada um contendo $n_j = 7$ ($j = 1, 2, 3$) observações, e as datas iniciais destes planos são $t \in \{250, 350, 450\}$. Avaliamos também a influência de um outlier no comportamento das estatísticas analisadas. Para simularmos a presença

de um outlier introduzimos na metade da série uma observação cujo valor é 10 vezes a maior observação da série original.*

Estes processos geradores de dados são simples mas são suficientes para oferecer uma noção razoável da influência de inliers e outliers nos testes e nas medidas de persistência.

5.2. Medidas de persistência

Nesta seção calculamos para diversas especificações a média dos estimadores usuais da razão de variâncias $\widehat{V}1_k$ e $\widehat{V}2_k$ e as médias das variações usando postos e sinais de x_t no lugar de x_t . Lembramos que x_t refere-se à primeira diferença da série y_t . Denotamos a razão de variâncias estimada usando a primeira transformação dos postos por $\widehat{R}1_k$. Para a razão de variâncias estimada usando a segunda transformação dos postos usamos a notação $\widehat{R}2_k$. A razão de variâncias usando sinais com relação a zero é denotada por $\widehat{S}1_k$ e a que usa sinais com relação a $\hat{\mu}$ por $\widehat{S}2_k$. O estimador $\widehat{V}1_k$ é calculado com a correção de viés mencionada na Seção 4.1. Todas as medidas são calculadas para k variando de 2 até 84. O valor de k deve ser grande relativamente ao tamanho da amostra para que a medida de persistência seja capaz de capturar a dinâmica de longa duração da série.

a) Processo gerador de dados estacionário

A Tabela 2 contém as médias das razões de variâncias obtidas por simulação para diferentes distribuições de u_t quando o processo gerador de dados é estacionário e a série não contém outlier ou inliers. Uma vez que processos estacionários não têm componente inercial, esperamos decaimento para zero das medidas de persistência quando k cresce. Não observamos variabilidade entre resultados de distribuições distintas para esta especificação. As medidas $\widehat{V}1_k$ e $\widehat{V}2_k$ apresentam valores idênticos para todo k e se aproximam de zero à medida que k cresce. Os valores de $\widehat{R}1_k$ e $\widehat{R}2_k$ fornecem, para o mesmo k , estimativas quase iguais e maiores que aquelas obtidas pela razão de variâncias tradicional. Podemos dizer, grosseiramente, que os valores de $\widehat{R}1_k$ e $\widehat{R}2_k$ são k vezes o valor de $\widehat{V}1_k$. As medidas baseadas em sinais fornecem estimativas sempre maiores que a razão de variâncias tradicional e menores que aquelas baseadas em postos e também tendem a zero quando k cresce.

Como vemos na Tabela 3, a presença de um outlier no processo estacionário não

* Realizamos as mesmas simulações posicionando o outlier no início da série, em $t = 50$, e no final da série, em $t = 450$. Os resultados obtidos são similares àqueles correspondentes à localização do outlier na metade da série.

afeta o comportamento das medidas de persistência, que apresentam valores similares aos da especificação anterior. Contudo, com a introdução de inliers nos dados (Tabela 4) somente a razão de variâncias tradicional não é afetada. As medidas baseadas em postos apresentam valores sempre oscilando em torno de um e sugerem inércia completa. Os valores de $\widehat{S1}_k$ e $\widehat{S2}_k$ também aumentam e sugerem inércia moderada.

b) Processo gerador de dados passeio aleatório com drift

Neste processo gerador de dados, o parâmetro μ especifica a rapidez com que o componente de tendência determinística cresce. Realizamos simulações considerando $\mu = 0.1$, representando crescimento suave deste componente. A especificação deste parâmetro é importante porque ele dita a magnitude do decrescimento da série que ocorre com a implantação de um plano de choque ou, em outras palavras, com a introdução de inliers.

Os resultados obtidos para as diferentes versões da razão de variâncias para o processo gerador de dados passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ sem outlier e sem inliers estão apresentados na Tabela 5. Como o passeio aleatório representa um processo completamente inercial esperamos que as medidas sejam 1 para todo valor de k . A aproximação da razão de variâncias $\widehat{V1}_k$ exhibe este resultado para todo valor de k e todas as distribuições consideradas. Contudo, o estimador usual da razão de variâncias apresenta valores menores que 1 para $k \geq 4$ e $\widehat{V2}_{84} = 0.83$. Valores aproximadamente iguais são obtidos para $\widehat{R1}_k$, $\widehat{R2}_k$ e $\widehat{S2}_k$. Contudo, a medida baseada em sinais $\widehat{S1}_k$ apresenta comportamento errático quando k cresce, principalmente para a distribuição assimétrica $\text{Exp}(1) - 1$, onde as estimativas são explosivas. Como mostra a Tabela 5d, $\widehat{S1}_{84} = 3.89$.

A Tabela 6 apresenta os resultados obtidos quando temos um outlier na série y_t . Vemos que $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ são fortemente afetadas pela presença de um outlier pois apresentam resultados tendendo a zero, tais como aqueles encontrados para o processo estacionário. Contudo, a presença de um outlier na série não alterou os resultados das medidas robustas.

Com inliers na série o problema com a razão de variâncias $\widehat{V2}_k$ permanece. Mesmo exibindo valores um pouco maiores que aqueles obtidos no caso anterior, as estimativas também tendem a zero quando k cresce. Contudo, como mostra a Tabela 7, o comportamento das medidas robustas não é afetado pela presença de inliers. Pelo contrário, $\widehat{R1}_k$ e $\widehat{R2}_k$ têm seus resultados melhorados e revelam inércia completa na série passeio aleatório com drift com inliers. Temos, por exemplo, para a distribuição Cauchy $\widehat{S1}_{84} = 1.11$ e $\widehat{S1}_{84} = 0.82$. O problema de valores explosivos com $\widehat{S1}_k$ para erros exponencialmente

distribuídos permanece.

Estes resultados obtidos para $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ são muito importantes para aplicações empíricas, pois se a série de interesse possuir outlier e/ou inliers e a razão de variâncias tradicional (ou a aproximação dada por Cochrane) exibir valores baixos, tendendo a zero, afirmar que a série possui inércia de segunda ordem pode ser uma conclusão equivocada sobre a verdadeira dinâmica da série. É aconselhável, neste caso, avaliar também o resultado das outras medidas robustas, que em nossas simulações não tiveram desempenho alterado com a introdução de outlier ou inliers.

c) Processo gerador de dados ARIMA(0,1,1)

Campbell e Mankiw (1987) usaram para medir a persistência de inovações em um processo ARIMA(p, d, q) a medida dada por

$$A(1) = \frac{\theta(1)}{\phi(1)},$$

onde

$$\phi(1) = 1 - \phi_1 - \phi_2 - \cdots - \phi_p,$$

$$\theta(1) = 1 + \theta_1 + \theta_2 - \cdots - \theta_q,$$

os ϕ_i e θ_i sendo os parâmetros auto-regressivos e de médias móveis, respectivamente, da especificação ARIMA(p, d, q). Além disso, estes autores mostraram que

$$V = (\sigma_u^2 / \sigma^2) [A(1)],$$

onde V é a aproximação da razão de variâncias dada por Cochrane (1988), σ_u^2 é a variância das inovações u_t e σ^2 é a variância do processo diferenciado.

Desta forma, para o processo ARIMA(0,1,1) considerado em nossas simulações, o valor esperado de $A(1)$, a medida proposta por Campbell e Mankiw (1987), é 1.5 e o valor de $\widehat{V1}_\infty$, a aproximação da razão de variâncias dada por Cochrane (1988), é 1.8. Não sabemos exatamente os valores limite exatos das demais razões de variâncias, mas estes devem ser superiores à unidade. Assim, é interessante verificar, através de avaliações numéricas, se as diferentes variantes da razão de variâncias apontam corretamente para um nível de persistência superior a um.

Como vemos na Tabela 8, quando os dados não contêm outlier ou inliers, $\widehat{V1}_{84}$ é aproximadamente igual a 1.8, para todas as distribuições dos erros consideradas. A razão

de variâncias tradicional exibe, para este valor de k , valores mais próximos a 1.5, o valor esperado de $A(1)$. As versões baseadas em postos $\widehat{R1}_k$ e $\widehat{R2}_k$ exibem estimativas sempre menores que as outras medidas para esta especificação. Temos $\widehat{R1}_{84} = \widehat{R2}_{84} = 0.93$, para erros normais (Tabela 8a). Para a distribuição Cauchy (Tabela 8c), estes valores são maiores, 1.03.

A medida $\widehat{S1}_k$, como a razão de variâncias tradicional, exibe valores mais próximos ao valor esperado para a medida $A(1)$. Por exemplo, para a distribuição normal, $\widehat{S1}_{84} = 1.51$. Contudo, os valores de $\widehat{S1}_k$ tornam-se explosivos com erros assimétricos. Os valores de $\widehat{S2}_k$ são, para todas as distribuições, próximos a 1.30.

Como podemos ver nas Tabelas 9 e 10, o comportamento das medidas de persistência no processo gerador de dados ARIMA(0,1,1) é o mesmo comportamento do processo passeio aleatório com drift. Com a introdução de um outlier nos dados, $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ tendem a zero quando k cresce e as versões robustas não são afetadas. As medidas robustas também são pouco sensíveis à presença de inliers nos dados (Tabela 10), mas $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ sugerem grau de persistência moderado. Para erros normais temos, por exemplo, $\widehat{V1}_k = 0.49$ e $\widehat{V2}_k = 0.40$.

d) Algumas considerações sobre a medida $\widehat{S1}_k$

Tanto para o passeio aleatório quanto para o processo ARIMA(0,1,1), os valores de $\widehat{S1}_k$ tornam-se explosivos à medida que k cresce. Para obtermos intuição sobre este comportamento, realizamos simulações adicionais considerando distribuições $\chi_1^2 - 1, \chi_2^2 - 2, \dots, \chi_{10}^2 - 10$ para os erros. As Figuras 1 e 2 ilustram o comportamento de $\widehat{S1}_k$ com os dados gerados segundo um passeio aleatório e considerando erros qui-quadrado ($k = 48$ e $k = 84$, respectivamente).

Para ambos valores de k vemos que quanto maior for o número de graus de liberdade (g) da distribuição dos erros, menor será o valor de $S1_k$. Contudo, sabemos que quanto maior o número de graus de liberdade de uma distribuição qui-quadrado, menos assimétrica é esta distribuição. A Tabela 1 a seguir traz os valores do coeficiente de assimetria a_3 para as distribuições dos erros consideradas. Temos que

$$a_3 = \frac{m_3}{\sqrt{m_2^3}},$$

onde m_i é o i -ésimo momento centrado com relação à média.

Note nas Figuras 1 e 2 que se $g \geq 7$ o valor de $\widehat{S1}_k$ com erros qui-quadrado se aproxima daquele obtido com erros normais. Concluimos, portanto, que quando os dados

Figura 1. Valores da medida $\widehat{S1}_{48}$ para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com diferentes distribuições qui-quadrado para os erros.

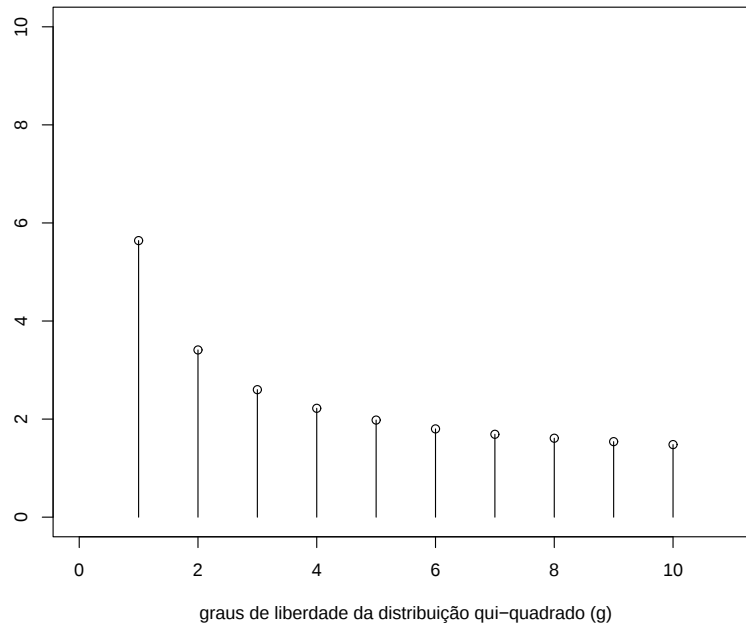


Figura 2. Valores da medida $\widehat{S1}_{84}$ para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com diferentes distribuições qui-quadrado para os erros.

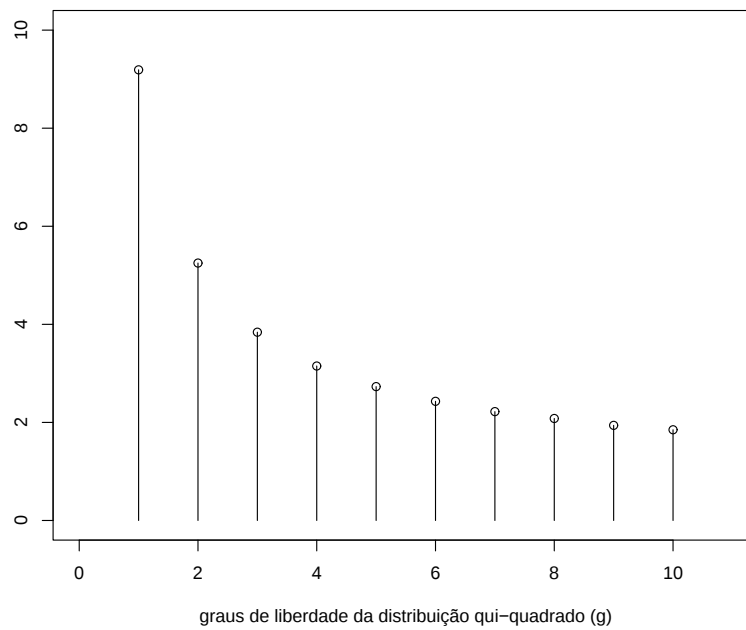


Tabela 1. Coeficiente de assimetria para diferentes distribuições qui-quadrado.

Distribuição	a_3	Distribuição	a_3
$\chi_1^2 - 1$	2.88	$\chi_6^2 - 6$	1.44
$\chi_2^2 - 2$	2.12	$\chi_7^2 - 7$	1.38
$\chi_3^2 - 3$	1.80	$\chi_8^2 - 8$	1.34
$\chi_4^2 - 4$	1.63	$\chi_9^2 - 9$	1.30
$\chi_5^2 - 5$	1.52	$\chi_{10}^2 - 10$	1.27

seguem um processo integrado de ordem um, quanto mais assimétrica for a distribuição das inovações, mais explosivo será o comportamento da medida $\widehat{S1}_k$. Adicionalmente, estes resultados indicam que esta medida somente é confiável quando $|a_3| \leq 1.4$.

e) Resultados para outros tamanhos de amostra

Realizamos simulações adicionais para outros tamanhos de amostra, a saber, $T = 100, 250, 750, 1000$. Em geral, nossos resultados revelaram que os valores das medidas de persistência para valores de $k_{\max}$ igualmente proporcionais ao valor de T independem do tamanho amostral. O comportamento qualitativo é o mesmo e as diferenças numéricas são, na maioria das vezes, irrelevantes. Contudo, algumas observações merecem destaque.

Sabemos que para o processo estacionário as medidas $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ tendem a zero mais rapidamente do que as outras medidas. Assim, quanto maior for o valor de k , mais próxima de zero será a estimativa. Uma vez que à medida que aumentamos o tamanho da amostra aumentamos também o valor de $k_{\max}$, ocorre que quanto maior for o tamanho da amostra mais próximos de zero serão os valores destas medidas.

No sentido inverso, para o passeio aleatório, a medida $\widehat{S1}_k$ torna-se explosiva à medida que k cresce. Assim, quanto maior for o tamanho da amostra, maior será o valor de $k_{\max}$ e maior será o valor desta medida. Em nossas simulações (com erros normais) obtemos, por exemplo, para a série sem outlier e sem inliers, para $T = 100$, $\widehat{S1}_{20} = 1.12$; para $T = 250$, $\widehat{S1}_{42} = 1.25$; para $T = 500$, $\widehat{S1}_{84} = 1.51$; para $T = 750$, $\widehat{S1}_{130} = 1.80$; e para $T = 1000$, $\widehat{S1}_{170} = 2.05$. Tal comportamento de $\widehat{S1}_k$ é também notado na presença de outlier e inliers para este processo gerador de dados.

Quando temos inliers no processo estacionário, a medida $\widehat{S1}_k$ apresenta comportamento tal que, quanto menor o tamanho da série, maiores são suas estimativas. Para $T = 100$ encontramos $\widehat{S1}_{20} = 0.9$, indicando alto grau de persistência na série. À medida que o tamanho da amostra aumenta, todavia, este problema desaparece.

Tabela 2. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo estacionário sem outlier ou inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.34	0.34	0.99	0.99	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.98	0.98	0.44	0.44
	12	0.09	0.08	0.96	0.96	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.94	0.94	0.37	0.36
	24	0.05	0.04	0.92	0.93	0.36	0.34
	30	0.04	0.03	0.91	0.91	0.35	0.34
	36	0.03	0.03	0.89	0.89	0.35	0.33
	42	0.03	0.02	0.87	0.87	0.35	0.32
	48	0.03	0.02	0.85	0.85	0.35	0.31
	54	0.02	0.02	0.84	0.84	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.80	0.80	0.34	0.30
	72	0.02	0.01	0.79	0.79	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.77	0.77	0.34	0.29
	84	0.02	0.01	0.76	0.76	0.34	0.29
(b) t_3	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.33	0.33	1.00	1.00	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	0.44	0.44
	12	0.09	0.09	0.97	0.97	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.95	0.95	0.37	0.36
	24	0.04	0.04	0.93	0.93	0.36	0.35
	30	0.04	0.04	0.91	0.91	0.35	0.34
	36	0.03	0.03	0.89	0.89	0.35	0.33
	42	0.03	0.03	0.87	0.88	0.35	0.32
	48	0.02	0.02	0.86	0.86	0.35	0.32
	54	0.02	0.02	0.84	0.84	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.81	0.81	0.34	0.30
	72	0.02	0.02	0.79	0.79	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.77	0.77	0.34	0.29
	84	0.01	0.01	0.76	0.76	0.34	0.29

Tabela 2 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo estacionário sem outlier ou inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(c) Cauchy	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.33	0.33	1.00	1.00	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	0.44	0.44
	12	0.09	0.09	0.97	0.97	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.95	0.95	0.37	0.36
	24	0.04	0.04	0.93	0.93	0.36	0.35
	30	0.04	0.04	0.91	0.91	0.35	0.34
	36	0.03	0.03	0.89	0.89	0.35	0.33
	42	0.03	0.03	0.87	0.88	0.35	0.32
	48	0.02	0.02	0.86	0.86	0.35	0.32
	54	0.02	0.02	0.84	0.84	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.81	0.81	0.34	0.30
	72	0.02	0.02	0.79	0.79	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.77	0.77	0.34	0.29
	84	0.01	0.01	0.76	0.76	0.34	0.29
(d) Exp(1) – 1	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.34	0.33	0.99	0.99	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.98	0.98	0.44	0.44
	12	0.09	0.08	0.96	0.96	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.95	0.95	0.37	0.36
	24	0.05	0.04	0.93	0.93	0.36	0.34
	30	0.04	0.03	0.91	0.91	0.35	0.34
	36	0.03	0.03	0.90	0.90	0.35	0.33
	42	0.03	0.02	0.88	0.88	0.35	0.32
	48	0.03	0.02	0.86	0.86	0.35	0.31
	54	0.02	0.02	0.85	0.85	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.83	0.83	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	72	0.02	0.01	0.80	0.80	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.79	0.79	0.34	0.29
	84	0.02	0.01	0.77	0.77	0.34	0.29

Tabela 3. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo estacionário com outlier.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.34	0.33	1.00	1.00	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	0.44	0.44
	12	0.09	0.08	0.97	0.97	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.95	0.95	0.37	0.36
	24	0.04	0.04	0.93	0.93	0.36	0.34
	30	0.04	0.03	0.91	0.91	0.35	0.34
	36	0.03	0.03	0.89	0.89	0.35	0.33
	42	0.03	0.03	0.87	0.87	0.35	0.32
	48	0.02	0.02	0.86	0.86	0.35	0.31
	54	0.02	0.02	0.84	0.84	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.80	0.81	0.34	0.30
	72	0.02	0.02	0.79	0.79	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.77	0.77	0.34	0.29
	84	0.02	0.01	0.76	0.76	0.34	0.29
(b) t_3	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.33	0.33	1.00	1.00	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	0.44	0.44
	12	0.09	0.09	0.97	0.97	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.95	0.95	0.37	0.36
	24	0.04	0.04	0.93	0.93	0.36	0.35
	30	0.04	0.04	0.91	0.91	0.35	0.34
	36	0.03	0.03	0.89	0.89	0.35	0.33
	42	0.03	0.03	0.87	0.88	0.35	0.32
	48	0.02	0.02	0.86	0.86	0.35	0.32
	54	0.02	0.02	0.84	0.84	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.81	0.81	0.34	0.30
	72	0.02	0.02	0.79	0.79	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.77	0.77	0.34	0.29
	84	0.01	0.01	0.76	0.76	0.34	0.29

Tabela 3 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo estacionário com outlier.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(c) Cauchy	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.33	0.33	1.00	1.00	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	0.44	0.44
	12	0.09	0.08	0.97	0.97	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.95	0.95	0.37	0.36
	24	0.04	0.04	0.93	0.93	0.36	0.34
	30	0.04	0.04	0.92	0.92	0.35	0.33
	36	0.03	0.03	0.90	0.90	0.35	0.33
	42	0.03	0.03	0.88	0.88	0.35	0.32
	48	0.02	0.02	0.87	0.87	0.35	0.31
	54	0.02	0.02	0.85	0.85	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.83	0.84	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	72	0.02	0.02	0.80	0.81	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.79	0.79	0.34	0.29
	84	0.01	0.01	0.77	0.78	0.34	0.29
(d) $\text{Exp}(1) - 1$	2	0.50	0.50	1.00	1.00	0.67	0.67
	3	0.33	0.33	1.00	1.00	0.56	0.55
	4	0.25	0.25	0.99	0.99	0.50	0.50
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	0.47	0.46
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	0.44	0.44
	12	0.09	0.09	0.97	0.97	0.39	0.38
	18	0.06	0.06	0.95	0.95	0.37	0.36
	24	0.04	0.04	0.93	0.93	0.36	0.35
	30	0.04	0.04	0.91	0.91	0.35	0.34
	36	0.03	0.03	0.89	0.89	0.35	0.33
	42	0.03	0.03	0.87	0.88	0.35	0.32
	48	0.02	0.02	0.86	0.86	0.35	0.32
	54	0.02	0.02	0.84	0.84	0.34	0.31
	60	0.02	0.02	0.82	0.82	0.34	0.30
	66	0.02	0.02	0.81	0.81	0.34	0.30
	72	0.02	0.02	0.79	0.79	0.34	0.29
	78	0.02	0.01	0.77	0.77	0.34	0.29
	84	0.01	0.01	0.76	0.76	0.34	0.29

Tabela 4. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo estacionário com inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	0.50	0.50	1.01	1.01	0.71	0.71
	3	0.34	0.33	1.03	1.02	0.63	0.62
	4	0.25	0.25	1.04	1.03	0.60	0.59
	5	0.20	0.20	1.05	1.04	0.58	0.57
	6	0.17	0.17	1.06	1.04	0.58	0.56
	12	0.09	0.08	1.11	1.08	0.56	0.54
	18	0.06	0.06	1.14	1.10	0.56	0.52
	24	0.05	0.04	1.15	1.10	0.55	0.51
	30	0.04	0.03	1.15	1.09	0.56	0.49
	36	0.03	0.03	1.14	1.09	0.56	0.48
	42	0.03	0.02	1.13	1.07	0.56	0.47
	48	0.03	0.02	1.12	1.06	0.56	0.46
	54	0.02	0.02	1.11	1.05	0.56	0.44
	60	0.02	0.02	1.10	1.03	0.55	0.43
	66	0.02	0.02	1.08	1.02	0.55	0.41
	72	0.02	0.01	1.07	1.00	0.55	0.40
	78	0.02	0.01	1.06	0.99	0.55	0.39
	84	0.02	0.01	1.04	0.98	0.54	0.38
(b) t_3	2	0.50	0.50	1.01	1.01	0.71	0.71
	3	0.34	0.33	1.03	1.02	0.63	0.62
	4	0.25	0.25	1.04	1.03	0.60	0.59
	5	0.20	0.20	1.05	1.04	0.58	0.57
	6	0.17	0.17	1.06	1.04	0.58	0.56
	12	0.09	0.08	1.11	1.08	0.56	0.54
	18	0.06	0.06	1.15	1.10	0.56	0.52
	24	0.05	0.04	1.16	1.10	0.56	0.51
	30	0.04	0.03	1.15	1.10	0.56	0.49
	36	0.03	0.03	1.15	1.09	0.56	0.48
	42	0.03	0.02	1.14	1.08	0.56	0.47
	48	0.03	0.02	1.13	1.06	0.56	0.46
	54	0.02	0.02	1.11	1.05	0.56	0.44
	60	0.02	0.02	1.10	1.03	0.55	0.43
	66	0.02	0.02	1.09	1.02	0.55	0.41
	72	0.02	0.01	1.07	1.01	0.55	0.40
	78	0.02	0.01	1.06	0.99	0.55	0.39
	84	0.02	0.01	1.05	0.98	0.54	0.38

Tabela 4 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo estacionário com inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(c) Cauchy	2	0.50	0.50	1.01	1.01	0.71	0.71
	3	0.34	0.33	1.03	1.02	0.63	0.62
	4	0.25	0.25	1.04	1.03	0.60	0.59
	5	0.20	0.20	1.05	1.04	0.58	0.57
	6	0.17	0.17	1.06	1.04	0.58	0.56
	12	0.09	0.08	1.12	1.08	0.56	0.53
	18	0.06	0.06	1.15	1.10	0.56	0.52
	24	0.05	0.04	1.16	1.11	0.55	0.50
	30	0.04	0.03	1.16	1.11	0.55	0.49
	36	0.03	0.03	1.16	1.10	0.56	0.48
	42	0.03	0.02	1.15	1.09	0.56	0.47
	48	0.03	0.02	1.15	1.08	0.56	0.45
	54	0.02	0.02	1.14	1.07	0.56	0.44
	60	0.02	0.02	1.13	1.06	0.55	0.43
	66	0.02	0.02	1.11	1.05	0.55	0.41
	72	0.02	0.01	1.10	1.03	0.55	0.40
	78	0.02	0.01	1.09	1.02	0.55	0.39
	84	0.02	0.01	1.08	1.01	0.55	0.38
(d) $\text{Exp}(1) - 1$	2	0.50	0.50	1.01	1.01	0.71	0.71
	3	0.34	0.33	1.03	1.02	0.63	0.62
	4	0.25	0.25	1.04	1.03	0.60	0.59
	5	0.20	0.20	1.05	1.04	0.58	0.57
	6	0.17	0.17	1.06	1.04	0.58	0.57
	12	0.09	0.08	1.12	1.08	0.56	0.54
	18	0.06	0.06	1.15	1.10	0.56	0.52
	24	0.05	0.04	1.15	1.10	0.56	0.51
	30	0.04	0.03	1.15	1.09	0.56	0.49
	36	0.03	0.03	1.14	1.08	0.56	0.48
	42	0.03	0.02	1.13	1.07	0.56	0.47
	48	0.03	0.02	1.12	1.05	0.56	0.46
	54	0.02	0.02	1.10	1.04	0.56	0.44
	60	0.02	0.02	1.08	1.02	0.55	0.43
	66	0.02	0.02	1.07	1.01	0.55	0.41
	72	0.02	0.01	1.05	0.99	0.55	0.40
	78	0.02	0.01	1.04	0.97	0.55	0.39
	84	0.02	0.01	1.02	0.96	0.55	0.38

Tabela 5. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ sem outlier ou inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	1.00	1.00	1.00	1.00	1.01	1.00
	3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.01	0.99
	4	1.00	0.99	0.99	0.99	1.02	0.99
	5	1.00	0.99	0.99	0.99	1.02	0.99
	6	1.00	0.99	0.99	0.99	1.03	0.99
	12	1.00	0.98	0.98	0.98	1.07	0.98
	18	1.00	0.97	0.97	0.97	1.10	0.96
	24	1.00	0.95	0.95	0.95	1.14	0.95
	30	1.00	0.94	0.94	0.94	1.18	0.94
	36	1.00	0.93	0.93	0.93	1.21	0.93
	42	1.00	0.91	0.92	0.92	1.25	0.91
	48	1.00	0.90	0.90	0.91	1.29	0.90
	54	1.00	0.89	0.89	0.90	1.32	0.89
	60	1.00	0.88	0.88	0.88	1.36	0.88
	66	1.00	0.86	0.87	0.87	1.40	0.86
	72	1.00	0.85	0.86	0.86	1.43	0.85
	78	1.00	0.84	0.85	0.85	1.47	0.84
	84	1.01	0.83	0.83	0.84	1.51	0.83
(b) t_3	2	1.00	1.00	1.00	1.00	1.01	1.00
	3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.01	1.00
	4	1.00	0.99	0.99	0.99	1.02	0.99
	5	1.00	0.99	0.99	0.99	1.02	0.99
	6	1.00	0.99	0.99	0.99	1.03	0.99
	12	1.00	0.98	0.98	0.98	1.06	0.98
	18	1.00	0.97	0.96	0.96	1.09	0.97
	24	1.00	0.96	0.95	0.95	1.13	0.95
	30	1.00	0.94	0.94	0.94	1.16	0.94
	36	1.00	0.93	0.93	0.93	1.19	0.93
	42	1.00	0.92	0.91	0.91	1.23	0.92
	48	1.01	0.91	0.90	0.90	1.26	0.91
	54	1.01	0.90	0.89	0.89	1.29	0.90
	60	1.01	0.89	0.87	0.88	1.32	0.89
	66	1.01	0.87	0.86	0.86	1.36	0.87
	72	1.01	0.86	0.85	0.85	1.39	0.86
	78	1.01	0.85	0.84	0.84	1.42	0.85
	84	1.01	0.84	0.83	0.83	1.45	0.84

Tabela 5 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ sem outlier ou inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V}1_k$	$\widehat{V}2_k$	$\widehat{R}1_k$	$\widehat{R}2_k$	$\widehat{S}1_k$	$\widehat{S}2_k$
(c) Cauchy	2	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
	3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.01	1.00
	4	1.00	0.99	0.99	0.99	1.01	0.99
	5	1.00	0.99	0.99	0.99	1.01	0.99
	6	1.00	0.99	0.99	0.99	1.02	0.99
	12	1.00	0.98	0.98	0.98	1.04	0.98
	18	1.00	0.97	0.96	0.96	1.07	0.96
	24	1.00	0.95	0.95	0.95	1.09	0.95
	30	1.00	0.94	0.94	0.94	1.11	0.94
	36	1.00	0.93	0.92	0.92	1.14	0.93
	42	1.00	0.92	0.91	0.91	1.16	0.91
	48	1.00	0.90	0.90	0.90	1.19	0.90
	54	1.01	0.89	0.89	0.89	1.21	0.89
	60	1.01	0.88	0.88	0.88	1.23	0.88
	66	1.01	0.87	0.86	0.86	1.26	0.87
	72	1.01	0.86	0.85	0.85	1.28	0.85
	78	1.01	0.84	0.84	0.84	1.30	0.84
	84	1.01	0.83	0.83	0.83	1.33	0.83
(d) $\text{Exp}(1) - 1$	2	1.00	1.00	1.00	1.00	1.03	1.00
	3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.07	0.99
	4	1.00	0.99	0.99	0.99	1.10	0.99
	5	1.00	0.99	0.99	0.99	1.14	0.99
	6	1.00	0.99	0.99	0.99	1.17	0.99
	12	1.00	0.98	0.98	0.98	1.38	0.98
	18	1.00	0.96	0.97	0.97	1.59	0.96
	24	1.00	0.95	0.95	0.96	1.80	0.95
	30	1.00	0.94	0.94	0.94	2.01	0.94
	36	1.00	0.93	0.93	0.93	2.22	0.93
	42	1.00	0.91	0.92	0.92	2.43	0.91
	48	1.00	0.90	0.91	0.91	2.64	0.90
	54	1.00	0.89	0.89	0.89	2.85	0.89
	60	1.00	0.88	0.88	0.88	3.06	0.88
	66	1.00	0.86	0.87	0.87	3.26	0.87
	72	1.00	0.85	0.86	0.86	3.47	0.85
	78	1.00	0.84	0.85	0.85	3.68	0.84
	84	1.00	0.83	0.83	0.83	3.89	0.83

Tabela 6. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ com outlier.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	0.99
	3	0.34	0.34	1.00	1.00	1.01	0.99
	4	0.25	0.25	1.00	1.00	1.01	0.99
	5	0.20	0.20	1.00	1.00	1.02	0.99
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	1.03	0.99
	12	0.09	0.09	0.98	0.98	1.06	0.97
	18	0.06	0.06	0.97	0.97	1.10	0.96
	24	0.05	0.05	0.96	0.96	1.14	0.95
	30	0.04	0.04	0.94	0.95	1.17	0.94
	36	0.03	0.03	0.93	0.93	1.21	0.92
	42	0.03	0.03	0.92	0.92	1.24	0.91
	48	0.02	0.02	0.91	0.91	1.28	0.90
	54	0.02	0.02	0.90	0.90	1.32	0.89
	60	0.02	0.02	0.88	0.89	1.35	0.87
	66	0.02	0.02	0.87	0.88	1.39	0.86
	72	0.02	0.02	0.86	0.86	1.43	0.85
	78	0.02	0.02	0.85	0.85	1.46	0.84
	84	0.02	0.02	0.84	0.84	1.50	0.82
(b) t_3	2	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00
	3	0.34	0.34	1.00	1.00	1.01	0.99
	4	0.26	0.26	1.00	1.00	1.01	0.99
	5	0.21	0.21	0.99	0.99	1.02	0.99
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	1.02	0.99
	12	0.09	0.09	0.98	0.98	1.06	0.98
	18	0.06	0.06	0.97	0.97	1.09	0.96
	24	0.05	0.05	0.95	0.95	1.12	0.95
	30	0.04	0.04	0.94	0.94	1.15	0.94
	36	0.04	0.04	0.93	0.93	1.19	0.93
	42	0.03	0.03	0.92	0.92	1.22	0.92
	48	0.03	0.03	0.90	0.90	1.25	0.91
	54	0.03	0.03	0.89	0.89	1.28	0.89
	60	0.02	0.02	0.88	0.88	1.32	0.88
	66	0.02	0.02	0.87	0.87	1.35	0.87
	72	0.02	0.02	0.85	0.85	1.38	0.86
	78	0.02	0.02	0.84	0.84	1.41	0.84
	84	0.02	0.02	0.83	0.83	1.44	0.83

Tabela 6 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ com outlier.

Distribuição	k	$\widehat{V}1_k$	$\widehat{V}2_k$	$\widehat{R}1_k$	$\widehat{R}2_k$	$\widehat{S}1_k$	$\widehat{S}2_k$
(c) Cauchy	2	0.56	0.56	1.00	1.00	1.00	1.00
	3	0.41	0.41	1.00	1.00	1.00	0.99
	4	0.33	0.33	1.00	1.00	1.01	0.99
	5	0.29	0.29	0.99	0.99	1.01	0.99
	6	0.26	0.26	0.99	0.99	1.01	0.99
	12	0.18	0.18	0.98	0.98	1.04	0.97
	18	0.16	0.16	0.97	0.97	1.06	0.96
	24	0.15	0.14	0.95	0.95	1.09	0.95
	30	0.14	0.13	0.94	0.94	1.11	0.94
	36	0.14	0.13	0.93	0.93	1.13	0.93
	42	0.13	0.12	0.91	0.91	1.16	0.91
	48	0.13	0.12	0.90	0.90	1.18	0.90
	54	0.13	0.11	0.89	0.89	1.20	0.89
	60	0.13	0.11	0.88	0.88	1.23	0.88
	66	0.12	0.11	0.87	0.87	1.25	0.86
	72	0.12	0.10	0.85	0.86	1.27	0.85
	78	0.12	0.10	0.84	0.84	1.30	0.84
	84	0.12	0.10	0.83	0.83	1.32	0.83
(d) $\text{Exp}(1) - 1$	2	0.50	0.50	1.00	1.00	1.03	1.00
	3	0.34	0.34	1.00	1.00	1.07	0.99
	4	0.25	0.25	1.00	1.00	1.10	0.99
	5	0.20	0.20	0.99	0.99	1.13	0.99
	6	0.17	0.17	0.99	0.99	1.17	0.99
	12	0.09	0.09	0.98	0.98	1.38	0.97
	18	0.06	0.06	0.97	0.97	1.58	0.96
	24	0.05	0.04	0.96	0.96	1.79	0.95
	30	0.04	0.04	0.95	0.95	2.00	0.93
	36	0.03	0.03	0.93	0.93	2.20	0.92
	42	0.03	0.03	0.92	0.92	2.41	0.91
	48	0.02	0.02	0.91	0.91	2.62	0.90
	54	0.02	0.02	0.90	0.90	2.83	0.89
	60	0.02	0.02	0.89	0.89	3.03	0.87
	66	0.02	0.02	0.87	0.87	3.24	0.86
	72	0.02	0.02	0.86	0.86	3.45	0.85
	78	0.02	0.02	0.85	0.85	3.65	0.84
	84	0.02	0.02	0.84	0.84	3.86	0.83

Tabela 7. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ com inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	1.00	1.00	1.02	1.01	1.04	1.03
	3	1.00	1.00	1.03	1.02	1.07	1.05
	4	1.00	1.00	1.05	1.04	1.09	1.07
	5	1.01	1.00	1.06	1.05	1.12	1.08
	6	1.01	1.01	1.07	1.06	1.13	1.09
	12	0.64	0.64	1.13	1.10	1.17	1.10
	18	0.46	0.46	1.17	1.13	1.18	1.09
	24	0.38	0.37	1.19	1.14	1.19	1.08
	30	0.33	0.32	1.19	1.14	1.19	1.06
	36	0.29	0.28	1.19	1.13	1.19	1.05
	42	0.27	0.26	1.18	1.12	1.19	1.03
	48	0.25	0.22	1.18	1.12	1.18	1.01
	54	0.23	0.19	1.17	1.11	1.18	0.99
	60	0.22	0.18	1.16	1.10	1.18	0.97
	66	0.21	0.17	1.15	1.09	1.18	0.95
	72	0.21	0.16	1.14	1.08	1.18	0.93
	78	0.20	0.16	1.13	1.06	1.18	0.91
	84	0.19	0.15	1.11	1.05	1.18	0.89
(b) t_3	2	1.00	1.00	1.02	1.01	1.04	1.03
	3	1.00	1.00	1.03	1.02	1.07	1.05
	4	1.00	1.00	1.04	1.03	1.09	1.07
	5	1.00	1.00	1.06	1.04	1.11	1.08
	6	1.00	1.00	1.07	1.05	1.13	1.09
	12	0.68	0.68	1.13	1.10	1.17	1.10
	18	0.53	0.52	1.17	1.12	1.18	1.09
	24	0.46	0.45	1.19	1.13	1.18	1.08
	30	0.41	0.40	1.19	1.13	1.19	1.07
	36	0.38	0.36	1.19	1.13	1.18	1.05
	42	0.36	0.34	1.18	1.12	1.18	1.03
	48	0.34	0.31	1.18	1.11	1.18	1.02
	54	0.33	0.28	1.17	1.10	1.17	1.00
	60	0.32	0.27	1.16	1.09	1.17	0.98
	66	0.31	0.26	1.15	1.08	1.17	0.96
	72	0.30	0.25	1.13	1.07	1.17	0.94
	78	0.30	0.24	1.12	1.06	1.16	0.92
	84	0.29	0.23	1.11	1.05	1.16	0.90

Tabela 7 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ com inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(c) Cauchy	2	1.00	1.00	1.02	1.01	1.03	1.01
	3	1.00	1.00	1.03	1.02	1.06	1.01
	4	1.00	1.00	1.05	1.03	1.09	1.01
	5	1.00	1.00	1.06	1.04	1.11	1.01
	6	1.00	1.00	1.07	1.05	1.12	1.01
	12	0.71	0.71	1.13	1.10	1.16	1.00
	18	0.58	0.57	1.17	1.12	1.17	0.98
	24	0.52	0.50	1.19	1.13	1.17	0.96
	30	0.47	0.45	1.19	1.13	1.16	0.95
	36	0.45	0.42	1.19	1.13	1.16	0.93
	42	0.43	0.39	1.18	1.12	1.15	0.92
	48	0.41	0.36	1.18	1.11	1.15	0.90
	54	0.40	0.34	1.17	1.11	1.14	0.89
	60	0.39	0.33	1.16	1.10	1.13	0.87
	66	0.39	0.31	1.15	1.08	1.13	0.86
	72	0.38	0.30	1.14	1.07	1.12	0.85
	78	0.37	0.30	1.12	1.06	1.12	0.83
	84	0.37	0.29	1.11	1.05	1.11	0.82
(d) $\text{Exp}(1) - 1$	2	1.00	1.00	1.02	1.01	1.06	1.01
	3	1.00	1.00	1.03	1.02	1.12	1.02
	4	1.00	1.00	1.05	1.03	1.18	1.03
	5	1.01	1.01	1.06	1.04	1.24	1.04
	6	1.01	1.01	1.07	1.05	1.29	1.04
	12	0.64	0.63	1.14	1.10	1.57	1.03
	18	0.46	0.46	1.18	1.13	1.85	1.02
	24	0.38	0.37	1.19	1.14	2.13	1.00
	30	0.32	0.32	1.20	1.14	2.40	0.99
	36	0.29	0.28	1.20	1.14	2.68	0.97
	42	0.26	0.25	1.19	1.13	2.96	0.96
	48	0.25	0.22	1.18	1.12	3.25	0.94
	54	0.23	0.18	1.17	1.11	3.52	0.93
	60	0.22	0.17	1.16	1.10	3.78	0.91
	66	0.21	0.17	1.15	1.09	4.04	0.89
	72	0.20	0.16	1.14	1.08	4.30	0.88
	78	0.20	0.15	1.13	1.07	4.57	0.86
	84	0.19	0.15	1.12	1.05	4.84	0.85

Tabela 8. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo ARIMA(0,1,1) sem outlier ou inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	1.40	1.40	1.00	1.00	1.26	1.26
	3	1.53	1.53	1.00	1.00	1.35	1.34
	4	1.60	1.59	1.00	1.00	1.39	1.38
	5	1.64	1.63	1.00	1.00	1.42	1.41
	6	1.66	1.65	1.00	1.00	1.44	1.42
	12	1.73	1.69	1.00	1.00	1.48	1.45
	18	1.75	1.69	1.00	1.00	1.49	1.44
	24	1.76	1.68	0.99	0.99	1.50	1.43
	30	1.77	1.67	0.99	0.99	1.50	1.42
	36	1.77	1.65	0.98	0.99	1.50	1.40
	42	1.78	1.63	0.98	0.98	1.51	1.38
	48	1.78	1.61	0.97	0.98	1.51	1.37
	54	1.78	1.59	0.97	0.97	1.51	1.35
	60	1.79	1.57	0.96	0.96	1.51	1.33
	66	1.79	1.55	0.95	0.96	1.51	1.31
	72	1.79	1.52	0.95	0.95	1.51	1.29
	78	1.80	1.50	0.94	0.94	1.51	1.28
	84	1.80	1.48	0.93	0.93	1.51	1.26
(b) t_3	2	1.40	1.40	1.00	1.00	1.28	1.28
	3	1.53	1.53	1.00	1.00	1.37	1.37
	4	1.60	1.59	1.00	1.00	1.42	1.41
	5	1.64	1.63	1.00	1.00	1.45	1.44
	6	1.67	1.65	1.01	1.01	1.47	1.45
	12	1.73	1.70	1.01	1.01	1.51	1.48
	18	1.75	1.70	1.01	1.01	1.53	1.48
	24	1.77	1.69	1.01	1.00	1.54	1.47
	30	1.77	1.67	1.00	1.00	1.54	1.45
	36	1.78	1.65	1.00	1.00	1.55	1.44
	42	1.78	1.64	1.00	0.99	1.55	1.42
	48	1.79	1.62	0.99	0.99	1.56	1.41
	54	1.79	1.60	0.98	0.98	1.56	1.39
	60	1.80	1.58	0.98	0.98	1.56	1.38
	66	1.80	1.56	0.97	0.97	1.56	1.36
	72	1.80	1.54	0.97	0.96	1.56	1.34
	78	1.81	1.52	0.96	0.96	1.57	1.32
	84	1.81	1.50	0.95	0.95	1.57	1.30

Tabela 8 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo ARIMA(0,1,1) sem outlier ou inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(c) Cauchy	2	1.40	1.40	1.00	1.00	1.30	1.32
	3	1.53	1.53	1.00	1.00	1.40	1.42
	4	1.60	1.59	1.01	1.01	1.45	1.47
	5	1.64	1.63	1.01	1.01	1.48	1.50
	6	1.67	1.65	1.01	1.01	1.50	1.52
	12	1.73	1.70	1.02	1.02	1.55	1.55
	18	1.76	1.70	1.03	1.03	1.56	1.54
	24	1.77	1.69	1.04	1.04	1.57	1.53
	30	1.78	1.67	1.04	1.04	1.58	1.52
	36	1.78	1.65	1.04	1.04	1.58	1.50
	42	1.79	1.63	1.05	1.04	1.58	1.48
	48	1.79	1.61	1.05	1.05	1.58	1.46
	54	1.79	1.59	1.05	1.05	1.58	1.44
	60	1.80	1.57	1.04	1.04	1.58	1.42
	66	1.80	1.55	1.04	1.04	1.59	1.41
	72	1.80	1.53	1.04	1.04	1.59	1.39
	78	1.81	1.51	1.03	1.03	1.59	1.37
	84	1.81	1.49	1.03	1.03	1.59	1.35
(d) Exp(1) – 1	2	1.40	1.40	1.00	1.00	1.31	1.28
	3	1.53	1.53	1.00	1.00	1.44	1.37
	4	1.60	1.59	1.00	1.00	1.53	1.41
	5	1.64	1.62	1.00	1.00	1.60	1.43
	6	1.66	1.65	1.00	1.00	1.66	1.45
	12	1.73	1.69	1.00	1.00	1.96	1.48
	18	1.75	1.69	0.99	0.99	2.23	1.47
	24	1.76	1.68	0.99	0.99	2.49	1.46
	30	1.76	1.66	0.98	0.98	2.75	1.44
	36	1.77	1.64	0.98	0.98	3.01	1.43
	42	1.77	1.63	0.97	0.97	3.27	1.41
	48	1.78	1.61	0.96	0.96	3.53	1.39
	54	1.78	1.59	0.96	0.96	3.79	1.37
	60	1.78	1.56	0.95	0.95	4.05	1.36
	66	1.78	1.54	0.94	0.94	4.31	1.34
	72	1.79	1.52	0.93	0.93	4.56	1.32
	78	1.79	1.50	0.93	0.92	4.82	1.30
	84	1.79	1.48	0.92	0.92	5.08	1.29

Tabela 9. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo ARIMA(0,1,1) com outlier.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	0.51	0.51	1.00	1.00	1.26	1.26
	3	0.35	0.35	1.00	1.00	1.34	1.34
	4	0.27	0.27	1.00	1.00	1.39	1.38
	5	0.22	0.22	1.00	1.00	1.41	1.40
	6	0.19	0.19	1.00	1.00	1.43	1.42
	12	0.11	0.11	1.00	1.00	1.47	1.44
	18	0.08	0.08	1.00	1.00	1.49	1.44
	24	0.06	0.06	1.00	1.00	1.49	1.42
	30	0.06	0.06	0.99	0.99	1.50	1.41
	36	0.05	0.05	0.99	0.99	1.50	1.39
	42	0.05	0.05	0.98	0.99	1.50	1.38
	48	0.04	0.04	0.98	0.98	1.50	1.36
	54	0.04	0.04	0.97	0.97	1.50	1.34
	60	0.04	0.04	0.97	0.97	1.50	1.32
	66	0.04	0.04	0.96	0.96	1.50	1.30
	72	0.04	0.03	0.95	0.95	1.50	1.29
	78	0.04	0.03	0.94	0.94	1.50	1.27
	84	0.04	0.03	0.93	0.94	1.50	1.25
(b) t_3	2	0.52	0.52	1.00	1.00	1.27	1.27
	3	0.36	0.36	1.01	1.01	1.37	1.36
	4	0.28	0.28	1.01	1.01	1.41	1.41
	5	0.23	0.23	1.01	1.01	1.44	1.43
	6	0.20	0.20	1.01	1.01	1.46	1.45
	12	0.12	0.11	1.01	1.01	1.51	1.47
	18	0.09	0.09	1.01	1.01	1.52	1.47
	24	0.07	0.07	1.01	1.01	1.53	1.46
	30	0.07	0.06	1.01	1.01	1.54	1.45
	36	0.06	0.06	1.00	1.00	1.54	1.43
	42	0.06	0.05	1.00	1.00	1.54	1.42
	48	0.05	0.05	1.00	0.99	1.55	1.40
	54	0.05	0.05	0.99	0.99	1.55	1.38
	60	0.05	0.05	0.98	0.98	1.55	1.37
	66	0.05	0.04	0.98	0.98	1.55	1.35
	72	0.05	0.04	0.97	0.97	1.55	1.33
	78	0.05	0.04	0.96	0.96	1.56	1.31
	84	0.04	0.04	0.96	0.95	1.56	1.30

Tabela 9 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo ARIMA(0,1,1) com outlier.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(c) Cauchy	2	0.58	0.58	1.01	1.00	1.30	1.31
	3	0.44	0.44	1.01	1.01	1.39	1.41
	4	0.37	0.37	1.01	1.01	1.44	1.46
	5	0.33	0.33	1.01	1.01	1.47	1.48
	6	0.30	0.30	1.02	1.02	1.49	1.50
	12	0.23	0.23	1.03	1.03	1.54	1.53
	18	0.21	0.20	1.04	1.03	1.56	1.53
	24	0.19	0.19	1.04	1.04	1.56	1.52
	30	0.19	0.18	1.05	1.05	1.57	1.50
	36	0.18	0.17	1.05	1.05	1.57	1.49
	42	0.18	0.16	1.05	1.05	1.57	1.47
	48	0.18	0.16	1.05	1.05	1.57	1.45
	54	0.17	0.15	1.05	1.05	1.58	1.43
	60	0.17	0.15	1.05	1.05	1.58	1.41
	66	0.17	0.15	1.05	1.05	1.58	1.39
	72	0.17	0.14	1.04	1.04	1.58	1.37
	78	0.17	0.14	1.04	1.04	1.58	1.35
	84	0.17	0.14	1.03	1.03	1.58	1.34
(d) $\text{Exp}(1) - 1$	2	0.51	0.51	1.00	1.00	1.30	1.27
	3	0.35	0.35	1.00	1.00	1.43	1.36
	4	0.27	0.27	1.00	1.00	1.52	1.40
	5	0.22	0.22	1.00	1.00	1.59	1.43
	6	0.19	0.19	1.00	1.00	1.65	1.44
	12	0.11	0.11	1.00	1.00	1.95	1.47
	18	0.08	0.08	1.00	1.00	2.21	1.46
	24	0.06	0.06	0.99	0.99	2.48	1.45
	30	0.06	0.06	0.99	0.99	2.73	1.44
	36	0.05	0.05	0.98	0.98	2.99	1.42
	42	0.05	0.05	0.98	0.98	3.25	1.40
	48	0.04	0.04	0.97	0.97	3.50	1.39
	54	0.04	0.04	0.96	0.96	3.76	1.37
	60	0.04	0.04	0.95	0.95	4.02	1.35
	66	0.04	0.04	0.95	0.95	4.27	1.33
	72	0.04	0.03	0.94	0.94	4.53	1.32
	78	0.04	0.03	0.93	0.93	4.78	1.30
	84	0.03	0.03	0.92	0.92	5.04	1.28

Tabela 10. Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo ARIMA(0,1,1) com inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(a) Normal padrão	2	1.10	1.10	1.02	1.02	1.28	1.27
	3	1.14	1.14	1.04	1.03	1.39	1.38
	4	1.15	1.15	1.05	1.04	1.45	1.44
	5	1.16	1.16	1.07	1.05	1.49	1.48
	6	1.17	1.16	1.08	1.07	1.52	1.50
	12	0.88	0.87	1.16	1.12	1.59	1.55
	18	0.74	0.72	1.21	1.16	1.62	1.55
	24	0.66	0.64	1.23	1.18	1.63	1.53
	30	0.62	0.59	1.24	1.19	1.64	1.51
	36	0.59	0.56	1.25	1.19	1.65	1.49
	42	0.57	0.53	1.25	1.19	1.65	1.47
	48	0.55	0.50	1.25	1.19	1.65	1.45
	54	0.54	0.47	1.24	1.18	1.65	1.42
	60	0.53	0.45	1.24	1.18	1.65	1.40
	66	0.52	0.44	1.23	1.17	1.65	1.37
	72	0.51	0.42	1.22	1.16	1.65	1.35
	78	0.50	0.41	1.21	1.15	1.65	1.32
	84	0.49	0.40	1.20	1.14	1.65	1.30
(b) t_3	2	1.10	1.10	1.02	1.02	1.29	1.29
	3	1.13	1.13	1.04	1.03	1.41	1.40
	4	1.15	1.15	1.06	1.05	1.47	1.46
	5	1.16	1.16	1.07	1.06	1.52	1.50
	6	1.17	1.16	1.09	1.07	1.55	1.53
	12	0.87	0.86	1.17	1.13	1.63	1.57
	18	0.73	0.72	1.22	1.17	1.65	1.57
	24	0.66	0.64	1.24	1.19	1.67	1.56
	30	0.62	0.59	1.26	1.20	1.68	1.54
	36	0.59	0.55	1.26	1.20	1.69	1.52
	42	0.56	0.53	1.26	1.20	1.70	1.50
	48	0.55	0.49	1.26	1.20	1.70	1.48
	54	0.53	0.47	1.26	1.20	1.70	1.46
	60	0.52	0.45	1.26	1.19	1.70	1.43
	66	0.51	0.44	1.25	1.19	1.70	1.41
	72	0.51	0.42	1.24	1.18	1.70	1.39
	78	0.50	0.41	1.24	1.17	1.70	1.36
	84	0.49	0.40	1.23	1.16	1.70	1.34

Tabela 10 (continuação). Medidas de persistência para dados gerados segundo um processo ARIMA(0,1,1) com inliers.

Distribuição	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(c) Cauchy	2	1.09	1.09	1.02	1.02	1.31	1.30
	3	1.12	1.12	1.04	1.03	1.43	1.40
	4	1.13	1.13	1.06	1.05	1.50	1.46
	5	1.14	1.14	1.08	1.06	1.55	1.48
	6	1.15	1.14	1.10	1.08	1.58	1.50
	12	0.84	0.83	1.18	1.15	1.66	1.53
	18	0.70	0.68	1.24	1.20	1.69	1.52
	24	0.62	0.60	1.28	1.22	1.70	1.50
	30	0.58	0.55	1.30	1.24	1.71	1.48
	36	0.55	0.51	1.31	1.25	1.72	1.46
	42	0.53	0.48	1.32	1.26	1.73	1.44
	48	0.51	0.45	1.33	1.26	1.73	1.42
	54	0.50	0.42	1.33	1.26	1.73	1.40
	60	0.49	0.40	1.33	1.26	1.73	1.38
	66	0.48	0.39	1.33	1.26	1.73	1.36
	72	0.48	0.38	1.32	1.25	1.73	1.34
	78	0.47	0.36	1.32	1.25	1.73	1.32
	84	0.47	0.35	1.31	1.24	1.73	1.30
(d) Exp(1) – 1	2	1.10	1.10	1.02	1.01	1.32	1.29
	3	1.14	1.13	1.04	1.03	1.47	1.40
	4	1.15	1.15	1.05	1.04	1.58	1.47
	5	1.16	1.16	1.07	1.05	1.67	1.51
	6	1.17	1.16	1.08	1.06	1.75	1.54
	12	0.88	0.87	1.16	1.12	2.12	1.59
	18	0.73	0.72	1.20	1.16	2.46	1.59
	24	0.66	0.64	1.22	1.17	2.80	1.57
	30	0.62	0.59	1.24	1.18	3.13	1.55
	36	0.59	0.55	1.24	1.18	3.46	1.53
	42	0.57	0.53	1.24	1.18	3.80	1.50
	48	0.55	0.50	1.24	1.18	4.13	1.48
	54	0.54	0.47	1.24	1.17	4.45	1.45
	60	0.52	0.45	1.23	1.17	4.77	1.43
	66	0.52	0.44	1.22	1.16	5.08	1.40
	72	0.51	0.42	1.22	1.15	5.40	1.38
	78	0.50	0.41	1.21	1.14	5.72	1.35
	84	0.49	0.40	1.20	1.13	6.04	1.32

5.3. Testes da hipótese de passeio aleatório

Nesta seção reportamos os resultados das simulações relativas às taxas de rejeição dos testes M_1, M_2, R_1, R_2, S_1 e S_2 . O tamanho nominal dos testes, isto é, a porcentagem de rejeição da hipótese nula quando esta é de fato verdadeira, é 5%. Os valores críticos de M_1 e M_2 vêm da distribuição normal padrão $(-1.96; 1.96)$. Para as demais estatísticas, apresentamos na Tabela 11, para $k = 48, 84$, os percentis 2.5 e 97.5 de suas respectivas distribuições exatas, obtidos também por simulação de Monte Carlo (10000 réplicas e tamanho da amostra 500).

Tabela 11. Percentis 2.5 e 97.5 das distribuições exatas de R_1, R_2, S_1 e S_2 .

k	R_1		R_2		S_1		S_2	
48	-1.70	2.02	-1.71	1.99	-1.33	4.09	-1.70	2.05
84	-1.57	1.93	-1.57	1.90	-1.20	5.12	-1.57	1.93

a) Processo gerador de dados estacionário

As Tabelas 12, 13 e 14 trazem as taxas de rejeição da hipótese nula de passeio aleatório dos testes analisados para diferentes distribuições de u_t quando o processo gerador de dados é estacionário. São, assim, taxas estimadas de poder.

Para este processo gerador de dados, observamos um desempenho ideal do teste M_1 , que rejeita a hipótese nula com probabilidade igual ou aproximadamente igual a 1 independente da presença de outlier ou inliers na série, da distribuição de u_t e do valor de k considerado.

O teste M_2 também apresenta taxas de rejeição altas em alguns casos. Um problema comum ocorre quando a distribuição dos erros é Cauchy. Quando a série não possui outliers (Tabelas 12 e 14) o teste M_1 rejeita em 23.25% das vezes, para $k = 48$, e 3.6% para $k = 84$, sugerindo que, para esta distribuição dos erros, M_2 freqüentemente não rejeita a hipótese nula passeio aleatório quando o processo gerador de dados é estacionário. Quando temos um outlier na série, este problema com o teste M_2 ocorre para todas as distribuições consideradas. Neste caso, como vemos na Tabela 13, temos probabilidade de rejeição de 0.02% para a distribuição Cauchy e 0% para as demais distribuições dos erros e ambos valores de k . Quando não há outlier na série, a baixa taxa de rejeição ocorre apenas com a distribuição Cauchy.

Para o processo estacionário considerado, os testes R_1 e R_2 mostram-se inadequados para testar passeio aleatório, apresentando taxas de rejeição da hipótese nula sempre

pequenas, próximas a 5%, o nível nominal dos testes, independente da especificação quanto à presença de outlier ou inliers, da distribuição dos erros e do valor de k .

Os testes baseados em sinais, S_1 e S_2 , fornecem taxas de rejeição maiores que os testes baseados em postos. Para $k = 48$, com a série sem outlier ou inliers, as taxas de rejeição para o teste S_1 são próximas de 92% (exceto para a distribuição normal dos erros, quando temos 77.09%) e as de S_2 são aproximadamente 80% (exceto para a distribuição normal, quando temos uma rejeição de 49.18%). Para $k = 84$, as taxas de rejeição são aproximadamente 77% e 52%, independente da distribuição. Com a presença de outlier, as taxas de rejeição da distribuição normal para $k = 48$ aumentam para 92.19% (teste S_1) e 80.50% (teste S_2), concordando com as taxas das demais distribuições, que ficam quase invariáveis na presença de outlier. As taxas de rejeição destes testes quando a série possui inliers são reduzidas. Quando $k = 48$, S_1 rejeita a hipótese nula somente cerca de 48% das vezes e S_2 , 40% das vezes, para todas as distribuições consideradas. Para $k = 84$, estas taxas são menores ainda, ficando em torno de 46% e 31% aproximadamente.

Assim, o teste que obteve melhor desempenho nas simulações com processo gerador de dados estacionário foi o teste M_1 , que sempre rejeitou a hipótese nula de passeio aleatório, como esperado, independente da presença de outlier ou inliers. Dentre as versões robustas, a de melhor desempenho foi o teste S_1 .

b) Processo gerador de dados passeio aleatório com drift

Para o processo passeio aleatório com drift esperamos que a frequência com que os testes rejeitam a hipótese nula de passeio aleatório esteja próxima do nível de significância especificado. Uma vez que estamos sob a hipótese nula, o ideal é que as taxas de rejeição estejam bem próximas ao tamanho nominal do teste, 5%. Quando a série não possui outlier ou inliers (Tabela 14), todos os testes apresentam taxas de rejeição próximas a 5%, exceto o teste M_2 com distribuição Cauchy dos erros e o teste S_1 com erros exponenciais.

Os testes R_1 , R_2 , S_1 e S_2 são pouco sensíveis à introdução de um outlier na série e permanecem exatos (com exceção do teste S_1 com inovações exponenciais). Como vemos na Tabela 16, não existem diferenças significantes relativamente aos resultados exibidos na Tabela 15 para estes testes. Já o teste M_1 torna-se liberal com a introdução de um outlier na série, rejeitando com probabilidade 1 a hipótese nula de passeio aleatório. Ao contrário, M_2 melhora seu desempenho com a introdução de um outlier, pois rejeita a hipótese nula com probabilidade 0 nas distribuições normal padrão, t_3 , e $\text{Exp}(1) - 1$ dos erros, e até para a distribuição Cauchy a probabilidade de rejeição da hipótese nula do

teste M_2 fica abaixo do tamanho nominal do teste: 0.91% para $k = 48$ e 1.84% para $k = 84$.

Com inliers nos dados o teste M_1 permanece liberal para $k = 48$ uma vez que apresenta taxas de rejeição da hipótese nula de passeio aleatório moderadas a altas. Para $k = 84$, as taxas são reduzidas, mas ainda apresentam distorções de tamanho. O teste M_2 para $k = 48$, com exceção do caso em que a distribuição dos erros é Cauchy, apresenta taxas de rejeição pequenas e próximas ao tamanho nominal do teste. Para $k = 84$, as taxas de rejeição do teste M_2 são altas, com valores entre 27.84% e 37% para as distribuições consideradas. As taxas de rejeição dos testes R_1 e R_2 aumentam e para o teste S_1 elas diminuem, assim estes testes não são exatos na presença de inliers. Contudo, o teste S_2 permanece com taxas de rejeição próximas a 5%, independente do valor de k e da distribuição dos erros.

c) Processo gerador de dados ARIMA(0,1,1)

As Tabelas 18, 19 e 20 mostram que os testes em análise possuem baixo poder neste processo gerador de dados, uma vez que exibem baixas taxas de rejeição. Quando a série não possui outlier ou inliers, as maiores taxas são alcançadas pelo teste M_2 . Com a introdução de um outlier nos dados, o teste M_1 passa a apresentar altas taxas de rejeição. Mas este comportamento é consequência do viés encontrado na razão de variâncias para esta especificação. Como podemos ver nas simulações anteriores (Tabela 9), $\widehat{V}2_k$ apresenta valores muito baixos, tendendo a zero, para este processo gerador de dados com outlier. Em contraste, o teste M_2 , após a introdução de um outlier, passa a não rejeitar a hipótese nula em aproximadamente 100% das vezes. Os testes robustos mantêm suas taxas de rejeição quase inalteradas.

Quando os dados contêm inliers (Tabela 19), os testes apresentam também baixas taxas de rejeição; o problema é mais grave para o teste M_1 , para $k = 84$.

Concluimos enfim, que o teste S_2 apresentou melhor desempenho global, uma vez que permanece exato na presença de outlier e inliers. O teste da razão de variâncias tradicional M_1 possui o melhor desempenho quando o esperado é rejeitar a hipótese nula. Os resultados do teste M_1 para o processo passeio aleatório sem outlier ou inliers também são bons, com tamanhos empíricos próximos ao nível nominal. O problema ocorre quando se introduz um outlier ou inliers na série e o teste passa a rejeitar a hipótese nula com demasiada frequência.

Tabela 12. Taxas de rejeição para o processo estacionário sem outlier ou inliers (poder).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	100.00	100.00	2.93	3.09	77.69	49.18
	(b)	100.00	100.00	5.11	5.02	92.11	80.43
	(c)	100.00	23.25	5.92	6.30	92.23	80.30
	(d)	100.00	100.00	5.92	5.41	92.03	80.76
84	(a)	100.00	100.00	4.69	4.72	77.19	52.91
	(b)	99.99	81.18	4.79	4.83	76.93	52.08
	(c)	99.78	3.63	5.62	5.79	77.06	52.60
	(d)	100.00	97.80	5.08	4.95	76.71	52.55

Tabela 13. Taxas de rejeição para o processo estacionário com outlier (poder).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	100.00	0.00	5.06	5.10	92.19	80.50
	(b)	100.00	0.00	5.21	5.29	92.34	80.20
	(c)	100.00	0.15	5.93	6.28	92.10	80.32
	(d)	100.00	0.00	5.87	5.36	92.04	80.61
84	(a)	100.00	0.00	4.72	4.76	77.20	52.72
	(b)	100.00	0.00	4.86	4.87	76.83	52.01
	(c)	99.98	0.02	5.62	5.80	77.04	52.67
	(d)	100.00	0.00	5.19	4.95	76.87	52.29

Tabela 14. Taxas de rejeição para o processo estacionário com inliers (poder).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	100.00	100.00	7.94	6.26	49.60	40.25
	(b)	100.00	97.13	8.83	6.85	48.31	39.95
	(c)	100.00	23.26	10.03	7.78	48.65	40.78
	(d)	100.00	100.00	8.09	6.50	47.97	39.56
84	(a)	100.00	100.00	6.79	5.96	39.90	30.71
	(b)	99.99	80.51	7.60	6.14	39.80	31.01
	(c)	99.76	3.57	9.08	7.44	39.50	30.73
	(d)	100.00	97.42	6.72	5.94	39.62	30.68

Tabela 15. Taxas de rejeição para o processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ sem outlier ou inliers (tamanho).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	2.90	5.42	5.05	5.02	5.03	5.03
	(b)	2.59	5.67	5.63	4.48	4.50	4.07
	(c)	2.95	19.00	4.79	4.92	4.67	4.65
	(d)	2.93	5.60	5.00	4.94	54.75	4.95
84	(a)	2.29	2.44	4.91	4.94	5.03	5.03
	(b)	2.25	2.80	4.77	4.72	4.95	5.20
	(c)	0.66	18.79	4.64	4.87	5.16	4.47
	(d)	2.19	2.30	4.91	4.88	58.86	4.54

Tabela 16. Taxas de rejeição para o processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ com outlier (tamanho).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	100.00	0.00	5.06	5.00	4.88	5.03
	(b)	99.94	0.00	4.69	4.51	4.60	4.89
	(c)	90.28	0.91	4.82	4.94	4.58	4.54
	(d)	100.00	0.00	5.04	4.90	54.00	5.02
84	(a)	99.95	0.00	4.94	4.92	4.89	5.03
	(b)	98.99	0.00	4.77	4.76	5.10	5.18
	(c)	71.45	1.02	4.67	4.87	5.22	4.76
	(d)	99.97	0.00	4.99	4.92	57.92	4.47

Tabela 17. Taxas de rejeição para o processo passeio aleatório com drift $\mu = 0.1$ com inliers (tamanho).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	88.09	0.83	10.06	8.20	3.59	5.05
	(b)	66.70	2.46	9.81	7.87	3.55	5.05
	(c)	50.52	11.04	10.21	8.27	3.49	4.88
	(d)	89.04	0.93	10.17	8.00	79.45	5.08
84	(a)	6.29	0.00	8.62	7.27	5.45	4.98
	(b)	1.77	0.09	8.45	7.37	5.45	4.67
	(c)	0.15	3.77	8.95	7.66	6.03	4.69
	(d)	5.33	0.01	8.98	7.45	79.91	4.64

Tabela 18. Taxas de rejeição para o processo ARIMA(0,1,1) sem outlier ou inliers (poder).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	38.67	42.93	6.54	6.70	6.23	21.26
	(b)	39.36	40.90	6.71	6.59	8.21	24.27
	(c)	46.70	19.13	8.48	8.60	8.49	27.38
	(d)	38.05	41.35	6.46	6.44	81.23	22.93
84	(a)	23.00	23.57	6.25	6.67	3.72	14.68
	(b)	23.52	23.02	6.71	6.94	4.55	16.67
	(c)	19.85	11.80	8.59	8.77	4.19	18.07
	(d)	23.18	23.29	6.63	6.51	77.50	15.51

Tabela 19. Taxas de rejeição para o processo ARIMA(0,1,1) com outlier (poder).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	99.95	0.00	6.69	6.82	6.21	20.69
	(b)	99.38	0.00	6.71	6.76	8.14	23.77
	(c)	86.89	0.02	8.69	8.86	8.37	26.13
	(d)	99.95	0.00	6.52	6.56	80.42	22.21
84	(a)	94.61	0.00	6.37	6.76	3.86	14.30
	(b)	89.93	0.00	6.87	7.04	4.53	16.34
	(c)	68.52	0.04	8.73	9.01	4.18	17.57
	(d)	94.41	0.00	6.76	6.60	76.92	15.13

Tabela 20. Taxas de rejeição para o processo ARIMA(0,1,1) com inliers (poder).

k	Distribuição	M_1	M_2	R_1	R_2	S_1	S_2
48	(a)	36.90	1.10	13.90	11.83	9.96	26.44
	(b)	37.63	1.25	15.39	13.05	12.13	28.17
	(c)	42.89	1.40	18.97	16.00	12.82	24.30
	(d)	36.98	1.09	13.57	11.33	92.35	28.73
84	(a)	0.57	0.36	11.87	10.52	4.92	16.09
	(b)	0.55	0.34	13.33	11.79	5.80	17.79
	(c)	0.20	0.43	16.31	14.31	5.61	16.07
	(d)	0.49	0.27	11.65	10.17	89.35	16.78

Capítulo 6

Aplicações empíricas

6.1. Algumas considerações

Uma forma de medir inflação é através de índices que registrem o ritmo evolutivo de preços de um agregado de bens e serviços durante uma seqüência de períodos de tempo. Existem vários índices de preços calculados através de fórmulas e metodologias distintas. No Brasil, o Índice Geral de Preços (IGP) é um índice inflacionário calculado mensalmente pela Fundação Getúlio Vargas (FGV). Os conceitos Disponibilidade Interna e Oferta Global referem-se à forma como se considera o componente IPA (Índice de Preços no Atacado). O IGP no conceito Disponibilidade Interna (IGP-DI) procura medir os preços que afetam diretamente as unidades econômicas situadas dentro do território brasileiro. Das ponderações é excluída a parte do produto interno que é exportada; no conceito Oferta Global a parte do produto que é exportada é considerada.

Nosso interesse reside na análise do comportamento dinâmico do IGP-DI, que engloba somente produtos disponíveis para o mercado interno, sendo utilizado na deflação das contas nacionais em todas as suas desagregações. Este índice foi criado em 1944 com o objetivo de balizar o comportamento de preços em geral na economia e representa uma média aritmética ponderada composta pelos seguintes fatores:

- Índice de Preços no Atacado (IPA): onde entram preços praticados no mercado atacadista e representa 60% do IGP-DI.

- Índice de Preços ao Consumidor (IPC): a coleta de dados ocorre nas cidades de São Paulo e Rio de Janeiro dentre as famílias que têm renda mensal entre 1 e 33 salários mínimos; representa 30% do IGP-DI.

- Índice Nacional de Construção Civil (INCC): onde são avaliados os preços no setor de construção civil, tanto de materiais como de mão-de-obra; representa 10% do IGP-DI.

O período de coleta dos dados para o IGP-DI se estende do primeiro ao último dia do mês de referência e a divulgação ocorre em torno do dia 20 do mês posterior. Os valores utilizados neste trabalho são dados primários recolhidos de várias edições da publicação *Conjuntura Econômica* (publicação da FGV). Ao todo são 713 observações referentes a variações mensais que abrangem o período de fevereiro de 1944 a junho de 2003.

Nosso objetivo é medir o grau de inércia na inflação brasileira através das medidas

de persistência mencionadas no decorrer desta dissertação: $\widehat{V1}_k, \widehat{V2}_k, \widehat{R1}_k, \widehat{R2}_k, \widehat{S1}_k$ e $\widehat{S2}_k$. Para efeito de comparação, analisamos também os comportamentos dinâmicos da inflação em outros três países: Chile, Argentina e México.

Para o México dispomos de uma série com 413 observações envolvendo o período de fevereiro de 1969 a junho de 2003, composta de variações mensais do INPC (Índice Nacional de Precios al Consumidor). O INPC é calculado pelo Banco do México (Banxico) e a fonte dos dados é a página eletrônica da instituição: <http://www.banxico.org.mx>. A série do Chile é formada pelas variações mensais do IPC (Índice de Precios al Consumidor) calculadas mensalmente pelo Instituto Nacional de Estadísticas (INE). A fonte dos dados é a página eletrônica da instituição: <http://www.ine.cl>. Para a Argentina dispomos de variações mensais do IPC fornecidas pelo Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina. A fonte de dados é a página eletrônica <http://www.indec.mecon.ar>. A abrangência e o tamanho das séries do Chile e da Argentina são os mesmos da série brasileira. Todos os dados se encontram disponíveis no Apêndice A.

6.2. Análise da dinâmica inflacionária brasileira

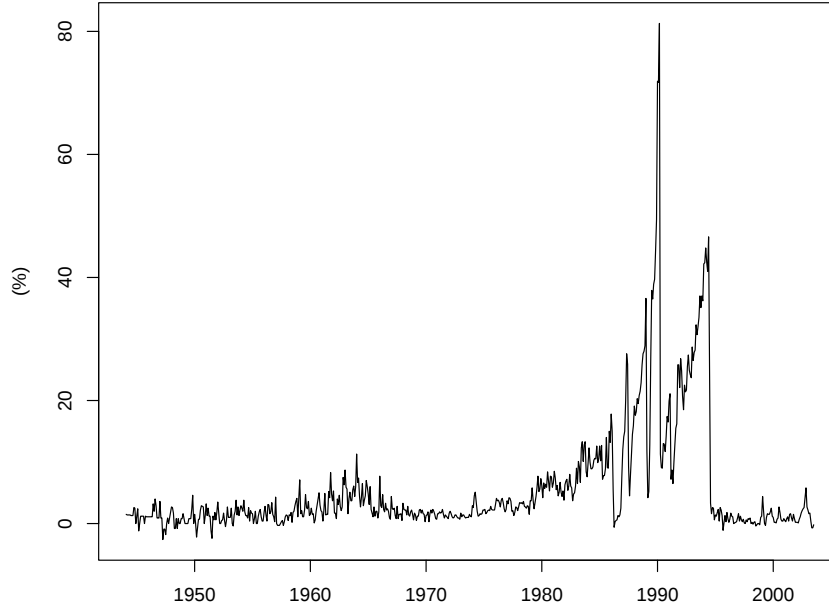
Como vemos a partir dos dados apresentados no Apêndice A e na Figura 3, a série do IGP-DI é caracterizada por crescimentos acentuados iniciados no início dos anos 80, que levaram o país à hiperinflação em 1989. Desde 1979 a história econômica brasileira foi marcada por muitas intervenções governamentais repentinas destinadas a controlar a inflação. Porém, alguns destes planos de choque não obtiveram o efeito esperado, nem mesmo a curto prazo, e por isso não introduziram inliers significativos na série, uma vez que não conseguiram baixar o nível das taxas inflacionárias. Este foi o caso dos planos de choque Delfim I, Delfim II, Delfim III, Dornelles, Arroz com Feijão, Éris, Marcílio e o Programa de Ação Imediata. Portanto, nesta seção analisamos a inércia na inflação brasileira na presença de potenciais inliers consequentes principalmente dos planos Cruzado, Bresser, Verão, Collor I, Collor II e Real.

A estratégia adotada foi calcular $\widehat{V1}_k, \widehat{V2}_k, \widehat{R1}_k, \widehat{R2}_k, \widehat{S1}_k$ e $\widehat{S2}_k$ para amostras contendo ou não observações que potencialmente podem ser inliers:

- BR1) 1944:02 a 2003:06, 713 observações;
- BR2) 1944:02 a 1985:12, 503 observações;
- BR3) 1980:01 a 1989:12, 120 observações;
- BR4) 1980:01 a 1993:12, 168 observações;
- BR5) 1994:01 a 2003:06, 114 observações;
- BR6) 1994:08 a 2003:06, 107 observações.

A amostra BR1 é a série completa com todas as observações disponíveis. Como o primeiro plano de choque significativo para o Brasil foi o Plano Cruzado, implementado em março de 1986, a amostra BR2 não contém inliers. A amostra BR3 abrange o crescimento expansivo das taxas inflacionárias na década de 80 e termina antes da implementação do Plano Collor I. BR4 inicia também em 1980, mas abrange os efeitos de todos os planos anteriores ao Plano Real terminando antes da implementação deste plano. As amostras BR5 e BR6 incluem os efeitos do Plano Real. A diferença entre elas é que a série BR5 possui 7 observações a mais que a série BR6. Estas observações, com valores entre 24% e 47%, referem-se às taxas mensais de inflação de janeiro a julho de 1994. Estas observações não podem ser consideradas outliers para a amostra BR5, mas são observações distoantes, já que a partir de agosto de 1994 a maior taxa registrada foi 4.4% em fevereiro de 1999, tendo sido sempre menor que 3% nos outros meses.

Figura 3. Inflação no Brasil de acordo com o IGP-DI, fevereiro de 1944 a junho de 2003.



Para a amostra BR1 (Tabela 21a) $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ decrescem à medida que o valor de k aumenta e apresentam valores muito próximos, quase sempre iguais, como esperado. Para $k = 2$ e $k = 3$, estas medidas sugerem efeitos acentuados dos choque ocorrido, mas as estimativas decaem de forma que para $k = 84$ (isto é, 84 meses ou 7 anos após o choque inicial) temos $\widehat{V1}_{84} = \widehat{V2}_{84} = 0.16$. Apoiados neste resultado, Campêlo e Cribari-Neto (2003) afirmam que a inércia na dinâmica inflacionária brasileira é de segunda ordem, em contraste às conclusões de Cati et al. (1999) e Novaes (1990). Campêlo e Cribari-Neto (2003) lembram que no início do ano 1999, com a repentina e acentuada desvalorização

da moeda brasileira, a taxa inflacionária saltou de 1.2% em janeiro para 4.4% no mês seguinte e logo em abril a taxa de inflação foi aproximadamente nula. Os efeitos do choque foram, portanto, rapidamente dissipados.

Os resultados obtidos a partir das versões robustas da razão de variâncias não concordam com aqueles obtidos usando a razão de variâncias tradicional. $\widehat{R1}_k$ e $\widehat{R2}_k$ aumentam substancialmente à medida que k cresce, indicando comportamento explosivo na dinâmica inflacionária; temos $\widehat{R1}_{84} = 3.94$ e $\widehat{R2}_{84} = 4.39$. Os valores de $\widehat{S1}_k$ e $\widehat{S2}_k$ para $k \geq 6$ aumentam à medida que k cresce e, mesmo não sendo explosivos, $\widehat{S1}_{84} = 1.95$ e $\widehat{S2}_{84} = 1.11$, este sugerindo inércia completa. Estes resultados podem ser justificados com base no comportamento da série no período de janeiro de 1993 a junho de 1994, cerca de 84 meses após a implementação do plano Cruzado. Estes meses registraram taxas de inflação altas, quase sempre crescentes e imunes à intervenção do Programa de Ação Imediata (junho de 1993) e que só foram reduzidos quando o Plano Real impôs novo ritmo ao processo, baixando as taxas a partir de agosto de 1994. Ou seja, neste período a inflação apresentou comportamento inercial. Houve persistência das altas taxas inflacionárias e isto é revelado nos resultados encontrados pelas medidas robustas baseadas em sinais.

Ignorando os valores explosivos, temos então para a série brasileira dois resultados discordantes: $\widehat{V1}_{84} = \widehat{V2}_{84} = 0.16$ e $\widehat{S2}_{84} = 1.11$. Submetemos esta série aos testes da hipótese de passeio aleatório e os testes M_2 , S_1 e S_2 não rejeitam a hipótese de passeio aleatório na série completa da dinâmica inflacionária brasileira ao nível de 5%, o que concorda com o resultado obtido por $\widehat{S2}_{84}$.

Para a série truncada BR2 os resultados, para todas as versões, revelam grau de inércia sempre menor do que a respectiva estimativa obtida com a série completa. Temos $\widehat{V1}_{84} = 0.08$ (metade do valor encontrado para a amostra BR1) e $\widehat{V2}_{84} = 0.05$. Os resultados obtidos a partir de $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ indicam que a inflação brasileira seguiu uma dinâmica inflacionária aproximadamente estacionária até a introdução do primeiro plano de choque no início de 1986. Tal dinâmica não tem componente inercial. De acordo com este resultado, o plano Cruzado pode ter sido baseado num diagnóstico equivocado da inflação brasileira. Por outro lado, $\widehat{S2}_{84} = 0.68$ sugere inércia moderada no período anterior aos planos de choque.

Para as séries BR3, BR4, BR5 e BR6 diminuimos o valor máximo de k , uma vez que estas amostras têm tamanhos menores. Como vemos na Tabela 21b, para a amostra BR3 existe uma forte discrepância entre os resultados de $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$, os quais, teoricamente, deveriam estar próximos. A razão de variâncias tradicional fornece $\widehat{V2}_{42} = 0.25$ para o grau de inércia neste período. A aproximação de Cochrane $\widehat{V1}_{42}$ fornece uma estimativa

Tabela 21a. Medidas de persistência para a inflação no Brasil.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(BR1) 1944:02 a 2003:06	2	1.00	1.00	1.13	1.14	0.92	0.92
	3	0.99	0.99	1.24	1.25	0.85	0.83
	4	0.89	0.89	1.33	1.34	0.82	0.78
	5	0.80	0.80	1.41	1.43	0.82	0.76
	6	0.73	0.73	1.48	1.51	0.81	0.73
	12	0.46	0.46	1.86	1.91	0.83	0.66
	18	0.36	0.36	2.13	2.20	0.94	0.69
	24	0.30	0.30	2.40	2.48	1.07	0.73
	30	0.26	0.26	2.67	2.78	1.19	0.78
	36	0.23	0.23	2.95	3.09	1.30	0.82
	42	0.20	0.20	3.17	3.34	1.39	0.87
	48	0.15	0.15	3.35	3.55	1.47	0.92
	54	0.16	0.16	3.52	3.76	1.54	0.96
	60	0.17	0.17	3.69	3.97	1.62	1.01
	66	0.17	0.16	3.81	4.13	1.71	1.05
	72	0.16	0.16	3.89	4.26	1.79	1.08
	78	0.16	0.16	3.93	4.34	1.87	1.10
	84	0.16	0.16	3.94	4.39	1.95	1.11
(BR2) 1944:02 a 1985:12	2	0.67	0.67	1.18	1.19	0.86	0.85
	3	0.46	0.46	1.35	1.35	0.75	0.73
	4	0.40	0.39	1.45	1.44	0.71	0.68
	5	0.34	0.34	1.54	1.53	0.69	0.65
	6	0.28	0.27	1.62	1.60	0.69	0.63
	12	0.14	0.13	2.09	2.05	0.71	0.60
	18	0.12	0.11	2.53	2.49	0.82	0.65
	24	0.10	0.09	2.92	2.87	0.91	0.68
	30	0.09	0.08	3.25	3.22	0.98	0.70
	36	0.07	0.06	3.49	3.46	1.04	0.71
	42	0.08	0.06	3.68	3.66	1.09	0.71
	48	0.07	0.06	3.80	3.80	1.14	0.71
	54	0.08	0.06	3.85	3.86	1.18	0.70
	60	0.07	0.05	3.87	3.89	1.22	0.68
	66	0.08	0.05	3.82	3.85	1.27	0.67
	72	0.08	0.05	3.73	3.76	1.31	0.67
	78	0.08	0.05	3.58	3.63	1.37	0.68
	84	0.08	0.05	3.41	3.47	1.42	0.68

quase o triplo do valor de $\widehat{V}2_{42}$ e, assim, sugere inércia moderada neste período, que envolve o crescimento explosivo das taxas inflacionárias brasileiras e precede a implementação do plano Collor I. As versões robustas da razão de variâncias fornecem valores ainda maiores e sugerem inércia completa neste período. De fato, o resultado encontrado pela medida $\widehat{V}2_k$ não condiz com o comportamento da inflação neste período, em que as taxas se mostraram sempre crescentes e resistentes aos planos Cruzado, Bresser, Arroz com Feijão e Verão. As estimativas altas obtidas são consistentes com este comportamento.

Tabela 21b. Medidas de persistência para a inflação no Brasil.

Amostra	k	$\widehat{V}1_k$	$\widehat{V}2_k$	$\widehat{R}1_k$	$\widehat{R}2_k$	$\widehat{S}1_k$	$\widehat{S}2_k$
(BR3) 1980:01 a 1989:12	2	1.19	1.19	1.15	1.16	1.00	0.93
	3	1.18	1.16	1.23	1.21	0.99	0.84
	4	1.10	1.08	1.35	1.32	1.00	0.87
	5	0.97	0.94	1.46	1.42	1.01	0.88
	6	0.87	0.84	1.54	1.52	1.03	0.89
	12	0.60	0.31	2.06	2.07	1.43	1.08
	18	0.51	0.24	2.36	2.32	1.81	1.27
	24	0.61	0.32	2.32	2.28	2.12	1.41
	30	0.58	0.21	2.50	2.44	2.37	1.49
	36	0.65	0.26	2.61	2.54	2.66	1.50
	42	0.73	0.25	2.72	2.63	2.69	1.32
(BR4) 1980:01 a 1993:12	2	1.00	1.00	1.12	1.12	0.97	0.91
	3	1.00	1.00	1.25	1.24	0.96	0.86
	4	0.88	0.88	1.32	1.30	0.98	0.84
	5	0.77	0.77	1.38	1.35	1.01	0.84
	6	0.68	0.68	1.41	1.37	1.00	0.79
	12	0.39	0.39	1.67	1.67	1.23	0.76
	18	0.29	0.29	1.87	1.84	1.53	0.78
	24	0.24	0.23	1.77	1.66	1.91	0.83
	30	0.21	0.20	1.55	1.36	2.37	0.91
	36	0.19	0.16	1.39	1.16	2.80	0.96
	42	0.17	0.14	1.32	1.09	3.22	1.00

Com os efeitos do Plano Collor I e dos outros planos anteriores ao Plano Real (Tabela 21b, BR4), as estimativas $\widehat{V}1_k$ concordam com os valores de $\widehat{V}2_k$ e indicam baixa persistência no período anterior ao Plano Real. Por sua vez, as medidas robustas sugerem inércia completa na série brasileira. Esta amostra contém um outlier significativo refe-

rente à taxa do mês de março de 1990, 81.3%. As simulações realizadas indicaram que a razão de variâncias tradicional é bastante viesada na presença de outlier. Em contraste, a presença de outlier não afeta a confiabilidade da medida baseada em sinais. Assim, a estimativa $\widehat{S2}_k$ é mais confiável e concluímos que o período anterior ao Plano Real foi completamente inercial. Isto é comprovado pelo comportamento da série neste período: taxas crescentes e propensas à aceleração diante de todos os choques governamentais.

Tabela 21c. Medidas de persistência para a inflação no Brasil.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(BR5) 1994:01 a 2003:06	2	1.33	1.33	1.05	1.05	1.00	1.06
	3	1.38	1.37	1.15	1.16	0.93	1.08
	4	1.42	1.42	1.19	1.20	0.90	1.14
	5	1.47	1.47	1.20	1.20	0.89	1.16
	6	1.50	1.49	1.21	1.21	0.84	1.16
	12	1.54	0.93	1.17	1.11	0.48	0.86
	18	1.65	0.76	1.11	1.01	0.41	0.96
	24	1.75	0.68	0.95	0.88	0.39	1.16
	30	1.86	0.69	0.89	0.85	0.39	1.21
(BR6) 1994:08 a 2003:06	2	0.84	0.83	1.15	1.15	1.01	0.92
	3	0.69	0.67	1.11	1.12	0.95	0.81
	4	0.58	0.55	1.05	1.08	0.91	0.76
	5	0.53	0.48	1.02	1.06	0.87	0.75
	6	0.51	0.45	0.98	1.05	0.81	0.70
	12	0.33	0.20	0.89	0.95	0.47	0.47
	18	0.27	0.15	0.82	0.90	0.38	0.33
	24	0.25	0.14	0.66	0.74	0.37	0.24
	30	0.24	0.14	0.55	0.63	0.38	0.19

Comparando os resultados das amostras BR5 e BR6 na Tabela 21c, vemos que a medida $\widehat{S1}_k$ é insensível à presença das observações distoantes referentes ao período de janeiro a julho de 1994. Em contraste, para as outras medidas as estimativas são bem mais elevadas na presença destas observações, sugerindo persistência de inovações a longo prazo. Quando são retiradas as observações distoantes, todas as medidas indicam um grau bem reduzido de persistência. Ambos os resultados podem ser justificados. A série BR5 inicia com taxas altas, referentes ao período de janeiro a julho de 1994. A economia, estagnada desde 1989, fechava o ano anterior com uma inflação anual de 2103.7%. De janeiro a junho de 1994 houve hiperinflação, com as taxas ultrapassando a margem de 41%. Em março de 1994 era implementado o Plano Real e seus efeitos

surgiram em julho, quando as taxas caíram abruptamente para 24.7%. Foram as últimas variações mensais de dois dígitos na história inflacionária brasileira. De agosto de 1994 em diante as taxas não retornaram aos níveis altos anteriores. Em outras palavras, a inovação causada pelo Plano Real foi altamente persistente.

A série BR6 inicia em agosto de 1994 e por isso representa uma fase mais estável da economia brasileira. Inovações nesta série referem-se a esporádicas elevações, por exemplo, em fevereiro de 1999 e em outubro de 2002. Contudo, a persistência destas inovações é pequena. Como já foi mencionado, em 1999 a inflação saltou de 1.2% em janeiro para 4.4% em fevereiro, em abril a taxa foi 0.0% e em maio baixou mais ainda para -0.3%, ou seja, a elevação de fevereiro de 1999 não persistiu. Algo semelhante ocorreu em 2002. Impulsionada pela alta do dólar no final do ano, a inflação saltou de 2.6% em setembro para 4.2% em outubro. O crescimento persistiu só até novembro, quando a inflação registrada foi 5.8%. Em dezembro a inflação já caiu para 2.7%. Daí em diante as taxas de inflação se mantiveram em patamares baixos.

6.3. Análise da dinâmica inflacionária chilena

Os dados do Chile revelam que até 1972 a inflação neste país nunca ultrapassava os 13% mensais. Nas raras vezes em que se aproximou deste nível, o problema foi imediatamente sanado. Por exemplo, em setembro de 1957, com os preços afetados pela queda das exportações, foi registrada neste país uma taxa mensal de 12.2%. Bruscamente a taxa caiu para -6.5% nos meses outubro e novembro.

Desde a década de 20 a economia chilena funcionava à base da exploração de minérios. Contudo, no final do ano de 1970 o então presidente socialista Salvador Allende nacionalizou as minas de cobre. Os Estados Unidos, que detinham o monopólio das minas, reagiram e, através de empresas americanas instaladas em território chileno como a ITT-Telefone e Telégrafo Internacional, organizaram o estrangulamento econômico do país. Em 1972 a economia chilena entrou em colapso.

O reflexo na inflação surgiu em julho, quando a taxa inflacionária saltou de 4.5% para 22.5% em agosto. Sem apoios interno e externo o governo não conseguia controlar o aumento da inflação e, em setembro de 1973, Allende foi derrubado pelo exército. Instalou-se no Chile o regime ditatorial de Augusto Pinochet, que durou mais de 16 anos. Em outubro de 1973, no primeiro mês do governo de Pinochet, a inflação atingiu 87.6% e a estabilização só veio cinco anos depois.

Desde 1980 a dinâmica da série do IPC do Chile revela que a inflação não é um problema sério para o país. A grande diferença na recente estabilização foi a implementação

de um regime de metas inflacionárias em 1990. As metas anunciadas a cada ano têm apresentado uma tendência decrescente ao longo do tempo e o país tem alcançado taxas anuais próximas às de países desenvolvidos, entre 2% e 4%.

O comportamento da série inflacionária do Chile é bem distinto do comportamento da série brasileira. Se ignorarmos o período 1972–1978 podemos afirmar que flutuações nesta série representam desvios temporários de uma tendência e o comportamento da série é de reversão para a média. Para nossa análise do grau de inércia na inflação do Chile consideramos as seguintes amostras:

CH1) 1944:02 a 2003:06 - 713 observações;

CH2) 1944:02 a 1969:12 - 311 observações;

CH3) 1960:01 a 2003:06 - 522 observações;

CH4) 1980:01 a 2003:06 - 282 observações.

A amostra CH1 é a série completa. A amostra CH2 termina bem antes da crise iniciada em agosto de 1972. A amostra CH3 contém as observações decorrentes da crise histórica de 1972 a 1975. A amostra CH4 é caracterizada por um comportamento estável, sem inliers ou outliers significativos.

Para a série completa os resultados sugerem uma dinâmica estacionária na inflação chilena. Como vemos na Tabela 22a, $\widehat{V}_{184} = \widehat{V}_{284} = 0.03$. Temos, ainda, que $\widehat{S}_{284} = 0.44$. As medidas baseadas em postos fornecem estimativas explosivas e, portanto, não são consideradas.

Figura 4. Inflação no Chile de acordo com o IPC, fevereiro de 1944 a junho de 2003.

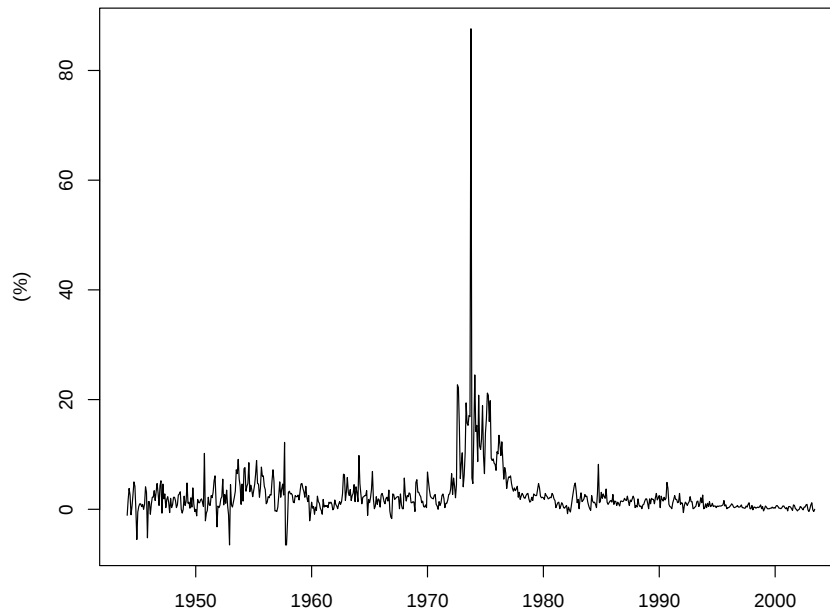


Tabela 22a. Medidas de persistência para a inflação do Chile.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(CH1) 1944:02 a 2003:06	2	0.57	0.57	1.26	1.25	0.85	0.85
	3	0.38	0.38	1.49	1.48	0.73	0.72
	4	0.25	0.25	1.70	1.68	0.65	0.64
	5	0.22	0.22	1.93	1.91	0.57	0.56
	6	0.20	0.20	2.17	2.14	0.52	0.52
	12	0.09	0.09	3.38	3.33	0.47	0.45
	18	0.07	0.07	4.43	4.36	0.53	0.51
	24	0.07	0.06	5.45	5.34	0.55	0.51
	30	0.06	0.05	6.41	6.30	0.57	0.52
	36	0.05	0.05	7.29	7.17	0.58	0.53
	42	0.05	0.05	8.14	8.02	0.59	0.53
	48	0.04	0.04	8.98	8.87	0.60	0.53
	54	0.04	0.04	9.82	9.72	0.59	0.52
	60	0.04	0.04	10.62	10.53	0.59	0.51
	66	0.03	0.03	11.41	11.32	0.58	0.49
	72	0.03	0.03	12.18	12.09	0.57	0.47
	78	0.03	0.03	12.90	12.81	0.56	0.46
	84	0.03	0.03	13.56	13.46	0.56	0.44

Para amostra CH2 temos $\widehat{V1}_{84} = \widehat{V2}_{84} = 0.02$, Tabela 22b. As medidas baseadas em sinais também apresentam valores próximos daqueles obtidos em média em nossas simulações para o processo gerador de dados estacionário. Com base nos resultados podemos afirmar que no período anterior à crise de 1972 a inércia inflacionária chilena foi insignificante. Este resultado concorda com a dinâmica desta série, onde se observa que elevações nas taxas inflacionárias eram imediatamente remediadas e não eram persistentes. Note que a fase de crescimento explosivo das taxas, presente na amostra CH1, contaminou as medidas baseadas em postos.

Para as séries CH3 e CH4, a razão de variâncias tradicional indica persistência de segunda ordem. As medidas baseadas em postos $\widehat{R1}_k$ e $\widehat{R2}_k$ fornecem estimativas elevadas mas menores que aquelas encontradas para série completa (CH1) e são maiores na amostra em que a crise de 1972 está presente (CH3). $\widehat{S1}_k$ para a série CH3 é igual a 0.68 e para a série CH4 é 0.36, revelando persistência moderada e fraca. Já a medida $\widehat{S2}_k$ fornece, para ambas as séries, estimativas que indicam inércia completa, em contraste com as medidas $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$.

Tabela 22b. Medidas de persistência para a inflação do Chile.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(CH2) 1944:02 a 1969:12	2	0.65	0.65	0.99	1.00	0.82	0.83
	3	0.48	0.47	0.93	0.95	0.70	0.71
	4	0.34	0.34	0.93	0.95	0.61	0.61
	5	0.28	0.27	0.97	0.98	0.55	0.55
	6	0.23	0.22	1.00	1.01	0.49	0.49
	12	0.10	0.09	1.17	1.20	0.37	0.37
	18	0.09	0.08	1.40	1.48	0.41	0.40
	24	0.07	0.06	1.71	1.84	0.39	0.40
	30	0.06	0.05	1.95	2.13	0.37	0.38
	36	0.05	0.04	2.21	2.44	0.38	0.39
	42	0.05	0.04	2.44	2.72	0.38	0.40
	48	0.04	0.03	2.68	3.00	0.37	0.39
	54	0.04	0.03	2.94	3.27	0.34	0.38
	60	0.02	0.02	3.15	3.50	0.32	0.36
(CH3) 1960:01 a 2003:06	2	0.56	0.56	1.26	1.23	0.86	0.86
	3	0.37	0.37	1.44	1.40	0.74	0.75
	4	0.24	0.24	1.60	1.54	0.66	0.71
	5	0.21	0.21	1.78	1.70	0.60	0.67
	6	0.20	0.20	1.97	1.88	0.57	0.64
	12	0.09	0.09	2.89	2.71	0.55	0.65
	18	0.07	0.07	3.56	3.35	0.64	0.73
	24	0.07	0.07	4.18	3.93	0.66	0.77
	30	0.06	0.06	4.86	4.56	0.69	0.82
	36	0.05	0.05	5.50	5.14	0.71	0.86
	42	0.05	0.05	6.05	5.67	0.71	0.92
	48	0.05	0.05	6.54	6.15	0.72	0.98
	54	0.04	0.04	6.99	6.59	0.71	1.05
	60	0.04	0.04	7.40	6.99	0.71	1.12
	66	0.04	0.04	7.72	7.28	0.70	1.17
	72	0.03	0.03	8.04	7.58	0.69	1.22
	78	0.03	0.03	8.35	7.85	0.68	1.26
	84	0.03	0.03	8.66	8.12	0.68	1.31

Tabela 22c. Medidas de persistência para a inflação do Chile.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(CH4) 1980:01 a 2003:06	2	0.72	0.72	1.27	1.24	0.87	0.84
	3	0.49	0.49	1.44	1.35	0.75	0.74
	4	0.43	0.43	1.63	1.49	0.68	0.73
	5	0.32	0.32	1.78	1.61	0.57	0.65
	6	0.26	0.26	1.90	1.70	0.52	0.59
	12	0.12	0.12	2.44	2.08	0.47	0.59
	18	0.10	0.10	2.81	2.34	0.50	0.65
	24	0.06	0.05	3.07	2.51	0.50	0.70
	30	0.06	0.05	3.31	2.65	0.50	0.76
	36	0.05	0.04	3.70	2.94	0.50	0.81
	42	0.05	0.04	4.05	3.17	0.49	0.89
	48	0.04	0.03	4.32	3.32	0.48	0.99
	54	0.04	0.03	4.54	3.43	0.46	1.07
	60	0.03	0.02	4.78	3.56	0.44	1.15
	66	0.03	0.02	4.99	3.69	0.43	1.21
	72	0.03	0.02	5.15	3.77	0.42	1.26
	78	0.03	0.02	5.36	3.90	0.39	1.30
	84	0.02	0.01	5.53	4.02	0.36	1.34

6.4. Análise da dinâmica inflacionária argentina

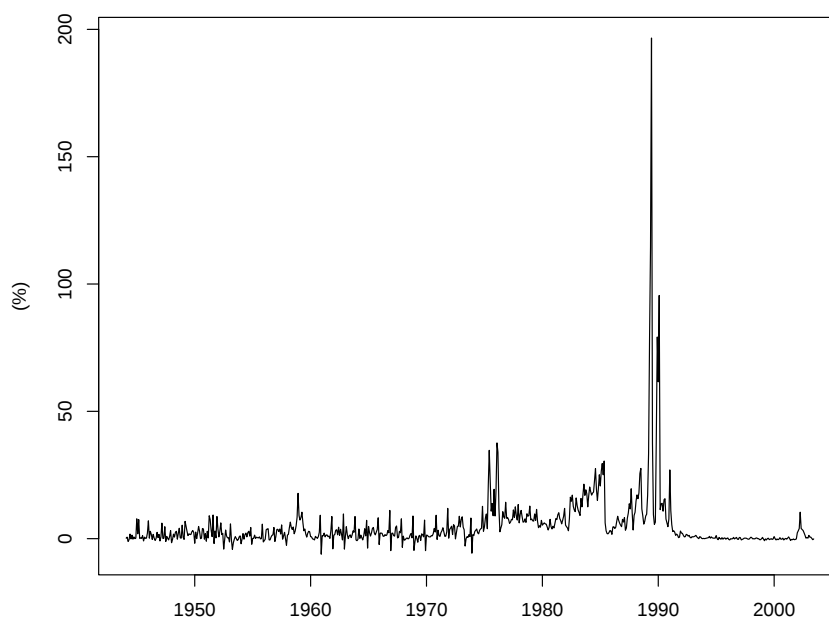
Entre as duas grandes guerras mundiais, a Argentina foi um país promissor, possuindo a economia mais próspera da América Latina. Contudo, a partir dos anos 50, a má administração, a corrupção e o autoritarismo do Estado vinham criando condições para que uma crise se instalasse no país. Houve crescimento acentuado das taxas de inflação em meados dos anos setenta.

A década de 80 se inicia com a dissolução da ditadura militar, em 1983. Para debelar a hiperinflação, em 1985 o então presidente Raúl Alfonsín implementou o Plano Austral. Este plano, implementado cinco meses antes do Plano Cruzado no Brasil, consistia na redução dos gastos do governo, suspensão da emissão de dinheiro, aumento de impostos e congelamento de preços, salários e tarifas públicas. A nova moeda instalada com o plano de choque, o Austral, controlou a crise por nove meses, porém, posteriormente, provocou desemprego, diminuiu o poder aquisitivo dos trabalhadores e logo a inflação ressurgiu. Em 1988, foi implementado o Plano Primavera, que se resumia em providências semelhantes às aplicadas durante o Plano Austral, mas também fracassou. No mês de julho foi registrada a maior variação mensal do ano, 27.6%.

No ano de 1989, agravada pela hipervalorização do dólar, a inflação atingiu a marca recorde de 196.6% no mês de junho. Em 1991, o presidente Carlos Menem, juntamente com Domingo Cavallo (Ministro das Finanças), introduziu o regime de “currency board”, um sistema monetário onde o peso (a moeda corrente argentina) foi rigidamente fixado ao dólar. Inicialmente a economia reagiu bem. A inflação caiu drasticamente e o desempenho econômico melhorou. A economia argentina prosperou até 1995, quando o país entrou em recessão devido ao contágio da crise econômica do México, também conhecida como Efeito Tequila. Desde então o país, agravado por outras crises, passa por forte recessão econômica.

A Argentina é agora um país empobrecido, muito endividado e com uma instabilidade econômica, social e política jamais vista. No final de 2001 o país chegou a ter cinco presidentes em menos de um mês. Após quatro anos de estagnação, o país atualmente se recupera lentamente. Como podemos ver na Figura 5, desde 1992 há uma estabilidade extraordinária dos preços, mas na realidade os preços estão estabilizados num patamar demasiadamente alto.

Figura 5. Inflação na Argentina de acordo com o IPC, fevereiro de 1944 a junho de 2003.



Para nossa análise consideramos as seguintes amostras:

- AR1) 1944:02 a 2003:06 - 713 observações;
- AR2) 1944:02 a 1969:12 - 275 observações;
- AR3) 1970:01 a 1988:12 - 228 observações;
- AR4) 1994:01 a 2003:06 - 114 observações.

Tabela 23a. Medidas de persistência para a inflação na Argentina.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(AR1) 1944:02 a 2003:06	2	0.84	0.84	1.18	1.18	0.82	0.81
	3	0.77	0.77	1.34	1.35	0.71	0.68
	4	0.64	0.64	1.47	1.49	0.67	0.64
	5	0.48	0.48	1.59	1.62	0.63	0.60
	6	0.34	0.34	1.72	1.75	0.60	0.57
	12	0.21	0.21	2.45	2.50	0.59	0.56
	18	0.16	0.16	3.21	3.28	0.62	0.60
	24	0.13	0.13	3.98	4.07	0.63	0.63
	30	0.11	0.11	4.78	4.89	0.64	0.65
	36	0.09	0.09	5.58	5.71	0.66	0.67
	42	0.08	0.08	6.36	6.52	0.68	0.69
	48	0.07	0.07	7.11	7.28	0.69	0.69
	54	0.06	0.06	7.83	8.02	0.71	0.69
	60	0.05	0.05	8.54	8.76	0.72	0.68
	66	0.05	0.05	9.25	9.48	0.72	0.66
	72	0.05	0.05	9.96	10.21	0.73	0.64
	78	0.04	0.04	10.64	10.90	0.74	0.61
	84	0.04	0.04	11.30	11.56	0.74	0.59
(AR2) 1944:02 a 1969:12	2	0.49	0.46	1.09	1.10	0.72	0.73
	3	0.34	0.31	1.06	1.07	0.59	0.58
	4	0.25	0.23	1.07	1.08	0.56	0.56
	5	0.22	0.20	1.05	1.06	0.54	0.55
	6	0.19	0.17	1.04	1.04	0.53	0.53
	12	0.09	0.07	0.95	0.95	0.57	0.60
	18	0.08	0.06	0.90	0.86	0.61	0.66
	24	0.06	0.04	0.83	0.78	0.64	0.70
	30	0.06	0.04	0.79	0.72	0.68	0.75
	36	0.05	0.03	0.76	0.67	0.74	0.81
	42	0.05	0.03	0.73	0.64	0.78	0.84
	48	0.04	0.03	0.69	0.60	0.82	0.84
	54	0.04	0.03	0.65	0.57	0.85	0.84
	60	0.04	0.02	0.66	0.57	0.87	0.82
	66	0.04	0.02	0.66	0.56	0.89	0.80
	72	0.04	0.02	0.59	0.51	0.91	0.77
	78	0.04	0.02	0.52	0.43	0.92	0.73
	84	0.03	0.01	0.46	0.37	0.95	0.69

A amostra AR1 é a série completa. A amostra AR2 não contém outliers ou inliers e se refere a um período de flutuações moderadas nas taxas inflacionárias. AR3 traz o crescimento das taxas inflacionárias antes do Plano Austral e termina no ano da implementação do Plano Primavera, antes da hiperinflação de 1989. A amostra AR4 também não contém outliers ou inliers, refere-se ao período de recessão na economia argentina, agravada pelo Efeito Tequila e outras crises políticas, sociais e econômicas, internas e externas.

Tabela 23b. Medidas de persistência para a inflação na Argentina.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(AR3) 1970:01 a 1988:12	2	0.86	0.86	1.08	1.08	0.87	0.87
	3	0.70	0.70	1.19	1.19	0.75	0.75
	4	0.59	0.59	1.24	1.25	0.66	0.65
	5	0.49	0.49	1.30	1.30	0.55	0.55
	6	0.42	0.41	1.33	1.34	0.55	0.54
	12	0.28	0.26	1.53	1.59	0.53	0.50
	18	0.22	0.21	1.74	1.84	0.57	0.54
	24	0.19	0.17	1.81	1.96	0.54	0.51
	30	0.15	0.14	1.82	2.03	0.54	0.50
	36	0.13	0.12	1.87	2.13	0.55	0.52
	42	0.11	0.10	1.94	2.21	0.59	0.57
	48	0.10	0.08	2.06	2.33	0.66	0.64
	54	0.10	0.08	2.15	2.43	0.71	0.70
	60	0.09	0.06	2.15	2.45	0.71	0.72
	66	0.08	0.05	2.03	2.34	0.66	0.70
	72	0.08	0.04	1.81	2.11	0.60	0.67
	78	0.07	0.03	1.58	1.88	0.57	0.67
	84	0.07	0.03	1.36	1.65	0.55	0.67
(AR4) 1994:01 a 2003:06	2	0.70	0.70	1.01	1.03	0.92	0.83
	3	0.59	0.59	1.04	1.06	0.82	0.70
	4	0.62	0.62	1.09	1.12	0.90	0.75
	5	0.57	0.57	1.14	1.19	0.84	0.69
	6	0.53	0.53	1.19	1.25	0.73	0.59
	12	0.30	0.28	1.30	1.37	0.57	0.36
	18	0.23	0.12	1.34	1.49	0.36	0.19
	24	0.19	0.10	1.33	1.49	0.33	0.20
	30	0.16	0.08	1.32	1.45	0.28	0.16

De acordo com a Tabela 23a, vemos que, para a série completa AR1, $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ exibem os mesmos resultados para todo k e revelam baixo valor para o grau de inércia na dinâmica inflacionária argentina; temos $\widehat{V1}_{84} = \widehat{V2}_{84} = 0.04$. Uma vez que esta série possui outlier e inliers e sabemos que o comportamento destas medidas não é confiável, preferimos concluir que a inércia nesta série é moderada, baseando-nos nos resultados $\widehat{S1}_{84} = 0.74$ e $\widehat{S2}_{84} = 0.59$.

Para a amostra AR2 os resultados são variados. Embora com valores diferentes, $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ sugerem baixo grau de persistência. As medidas baseadas em postos exibem grau de inércia moderado, $\widehat{R1}_{84} = 0.46$ e $\widehat{R2}_{84} = 0.37$. Já $\widehat{S1}_k$ revela inércia quase completa, 0.95, e $\widehat{S2}_{84} = 0.69$.

Para a amostra AR3 os resultados também são variados. Temos $\widehat{V1}_{84} = 0.07$ e $\widehat{V2}_{84} = 0.03$. Em contraste, $\widehat{R1}_k$, e $\widehat{R2}_k$ assumem valores maiores que 1. As medidas baseadas em sinais sugerem grau de inércia moderado, $\widehat{S1}_{84} = 0.55$ e $\widehat{S2}_{84} = 0.67$.

No período mais estável, representado pela sub-amostra AR4, as medidas de persistência revelam uma dinâmica estacionária para as taxas inflacionárias. Temos $\widehat{V1}_{84} = \widehat{S2}_{84} = 0.16$, $\widehat{V2}_{84} = 0.08$ e $\widehat{S1}_{84} = 0.28$. As medidas baseadas em postos, $\widehat{R1}_k$, $\widehat{R2}_k$, sugerem inércia completa mas seus resultados não concordam com o real comportamento desta série. Note que o único aumento das taxas inflacionárias, que pode ser considerado uma inovação acentuada, ocorreu em março de 2002, quando foi registrada uma taxa de 10.4%. Este crescimento, contudo, não persistiu e em abril a inflação já caiu para 4% e desde então a tendência não é crescente.

6.5. Análise da dinâmica inflacionária mexicana

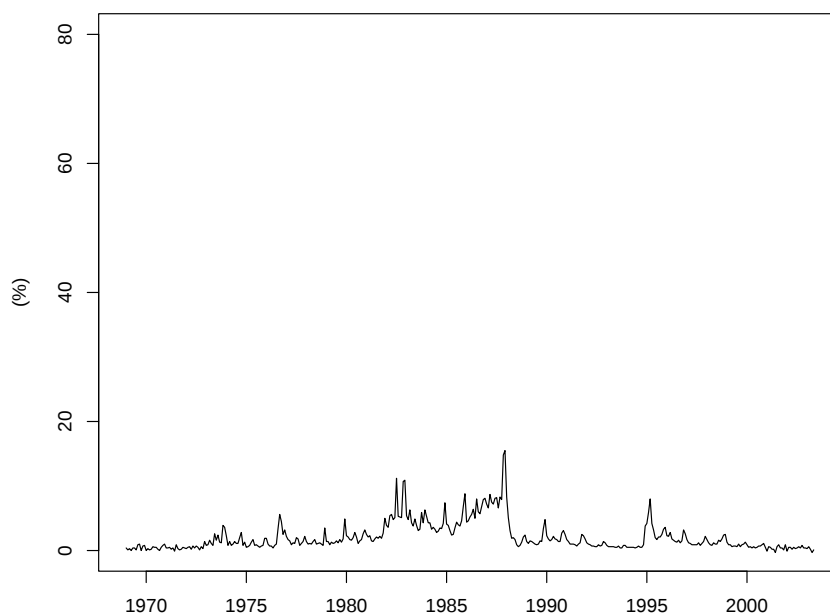
O México tem uma história de inflação bem diferente dos outros países analisados neste trabalho. A inflação no México foi quase sempre abatida com âncora cambial. Feita a desvalorização, voltava a pressão inflacionária e, em vez de contê-la com a manutenção de juros altos e austeridade, o México preferia tolerar a alta de preços num processo “mais ou menos recessão, mais ou menos inflação”.

A série não possui outliers porque o país em toda a sua história não passou por hiperinflações, nem mesmo nos momentos de crise. As variações mensais da inflação não excederam, até o presente, 15.5%. As crises enfrentadas por este país tinham forte repercussão política, social, econômica, às vezes internacional, mas não afetavam os preços internos com a mesma gravidade.

Em 1982 o país adotou um plano de estabilização proposto pelo FMI (Fundo Monetário Internacional) com o objetivo de reduzir o déficit externo. Contudo, a queda das

exportações de petróleo e a alta dos juros aumentaram ainda mais a dívida externa e o país decretou moratória em agosto de 1982. Nas taxas inflacionárias registradas neste período verificamos um salto de 5.1% em julho para 11.2% em agosto. Este valor cai para 5.3% em setembro, permanece nesta faixa até novembro, mas volta a subir, registrando em dezembro de 1982 e em janeiro de 1983 variações de 10.7% e 10.9% respectivamente. O presidente Miguel de La Madrid implanta um programa econômico de estabilização austero. No princípio o programa funciona, mas no ano de 1985 as taxas já exibem tendência crescente. Em 1986 uma forte queda no preço do petróleo afetou a economia mexicana. As taxas inflacionárias atingem em dezembro de 1987 e em janeiro de 1988 as maiores variações registradas, 14.8%, e 15.5%, respectivamente.

Figura 6. Inflação no México de acordo com o INPC, janeiro de 1969 a junho de 2003.



No final de 1994, a fuga de investimentos de curto prazo se intensificou no país. Com déficit na balança comercial e forte queda das reservas, o governo desvalorizou o câmbio, congelou salários e cortou gastos públicos. Em janeiro de 1995, em 15 dias o peso mexicano desvalorizou-se em 60%, provocando uma fuga em massa de divisas do país e desencadeando uma onda de desconfiança nos mercados financeiros de países em desenvolvimento. Numa reação em cadeia, conhecida como Efeito Tequila, caíram em todo o mundo as cotações dos títulos de países emergentes. Mesmo com tão grave crise, a maior taxa inflacionária registrada neste período foi 7.8% em abril de 1995. O México fechou o ano com uma retração de 6.9% em seu Produto Interno Bruto (PIB). Com a retomada do crescimento, o motor da recuperação econômica passa a ser a parceria

comercial com os Estados Unidos, proporcionada pelo NAFTA (North American Free Trade Agreement). A tendência inflacionária é decrescente.

Tabela 24a. Medidas de persistência para a inflação no México.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(MX1) 1969:02 a 2003:06	2	0.90	0.90	0.97	0.92	0.98	0.89
	3	0.73	0.73	0.99	0.92	0.92	0.78
	4	0.61	0.61	0.98	0.91	0.92	0.75
	5	0.54	0.54	1.03	0.96	0.88	0.67
	6	0.50	0.50	1.04	0.97	0.86	0.65
	12	0.29	0.29	1.06	0.97	0.83	0.52
	18	0.28	0.28	1.03	0.94	1.09	0.60
	24	0.20	0.20	1.17	1.06	1.21	0.59
	30	0.20	0.20	1.33	1.19	1.40	0.59
	36	0.14	0.14	1.38	1.20	1.51	0.52
	42	0.15	0.15	1.38	1.17	1.71	0.48
	48	0.12	0.12	1.39	1.16	1.87	0.42
	54	0.13	0.13	1.37	1.11	2.07	0.40
	60	0.11	0.11	1.31	1.03	2.23	0.36
	66	0.13	0.12	1.24	0.95	2.43	0.35
	72	0.13	0.12	1.19	0.89	2.61	0.33
	78	0.13	0.13	1.14	0.83	2.79	0.33
	84	0.12	0.12	1.06	0.75	2.94	0.30
(MX2) 1969:02 1981:12	2	0.79	0.79	1.20	1.21	0.81	0.82
	3	0.62	0.62	1.30	1.31	0.68	0.69
	4	0.52	0.52	1.40	1.42	0.62	0.63
	5	0.42	0.41	1.43	1.44	0.53	0.53
	6	0.36	0.35	1.43	1.45	0.48	0.48
	12	0.18	0.18	1.12	1.12	0.31	0.30
	18	0.15	0.14	0.97	0.98	0.26	0.25
	24	0.10	0.09	0.91	0.94	0.19	0.17
	30	0.10	0.09	0.77	0.80	0.18	0.15
	36	0.06	0.06	0.78	0.82	0.13	0.09

Analizamos o grau de inércia na série completa, particionamos esta série em três sub-amostras e avaliamos cada uma delas. São as seguintes as amostras usadas:

MX1) 1969:02 a 2003:06 - 413 observações;

MX2) 1969:02 a 1981:12 - 155 observações;

MX3) 1982:01 a 1989:12 - 96 observações;

MX4) 1990:01 a 2003:06 - 162 observações.

Vemos na Tabela 24a que, para a série completa MX1, $\widehat{V1}_{84}$ e $\widehat{V2}_{84}$ são iguais a 0.12, revelando inércia de segunda ordem na dinâmica inflacionária mexicana. Ao contrário, as medidas baseadas em postos fornecem estimativas elevadas, $\widehat{R1}_{84} = 1.06$ e $\widehat{R2}_{84} = 0.75$. O comportamento de $\widehat{R1}_k$ é errático uma vez que as estimativas aumentam à medida que k cresce. $\widehat{S1}_k$ tem o mesmo comportamento e temos $\widehat{S1}_{84} = 2.94$. Entretanto, os resultados obtidos por $\widehat{S2}_k$ concordam com aqueles da razão de variâncias tradicional, fornecendo estimativa para $k = 84$ igual a 0.30, aproximadamente igual ao respectivo valor obtido em nossas simulações para o processo estacionário. Este resultado é consistente com a dinâmica da série, onde vemos que inovações nas taxas inflacionárias não são persistentes.

Tabela 24b. Medidas de persistência para a inflação no México.

Amostra	k	$\widehat{V1}_k$	$\widehat{V2}_k$	$\widehat{R1}_k$	$\widehat{R2}_k$	$\widehat{S1}_k$	$\widehat{S2}_k$
(MX3) 1982:01 a 1989:12	2	0.91	0.90	0.91	0.92	0.98	0.95
	3	0.72	0.71	0.83	0.85	0.82	0.77
	4	0.58	0.57	0.79	0.81	0.77	0.71
	5	0.53	0.52	0.79	0.81	0.71	0.62
	6	0.51	0.50	0.81	0.82	0.68	0.59
	12	0.31	0.28	0.90	0.94	0.52	0.44
	18	0.32	0.28	0.90	0.98	0.62	0.48
	24	0.25	0.19	0.79	0.91	0.63	0.47
	30	0.24	0.17	0.69	0.84	0.53	0.43
(MX4) 1990:01 a 2003:06	2	1.07	1.02	1.04	1.05	1.13	0.98
	3	1.06	0.98	1.06	1.07	1.21	0.97
	4	1.05	0.95	1.08	1.10	1.31	0.95
	5	0.93	0.83	1.10	1.10	1.34	0.87
	6	0.83	0.73	1.04	1.02	1.38	0.85
	12	0.44	0.33	0.69	0.57	1.58	0.67
	18	0.48	0.35	0.80	0.66	2.27	0.86
	24	0.39	0.26	0.84	0.66	2.63	0.87
	30	0.41	0.26	0.93	0.73	3.11	0.84
	36	0.37	0.21	1.00	0.79	3.40	0.68
	42	0.38	0.21	1.01	0.80	3.80	0.55

Para a sub-amostra MX2, a estimativa $\widehat{V1}_{84}$ é a metade do valor obtido para a série completa, 0.06. $\widehat{R1}_k$ e $\widehat{R2}_k$ sugerem inércia quase completa neste período. As medidas baseadas em sinais concordam com os valores de $\widehat{V1}_k$, sugerindo baixo grau de persistência. Temos $\widehat{S1}_{84} = 0.13$ e $\widehat{S2}_k = 0.09$. Estes são os menores valores alcançados

pelas medidas baseadas em sinais neste trabalho. Assim, podemos concluir que no período de 1969 a 1982 não existiu inércia inflacionária no México e a inflação seguiu uma dinâmica estacionária.

Para as sub-amostras MX3 e MX4 (Tabela 24b) as estimativas são um pouco maiores e há discrepância entre os valores de $\widehat{V1}_k$ e $\widehat{V2}_k$ para alguns valores de k . Para a série MX3, que abrange a fase de maior crescimento nas taxas inflacionárias, a inércia também não é alta. Temos $\widehat{V1}_{84} = 0.24$, $\widehat{V2}_{84} = 0.17$, $\widehat{S1}_{84} = 0.53$ e $\widehat{S2}_{84} = 0.43$. Como nos outros casos, as maiores estimativas são para as medidas baseadas em postos. A partir de 1990 (amostra MX4), as medidas registram inércia fraca. Temos $\widehat{V1}_{84} = 0.38$, $\widehat{V2}_{84} = 0.21$, e $\widehat{S2}_{84} = 0.55$. Contudo, temos também $\widehat{R1}_{84} = 1.01$ e $\widehat{R2}_{84} = 0.80$, revelando elevado grau de persistência. $\widehat{S1}_k$ exibe comportamento explosivo neste período.

Capítulo 7

Conclusão

Os resultados obtidos no decorrer da dissertação oferecem uma imagem conflitante do uso de postos e sinais na definição da razão de variâncias. Por exemplo, em quase todos os resultados obtidos, as medidas baseadas em postos, e seus testes derivados, apresentam comportamento errático, com taxas explosivas, ou contrário ao esperado (como vimos nas simulações). Não fossem alguns resultados satisfatórios, como por exemplo aqueles exibidos na Tabela 5, onde vemos os valores de $\widehat{R1}_k$ e $\widehat{R2}_k$ bem comportados, próximos ou iguais aos valores de $\widehat{V2}_k$, poderíamos dizer que as versões da razão de variâncias que usam as transformações de postos não medem adequadamente persistência de inovações.

É difícil definir qual das versões da razão de variâncias é a mais adequada para medir o grau de inércia, pois os resultados conduzem a interpretações ambíguas e nem sempre podem ser justificados. O que ocorre é que os planos de choque, quando presentes, são de curta duração mas importantes em magnitude, uma vez que o decrescimento temporário e subsequente crescimento, comuns depois da implementação, contaminam as medidas usadas.

Até mesmo a aproximação da razão de variâncias dada por Cochrane (1988) não exibe sempre valores próximos àqueles obtidos pela razão de variâncias tradicional. Obtemos, em alguns casos, forte discrepância entre as duas estimativas, que, teoricamente, deveriam estar próximas (e.g., Tabela 21b,c, amostras BR3 e BR5).

Sobre os testes analisados, o principal resultado que obtemos é que o teste S_2 , que usa os sinais de Δy_t em relação à média desta série, apresentou melhor desempenho global, permanecendo confiável na presença de outlier e inliers. Os resultados sugerem ainda que a medida $\widehat{S1}_k$ deve ser usada com cautela, pois apresenta comportamento não-confiável quando há assimetria na distribuição das inovações. O teste baseado nesta medida também não se mostra adequado.

Para os dados brasileiros temos, de um lado, a razão de variâncias tradicional $\widehat{V2}_k$ fornecendo um grau de persistência de 0.16 e, de outro, a medida robusta baseada em sinais $\widehat{S2}_k$ fornecendo uma estimativa que sugere inércia completa na dinâmica inflacionária. Convém notar, contudo, que a série do IGP-DI analisada possui outlier e inliers significativos e, nas simulações realizadas na Seção 5.2, vimos que o comportamento de

$\widehat{V2}_k$ não é confiável na presença de tais observações atípicas. Assim, preferimos concluir que existe inércia quase completa na dinâmica inflacionária brasileira baseando-nos no resultado obtido por $\widehat{S2}_k$.

Esta é a mesma conclusão de Cati, Garcia e Perron (1999). Porém, o método usado por eles não é tão direto quanto o que foi usado neste trabalho. Estes autores usaram para medir o grau de persistência a função de densidade espectral da primeira diferença da série normalizada na frequência zero. Para calculá-la é necessário obter estimativas dos parâmetros de uma auto-regressão em Δy_t , sendo a ordem da auto-regressão selecionada pelo BIC (Bayesian Information Criterion). Nós obtemos o mesmo resultado qualitativo sobre a dinâmica inflacionária brasileira utilizando um método muito mais simples e mais robusto. Cumpre notar, também, que o método sugerido por estes autores requer a identificação explícita de todas as observações que são inliers para definição de variáveis *dummy* a serem empregadas. Em contraste, o procedimento adotado nesta dissertação não requer tal identificação, tendo, assim, maior apelo do ponto de vista prático.

Outro resultado importante acerca do processo inflacionário brasileiro é que o Plano Real, além de reduzir a taxa de inflação a níveis bastante baixos, reduziu consistentemente o grau de inércia inflacionária da economia. No período pós-Real, mesmo com o comportamento instável do sistema cambial, agravado no ano de 2002, e mesmo havendo algumas observações atípicas, ocorreu uma mudança estrutural na dinâmica da inflação, que adquiriu um caráter quase estacionário.

Conclusões análogas também foram obtidas por Tejada e Portugal (2001). Para avaliar a inércia inflacionária no Brasil, estes autores adotaram um procedimento econométrico constituído de dois estágios: primeiramente, estimaram uma variável *proxy* da credibilidade; depois, estimaram o grau de inércia da taxa de inflação mediante o uso do filtro de Kalman, levando em consideração o efeito da variável *proxy* de credibilidade sobre a inércia da taxa de inflação. Assim como Cati et al. (1999), Tejada e Portugal (2001) usaram um método mais trabalhoso do que os métodos adotados neste trabalho.

Dos países analisados, o país com maior componente inercial na inflação é o Brasil, seguido da Argentina, Chile e depois do México que é um país com baixa persistência de inovações nas taxas inflacionárias e apresenta dinâmica estacionária.

Ressaltamos, por fim, que a metodologia desenvolvida neste trabalho é motivada e aplicada a séries de taxas inflacionárias, mas as ferramentas desenvolvidas podem ser diretamente aplicadas a uma ampla variedade de casos onde uma série temporal é afetada por eventos temporários mas importantes, por exemplo, guerras, greves, golpes, etc.

Apêndice A

Série IGP-DI-Brasil de 02/1944 a 06/2003

	jan	fev	mar	abr	maio	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
1944		1.5	1.4	1.4	1.4	1.4	1.3	1.3	1.3	2.6	2.5	0.0
1945	1.2	2.4	-1.2	0.0	1.2	1.2	1.2	1.2	0.0	1.2	1.1	1.1
1946	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	3.2	2.0	4.0	2.9	0.9	0.9	0.9
1947	3.6	0.9	0.9	-2.6	-0.9	-0.9	-1.8	0.0	0.9	0.0	0.9	1.8
1948	2.7	2.6	1.7	-0.8	-0.8	0.8	-0.8	0.8	0.0	0.0	0.8	0.8
1949	1.6	0.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.8	0.8	0.8	2.3	4.6	0.0
1950	1.5	0.0	-2.2	-0.7	0.7	0.7	2.2	2.9	2.8	2.7	0.0	1.3
1951	3.2	1.3	2.5	1.2	1.2	-1.2	-2.4	1.2	0.6	1.8	0.6	1.8
1952	3.5	1.7	0.0	0.0	0.5	0.6	1.7	0.5	-0.5	0.5	2.7	1.0
1953	1.0	1.0	2.5	0.0	-0.4	1.4	2.0	3.8	1.4	2.7	1.3	2.2
1954	2.9	2.5	2.0	3.8	1.9	1.3	1.3	0.9	2.6	0.4	2.1	1.7
1955	1.6	0.0	0.8	2.0	0.0	0.0	1.2	1.9	2.3	1.1	0.4	0.4
1956	1.8	2.8	1.4	0.4	3.1	3.0	1.6	1.9	3.4	1.5	1.1	0.3
1957	4.3	0.0	-0.3	-0.3	-0.3	0.0	0.3	0.5	-0.3	0.3	1.1	1.4
1958	1.3	0.5	1.4	1.3	1.8	0.2	1.8	2.0	2.9	3.6	4.1	1.1
1959	4.1	7.1	1.6	2.1	1.1	1.1	2.2	4.7	2.6	2.4	3.6	1.3
1960	1.5	2.5	1.5	1.6	0.1	0.6	2.0	3.0	4.0	5.0	3.0	2.1
1961	1.9	0.4	2.1	4.9	1.4	1.5	1.5	5.2	4.2	8.3	4.8	3.7
1962	5.3	1.7	1.7	0.8	4.0	3.1	4.6	2.8	2.1	2.7	7.5	6.3
1963	8.7	5.9	5.6	1.6	4.0	5.1	3.7	3.7	5.5	6.1	4.4	6.0
1964	11.3	6.7	7.4	4.4	2.7	4.3	6.5	2.9	3.8	4.5	7.0	6.0
1965	4.8	3.1	6.0	2.3	1.7	1.1	2.7	1.2	2.0	2.0	0.9	1.9
1966	7.7	2.9	2.6	4.7	2.3	1.9	3.3	2.2	2.4	2.0	1.0	0.7
1967	4.4	2.4	2.3	2.5	1.3	0.8	2.8	0.8	1.5	1.5	1.6	0.5
1968	3.3	2.3	2.2	2.2	1.4	2.8	1.4	1.2	1.9	2.2	1.5	0.6
1969	1.7	1.4	0.5	1.2	1.2	2.2	2.3	1.7	2.2	1.6	1.5	0.3
1970	1.3	1.4	1.9	0.3	1.6	2.2	1.7	2.3	2.0	1.5	0.8	0.7
1971	1.6	1.6	1.9	1.7	1.8	2.3	1.5	0.9	1.4	1.2	1.0	0.8
1972	1.7	2.0	1.6	1.1	0.9	1.0	1.4	1.4	1.1	0.9	0.9	0.7

Série IGP-DI-Brasil de 02/1944 a 06/2003 (continuação)

	jan	fev	mar	abr	maio	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
1973	1.7	1.1	1.4	1.4	1.1	0.9	1.0	1.0	1.0	1.5	1.2	1.1
1974	2.9	2.6	4.5	5.1	3.5	2.0	1.2	1.3	1.6	1.5	1.6	2.2
1975	2.2	2.3	1.6	1.8	2.1	2.2	2.1	2.8	2.3	2.2	2.2	2.2
1976	3.1	4.1	3.7	3.8	3.4	2.7	3.8	4.1	3.4	2.4	1.9	2.3
1977	3.7	3.2	4.2	4.1	3.6	2.0	2.1	1.3	1.8	2.7	2.6	2.1
1978	2.7	3.4	3.3	3.4	3.2	3.6	2.8	2.7	2.5	2.9	2.8	1.5
1979	3.7	3.7	5.8	3.8	2.4	3.4	4.4	5.8	7.7	5.2	5.6	7.3
1980	6.2	4.2	6.6	5.7	6.4	5.9	8.4	6.9	5.3	7.7	7.6	5.9
1981	6.6	8.5	7.4	5.5	6.2	4.5	5.1	6.7	5.1	4.4	5.3	3.8
1982	6.3	6.9	7.2	5.4	6.1	8.0	6.1	5.8	3.7	4.8	5.0	6.1
1983	9.0	6.5	10.1	9.2	6.7	12.3	13.3	10.1	12.8	13.3	8.4	7.6
1984	9.8	12.3	10.0	8.9	8.9	9.2	10.3	10.6	10.5	12.6	9.9	10.5
1985	12.6	10.2	12.7	7.2	7.8	7.8	8.9	14.0	9.1	9.0	15.0	13.2
1986	17.8	15.0	5.5	-0.6	0.3	0.5	0.6	1.3	1.1	1.4	2.5	7.6
1987	12.0	14.1	15.0	20.1	27.6	25.9	9.3	4.5	8.0	11.2	14.5	15.9
1988	19.1	17.6	18.2	20.3	19.5	20.8	21.5	22.9	25.8	27.6	28.0	28.9
1989	36.6	11.8	4.2	5.2	12.8	26.8	37.9	36.5	38.9	39.7	44.3	49.4
1990	71.9	71.7	81.3	11.3	9.1	9.0	13.0	12.9	11.7	14.2	17.4	16.5
1991	19.9	21.1	7.2	8.7	6.5	9.9	12.8	15.5	16.2	25.8	25.8	22.1
1992	26.8	24.8	20.7	18.5	22.5	21.4	21.7	25.5	27.4	24.9	24.2	23.7
1993	28.7	26.5	27.8	28.2	32.3	30.7	32.0	33.5	37.0	35.1	37.0	36.2
1994	42.2	42.4	44.8	42.5	41.0	46.6	24.7	3.3	1.6	2.6	2.5	0.6
1995	1.4	1.2	1.8	2.3	0.4	2.6	2.2	1.3	-1.1	0.2	1.3	0.3
1996	1.8	0.8	0.2	0.7	1.7	1.2	1.1	0.0	0.1	0.2	0.3	0.9
1997	1.6	0.4	1.2	0.6	0.3	0.7	0.1	0.0	0.6	0.3	0.8	0.7
1998	0.9	0.0	0.2	-0.1	0.2	0.3	-0.4	-0.2	0.0	0.0	-0.2	1.0
1999	1.2	4.4	2.0	0.0	-0.3	1.0	1.6	1.5	1.5	1.9	2.5	1.2
2000	1.0	0.2	0.2	0.1	0.7	0.9	2.3	1.8	0.7	0.4	0.4	0.8
2001	0.5	0.3	0.8	1.1	0.4	1.5	1.6	0.9	0.4	1.5	0.8	0.2
2002	0.2	0.2	0.1	0.7	1.1	1.7	2.1	2.4	2.6	4.2	5.8	2.7
2003	2.2	1.6	1.7	0.4	-0.7	-0.7						

Série IPC–Chile de 02/1944 a 06/2003

	jan	fev	mar	abr	maio	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
1944		-1.1	1.7	3.8	2.6	-1.0	0.5	2.6	5.0	4.2	0.0	-5.5
1945	-0.5	0.5	1.0	1.0	0.5	0.9	0.0	0.9	4.1	3.1	-5.2	1.4
1946	1.4	-0.9	0.9	2.2	2.2	3.4	1.6	3.2	4.7	3.0	0.7	4.3
1947	5.2	-0.7	4.6	1.9	2.8	0.3	1.8	2.3	1.2	-0.6	2.0	0.3
1948	0.8	2.2	2.2	1.6	0.3	0.8	2.6	2.8	3.2	0.0	-0.7	0.0
1949	2.4	0.7	1.4	4.8	1.1	1.3	0.2	2.1	0.4	3.9	1.1	-0.4
1950	0.0	-1.2	1.8	1.2	1.2	1.7	1.9	1.3	0.5	10.2	-2.1	-0.7
1951	-0.2	2.2	0.8	0.7	2.5	2.1	3.1	5.2	6.1	1.6	-3.2	0.6
1952	0.3	0.7	1.9	2.3	5.5	0.8	2.7	1.1	3.5	0.7	-1.0	-6.5
1953	4.5	0.8	0.4	1.3	2.2	3.3	7.2	6.5	9.1	5.5	4.2	0.9
1954	4.6	1.5	7.4	7.6	3.3	4.2	4.7	8.5	3.2	4.4	3.6	2.3
1955	3.4	4.5	6.4	8.9	4.7	4.6	2.2	3.9	7.7	6.0	6.1	4.2
1956	3.6	1.0	1.3	2.3	2.1	2.7	2.6	5.2	7.2	5.2	-0.3	-0.3
1957	-0.4	0.4	2.6	5.0	2.2	3.7	4.6	2.6	12.2	-6.5	-6.5	-2.4
1958	3.1	3.3	2.8	2.9	2.6	1.3	1.2	2.5	2.3	2.3	2.6	1.7
1959	3.2	4.6	4.7	3.8	3.2	2.2	4.2	2.3	1.4	2.5	-2.1	-0.6
1960	1.3	0.2	0.5	-0.9	0.4	-0.2	2.4	1.4	1.1	0.2	-0.2	-0.9
1961	1.8	0.4	0.7	0.5	0.7	0.3	1.3	1.1	1.3	0.9	-0.1	0.2
1962	1.7	0.9	0.6	0.1	0.9	1.4	0.9	1.4	2.8	6.4	6.3	1.6
1963	3.2	5.8	3.1	2.5	3.6	1.6	2.5	2.9	4.5	1.4	4.1	3.0
1964	1.4	9.8	4.7	2.8	1.0	2.2	2.3	2.5	2.5	3.4	-1.1	1.8
1965	1.2	2.1	3.6	6.9	1.8	0.1	0.6	2.3	0.9	1.9	1.7	0.4
1966	2.6	2.9	2.3	1.4	1.0	2.0	2.2	1.5	3.5	-0.3	-1.4	-1.7
1967	2.8	2.7	1.8	2.0	2.2	2.3	2.3	0.1	2.8	0.8	0.1	0.1
1968	5.7	2.7	1.5	2.5	2.3	3.0	2.8	1.2	1.2	1.4	1.3	-0.4
1969	4.9	5.4	3.1	3.1	2.6	2.3	1.2	1.5	0.5	0.4	0.8	0.3
1970	6.8	5.1	3.5	2.4	2.1	2.0	1.9	2.5	2.7	0.9	0.6	0.0
1971	1.4	0.7	1.2	2.5	2.8	2.0	0.3	1.1	1.1	1.7	2.7	2.8
1972	3.7	6.5	2.7	5.7	4.3	2.1	4.5	22.7	22.2	15.2	5.6	8.3

Série IPC–Chile de 02/1944 a 06/2003 (continuação)

	jan	fev	mar	abr	maio	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
1973	10.3	4.1	6.2	10.2	19.4	15.7	15.3	17.1	16.9	87.6	5.7	4.7
1974	14.1	24.5	14.2	15.3	8.7	20.8	11.5	10.9	12.8	18.9	9.7	6.5
1975	13.9	16.5	21.2	20.8	16.0	19.8	9.3	8.9	9.2	8.4	8.2	7.1
1976	10.5	10.1	13.5	11.9	9.8	12.3	8.9	5.5	7.6	6.7	3.8	5.1
1977	5.9	5.8	6.1	4.7	3.8	3.3	3.9	3.4	3.7	4.2	2.2	3.1
1978	1.8	2.4	2.9	2.6	2.1	2.0	2.5	2.8	2.9	1.9	1.3	1.5
1979	2.2	1.6	2.8	2.6	2.5	2.5	3.6	4.7	3.9	2.4	2.1	2.2
1980	2.1	1.8	2.9	2.5	2.3	1.9	2.0	2.2	2.1	2.9	2.6	1.9
1981	1.6	0.3	0.8	1.2	1.3	0.1	0.6	1.2	0.9	0.3	0.2	0.5
1982	0.7	-0.8	0.4	-0.1	-0.5	0.7	2.0	3.2	4.3	4.8	3.3	1.2
1983	1.8	0.1	1.9	3.0	1.4	1.6	1.9	2.7	2.3	2.4	1.3	0.6
1984	0.1	-0.2	2.5	1.5	1.2	1.3	0.9	0.3	2.9	8.2	1.2	1.4
1985	3.1	2.0	2.7	2.3	2.0	3.7	1.3	0.9	1.2	1.5	1.6	1.3
1986	2.7	0.9	1.5	1.4	0.7	1.3	1.0	0.6	1.5	1.5	1.4	1.5
1987	2.0	1.7	1.6	2.4	1.5	0.7	1.7	1.4	1.9	2.4	1.9	0.3
1988	0.7	0.4	1.9	0.8	0.5	0.6	0.1	0.8	0.9	1.5	1.9	1.9
1989	1.1	0.1	1.9	1.0	2.0	1.8	1.8	1.0	2.1	2.9	1.7	2.1
1990	2.5	0.3	2.4	1.8	1.5	2.2	1.7	2.0	4.9	3.8	0.9	0.5
1991	0.4	0.1	1.2	1.8	2.5	1.8	1.8	1.2	1.3	2.9	0.9	1.2
1992	1.1	-0.6	0.7	1.3	1.1	0.7	1.1	1.4	2.3	1.4	1.4	0.1
1993	0.2	0.4	0.6	1.4	1.5	0.5	1.0	2.1	1.2	2.6	0.1	0.2
1994	1.0	0.3	1.1	0.5	1.4	0.5	0.6	1.1	0.5	0.6	0.6	0.3
1995	0.6	0.5	0.6	0.6	0.6	0.7	0.8	1.6	0.6	0.8	0.1	0.3
1996	0.3	0.5	0.7	1.0	0.8	0.4	0.3	0.4	0.5	0.7	0.4	0.4
1997	0.5	0.8	0.3	0.3	0.2	0.2	0.6	0.4	0.9	1.2	0.1	0.1
1998	0.7	-0.1	0.4	0.4	0.2	0.3	0.4	0.3	0.5	0.8	0.1	0.5
1999	-0.3	0.1	0.6	0.4	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2	0.4	0.2	0.3
2000	0.2	0.6	0.7	0.5	0.2	0.2	0.1	0.3	0.6	0.6	0.3	0.1
2001	0.3	-0.3	0.5	0.5	0.4	0.1	-0.2	0.8	0.7	0.1	0.0	-0.3
2002	-0.1	0.0	0.5	0.4	0.1	-0.1	0.4	0.4	0.8	0.9	-0.1	-0.4
2003	0.1	0.8	1.2	-0.1	-0.4	0.0						

Série IPC–Argentina 02/1944 a 06/2003

	jan	fev	mar	abr	maio	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
1944		0.2	0.6	-1.1	-0.4	1.8	-0.1	1.4	-0.2	0.7	0.0	0.2
1945	7.8	1.9	7.5	0.1	0.3	0.1	1.2	-0.9	0.6	0.1	0.2	2.2
1946	7.0	0.2	2.9	1.7	-0.3	1.7	0.2	-0.7	0.1	2.5	0.4	1.7
1947	-0.9	0.7	6.1	0.1	0.1	4.7	-1.1	0.9	0.1	-0.5	0.9	3.2
1948	-1.6	-0.3	1.8	0.6	2.5	2.9	-0.2	2.1	4.1	0.3	0.2	5.3
1949	0.5	-0.3	6.8	4.9	2.9	1.2	1.9	1.7	1.6	2.7	3.2	2.4
1950	-1.8	2.6	0.0	2.2	4.8	2.9	0.0	0.2	4.0	3.8	-0.2	2.0
1951	-1.0	2.9	0.3	9.0	7.5	3.3	0.8	9.3	-1.9	3.0	0.3	8.7
1952	3.9	0.7	2.9	6.2	1.6	2.1	-4.1	-0.4	3.4	1.0	0.3	0.4
1953	-1.3	5.8	-0.5	-4.2	-1.6	-0.2	0.8	0.1	-0.7	-0.4	0.7	1.1
1954	-2.0	-0.2	2.0	-0.2	1.6	2.2	0.7	2.4	2.9	1.0	4.4	-2.2
1955	0.1	0.1	1.4	0.1	0.6	0.4	0.3	0.7	-0.1	0.0	5.7	-1.3
1956	-0.8	-0.2	3.5	3.8	3.9	-0.5	-0.5	0.6	1.3	1.5	4.4	-1.1
1957	0.8	3.6	3.7	2.8	3.8	1.8	5.4	-0.2	1.1	2.5	0.0	-2.6
1958	1.4	1.7	4.3	6.5	4.4	3.6	4.6	1.9	3.0	5.1	8.4	17.8
1959	9.1	7.3	8.3	10.4	6.3	3.1	3.8	1.8	0.6	2.1	2.9	2.7
1960	0.8	0.7	-0.1	-0.2	-0.5	0.9	0.5	0.1	0.8	2.5	9.2	-6.1
1961	1.2	1.1	2.2	0.7	1.4	1.5	0.8	1.0	0.1	3.2	8.7	-4.0
1962	1.4	1.6	3.3	3.5	1.5	4.5	1.3	3.7	1.7	-0.5	9.7	-4.1
1963	0.9	4.7	1.6	0.0	1.1	1.5	0.4	1.5	3.1	2.5	8.7	-0.5
1964	-0.8	-0.3	3.8	0.1	1.4	0.4	-0.5	1.1	3.9	1.1	7.2	-3.7
1965	4.8	2.4	1.0	2.2	4.0	4.4	2.2	1.5	2.6	3.6	8.2	-2.3
1966	2.2	2.2	2.1	1.0	0.9	1.6	1.2	1.5	3.2	2.3	11.1	-4.7
1967	2.1	2.2	1.2	1.0	4.4	5.0	0.3	0.5	2.9	2.3	7.8	-3.4
1968	1.0	-0.6	-0.4	0.1	0.3	-0.1	0.2	1.4	2.0	0.3	8.9	-4.6
1969	-1.3	1.1	0.1	-1.4	1.0	1.3	-0.7	1.9	1.5	0.7	7.3	-4.7
1970	1.4	1.3	0.8	0.7	0.7	1.2	1.1	2.0	4.0	2.6	9.2	-0.3
1971	3.3	1.1	0.9	2.4	3.1	4.3	2.6	0.9	1.0	2.7	11.9	0.2
1972	3.6	4.2	4.9	1.6	5.5	5.0	-0.1	2.4	4.8	4.9	8.8	4.6

Série IPC–Argentina de 01/1944 a 06/2003 (continuação)

	jan	fev	mar	abr	maio	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
1973	7.6	8.6	4.5	3.5	-2.9	0.0	0.8	0.5	1.6	0.8	8.1	-5.7
1974	1.6	1.2	2.8	3.3	3.8	2.3	1.9	3.3	3.8	4.1	12.7	2.9
1975	4.6	8.1	9.7	3.9	21.1	34.7	22.5	10.8	13.8	9.0	19.4	8.9
1976	19.0	37.6	33.9	12.1	2.7	4.2	5.5	10.6	8.5	8.0	14.3	8.0
1977	8.3	7.5	6.0	6.5	7.6	7.4	11.3	8.3	12.5	9.0	7.3	13.4
1978	6.2	9.5	11.1	8.7	6.5	6.6	7.8	6.4	9.8	8.8	9.1	12.8
1979	7.4	7.7	7.0	6.9	9.7	7.2	11.5	6.8	4.3	5.1	4.5	7.2
1980	5.3	5.8	6.2	5.8	5.7	4.6	3.4	4.5	7.6	4.7	3.8	4.9
1981	4.2	6.0	7.9	7.5	9.4	10.2	7.9	7.1	5.8	7.2	8.8	11.9
1982	5.3	4.7	4.2	3.1	7.9	16.3	14.7	17.1	12.7	11.3	10.6	16.0
1983	13.0	11.3	10.3	9.1	15.8	12.5	17.2	21.4	17.0	19.2	17.7	12.5
1984	16.9	20.3	18.5	17.1	17.9	18.3	22.8	27.5	19.3	15.0	19.7	25.1
1985	20.7	26.5	29.5	25.1	30.5	6.2	3.1	2.0	1.9	2.4	3.2	3.0
1986	1.7	4.6	4.7	4.0	4.5	6.8	8.8	7.2	6.1	5.3	4.7	7.6
1987	6.5	8.3	3.3	4.2	8.0	10.1	13.7	11.7	19.6	10.3	3.4	9.1
1988	10.4	14.8	17.2	15.7	18.0	25.6	27.6	11.7	9.0	5.7	6.8	8.9
1989	9.6	17.0	33.4	78.5	114.5	196.6	37.6	9.4	5.6	6.5	40.1	79.2
1990	61.6	95.5	11.4	13.6	13.9	10.8	15.3	15.7	7.7	6.2	4.7	7.7
1991	27.0	11.0	5.5	2.8	3.1	2.6	1.3	1.8	1.4	0.4	0.6	3.0
1992	2.2	2.1	1.3	0.7	0.8	1.7	1.5	1.0	1.3	0.5	0.3	0.8
1993	0.7	0.8	1.0	1.3	0.7	0.3	0.0	0.8	0.6	0.1	0.0	0.1
1994	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.9	0.2	0.7	0.3	0.2	0.2	0.2
1995	1.2	0.0	-0.4	0.5	0.0	-0.2	0.4	-0.2	0.2	0.3	-0.2	0.1
1996	0.3	-0.3	-0.5	0.0	-0.1	0.0	0.5	-0.1	0.2	0.5	-0.2	-0.3
1997	0.5	0.4	-0.5	-0.3	-0.1	0.2	0.2	0.2	0.0	-0.2	-0.2	0.2
1998	0.6	0.3	-0.1	0.0	-0.1	0.2	0.3	0.0	0.0	-0.4	-0.4	0.0
1999	0.5	-0.2	-0.8	-0.1	-0.5	0.0	0.2	-0.4	-0.2	0.0	-0.3	-0.1
2000	0.8	0.0	-0.5	-0.1	-0.4	-0.2	0.4	-0.2	-0.2	0.2	-0.5	-0.1
2001	0.1	-0.2	0.2	0.7	0.1	-0.7	-0.3	-0.4	-0.1	-0.4	-0.3	-0.1
2002	2.3	3.1	4.0	10.4	4.0	3.6	3.2	2.3	1.3	0.2	0.5	0.2
2003	1.3	0.6	0.6	0.1	-0.4	-0.1						

Série IPC–México de 02/1969 a 06/2003

	jan	fev	mar	abr	maio	jun	jul	ago	set	out	nov	dez
1969		0.4	0.1	0.3	0.0	0.4	0.4	0.1	0.9	1.0	0.0	0.7
1970	0.8	0.0	0.3	0.1	0.2	0.6	0.5	0.5	0.2	0.0	0.5	0.8
1971	1.0	0.5	0.4	0.5	0.2	0.4	-0.1	0.9	0.3	0.1	0.2	0.5
1972	0.4	0.3	0.5	0.6	0.2	0.7	0.4	0.7	0.5	0.1	0.6	0.3
1973	1.4	0.8	0.9	1.6	1.2	0.8	2.6	1.6	2.4	1.3	1.2	3.9
1974	3.6	2.3	0.8	1.4	0.8	1.0	1.4	1.1	1.1	2.0	2.8	0.8
1975	1.3	0.5	0.6	0.8	1.3	1.7	0.8	0.9	0.7	0.5	0.7	0.8
1976	1.9	1.9	1.0	0.7	0.7	0.4	0.8	1.0	3.4	5.6	4.5	2.5
1977	3.2	2.2	1.7	1.5	0.9	1.2	1.1	2.0	1.8	0.8	1.1	1.4
1978	2.2	1.4	1.0	1.1	1.0	1.4	1.7	1.0	1.1	1.2	1.0	0.8
1979	3.5	1.4	1.4	0.9	1.3	1.1	1.2	1.5	1.2	1.7	1.3	1.8
1980	4.9	2.3	2.1	1.7	1.6	2.0	2.8	2.1	1.1	1.5	1.7	2.6
1981	3.2	2.5	2.1	2.3	1.5	1.4	1.8	2.1	1.9	2.2	1.9	2.7
1982	5.0	3.9	3.6	5.4	5.6	4.8	5.1	11.2	5.3	5.2	5.1	10.7
1983	10.9	5.4	4.8	6.3	4.3	3.8	4.9	3.9	3.1	3.3	5.9	4.3
1984	6.3	5.3	4.3	4.3	3.3	3.6	3.3	3.8	3.0	3.5	3.4	4.2
1985	7.4	4.1	3.9	3.1	2.4	2.5	3.5	4.4	4.0	3.8	4.6	6.8
1986	8.8	4.4	4.6	5.2	5.6	6.4	5.0	8.0	6.0	5.7	6.8	7.9
1987	8.1	7.2	6.1	8.7	7.5	7.2	8.1	8.2	6.6	8.3	7.9	14.8
1988	15.5	8.3	5.1	3.1	1.9	2.0	1.7	0.9	0.6	0.8	1.3	2.1
1989	2.4	1.4	1.1	1.5	1.4	1.2	1.0	0.9	1.0	1.5	1.4	3.4
1990	4.8	2.3	1.8	1.5	1.7	2.2	1.8	1.7	1.4	1.4	2.7	3.1
1991	2.5	1.7	1.4	1.0	1.0	1.0	0.9	0.7	1.0	1.2	2.5	2.3
1992	1.8	1.2	1.0	0.9	0.7	0.7	0.6	0.6	0.9	0.7	0.8	1.4
1993	1.2	0.8	0.6	0.6	0.6	0.6	0.5	0.5	0.7	0.4	0.4	0.8
1994	0.8	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.4	0.5	0.7	0.5	0.5	0.9
1995	3.8	4.2	5.9	8.0	4.2	3.1	2.0	1.7	2.1	2.1	2.5	3.1
1996	3.6	2.3	2.2	2.8	1.8	1.6	1.4	1.3	1.6	1.2	1.5	3.2
1997	2.6	1.7	1.2	1.1	0.9	0.9	0.9	0.9	1.2	0.8	1.1	1.4
1998	2.2	1.7	1.2	0.9	0.8	1.2	1.0	1.0	1.6	1.4	1.8	2.4
1999	2.5	1.3	0.9	0.9	0.6	0.7	0.7	0.6	1.0	0.6	0.9	1.0
2000	1.3	0.9	0.5	0.6	0.4	0.6	0.4	0.5	0.7	0.7	0.9	1.1
2001	0.5	-0.1	0.6	0.5	0.2	0.2	-0.3	0.6	0.9	0.4	0.4	0.1
2002	0.9	-0.1	0.5	0.5	0.2	0.5	0.3	0.4	0.6	0.4	0.8	0.4
2003	0.4	0.3	0.6	0.2	-0.3	0.1						

Programas de estabilização implementados no Brasil: 1979–1994

Programas (período de im- plementação)	Responsável pela implementação (cargo)	Principais características	Desempenho das taxas de inflação
Delfim I (1979)	Antônio Delfim Netto Ministro de Planejamento	Indefinível entre ortodoxia e heterodoxia, desenvolvi- mentista e monetarista, baseado na prefixação da taxa cambial. Aumentou em 50% a dívida extena.	Saltou de 50% para 100% a.a. em 1980.
Delfim II (1981)	Antônio Delfim Netto Ministro de Planejamento	Ortodoxo clássico, patrocinado pelo FMI.	Ficou a 100% a.a. até 1982.
Delfim III (1983)	Antônio Delfim Netto Ministro de Planejamento	Puramente ortodoxo. Envolveu forte choque recessivo e equilibrou o balanço de pagamentos.	Saltou de 100% para a média de 220% a.a. em 1983-1984.
Dornelles (abril- junho 1985)	Francisco Dornelles Ministro da Fazenda	Indefinível entre ortodoxia e heterodoxia, envolveu congelamento de preços públicos e privados.	Diminuiu mas voltou a subir, ficando acima de 230% a.a.
Cruzado (março- dez. 1986)	Dilson Funaro Ministro da Fazenda	Extritamente heterodoxo; envolveu choque com conge- lamento e reforma monetária. Foi considerado populista e causou excesso na demanda.	Deflação em março e abril, ficou abai- xo de 1.5% a.m. até outubro.
Bresser (junho- dez. 1987)	Luiz Carlos Bresser Ministro da Fazenda	Estritamente heterodoxo; envolveu choque com conge- lamento mas não chegou a segunda fase (índice-moe- da e ajuste fiscal).	De 26%-jun foi para 9%- jul, 4.5%- ago Voltou a subir, 16%- dez.
Arroz com Feijão (1988)	Maílson da Nóbrega Ministro de Planejamento	Puramente ortodoxo, previa ajuste mas não teve apoio.	Passou de 19% para 29% a.m. de jan a dez.

Programas de estabilização implementados no Brasil: 1979-1994 (continuação)

Verão (janeiro- junho 1989)	Maílson da Nóbrega Ministro de Planejamento	Ortodoxo, envolveu choque com conge- lamento, reforma monetária, desinde- xação e altas taxas de juros.	Baixou de 36.5% em jan para 4% em mar. voltou a subir até a hiperinflação entre nov/89 e mar/90.
Collor I (março- abril 1990)	Zélia Cardoso de Mello Ministra de Planejamento, Eco- nomia e Fazenda	Ortodoxo, apoiado pelos EUA. Envolveu choque com congelamento, sem tabelas de conversão.	Caiu de 80% em março para 10% a.m. em abril.
Éris (maio- dez. 1990)	Ibrahim Éris Presidente do Banco Central	Ortodoxo, monetarista, apoiado pelos EUA e muito recessivo.	Recuperou-se lenta e gradualmente até 20% em jan/91.
(janeiro- abril 1991)	Zélia Cardoso de Mello Ministra de Planejamento, Eco- nomia e Fazenda	Heterodoxo, envolveu choque com congelamento e aumento de preços públicos. Ineficiente.	Caiu de 21% em fev para 7% a.m. em mar, manteve-se menor que 10% até jun.
Marcílio (maio 1991- out. 1992)	Marcílio Moreira Ministro de Planejamento, Eco- nomia e Fazenda	Puramente ortodoxo, gradualista, patro- cinado pelo FMI. Recuperou o caráter inercial da inflação.	Manteve-se na média de 15% de jul-set/91. Saltou para 26% e ficou entre 18% e 27% até set-92.
Ação Imediata (jun-dez 1993)	Fernando Henrique Ministro da Fazenda	Puramente ortodoxo, gradualista. Manteve o caráter inercial da inflação.	Manteve elevando-se gradualmente de 30% em jun para 40% em jan/94.
Real (mar 1994 – ...)	Fernando Henrique Rubens Ricúpero Ciro Gomes Pedro Malan Ministros da Fazenda	Combinou elementos ortodoxos e hetero- doxos, não envolveu choques nem congela- mentos, adotou o ajuste fiscal, índice-moeda e reforma monetária.	De mar-jun/94 chegou a hiperinflação. Caiu abruptamente em jul, com resíduos até agosto. De set-94 a set-02 ficou entre 0 e 2.6% a.m., em alguns meses negativa. Em nov-02 ficou 5.8% e voltou para 0 a 2.6% a.m.

Apêndice B

Neste Apêndice apresentamos o programa escrito em Ox usado na realização de simulações de Monte Carlo para as medidas de persistência.

```
#include<oxstd.h>
#include<oxprob.h>

// Compute Cochrane's approximated variance ratio:

VarRatio1 (const vDataDiff, const iKmax, const iNObs)
{
    decl vVR, vAutoCorr, ck;

    vVR = zeros(iKmax-1, 1);          // Initialize vector for VR
    vAutoCorr = acf(vDataDiff, iKmax); // Sample autocorrelations
    vAutoCorr = vAutoCorr[1:iKmax][0]; // Remove the first element

    for(ck = 2; ck <= (iKmax); ++ck)
    {
        vVR[ck-2][0] = (iNObs/(iNObs-ck+1))*(1+(2*(ck
            - range(1, ck-1))/(ck))*vAutoCorr[0:(ck-2)][0]);
    }
    return vVR;
}

// Compute traditional variance ratio:

VarRatio2 (const vDataDiff, const iKmax, const iNObs)
{
    decl vVR, s, ck, soma, mean0, var0, num;

    vVR = zeros(iKmax-1,1);          // Initialize vector for VR
    mean0 = meanc(vDataDiff);         // Mean of first difference
    var0 = varc(vDataDiff);           // Variance of first difference

    for(ck = 2; ck <= iKmax; ++ck)
    {
        soma = zeros(iNObs-ck+1,1);
        num = 1/((iNObs-ck+1)*ck);

        for (s = 1; s<=(iNObs-ck+1); ++s)
        {
            soma[s-1][0] = (sumc(vDataDiff[(s-1):(ck+s-2)][0])-ck*mean0)^2;
        }

        vVR[ck-2][0] = ((num*sumc(soma))/var0);
    }
    return vVR;
}
```

```

// Compute variance ratio using linear transformation of the ranks:

VarRatioR1 (const vDataDiff, const iKmax, const iNObs)
{
    decl  vVR, vDataTemp, ry_t, r1_t, A, B, C, s, ck, soma, num;

    vVR= zeros(iKmax-1,1);           // Initialize vector for VR
    ry_t= zeros(iNObs,1);           // Initialize vector for ranks
    r1_t= zeros(iNObs,1);           // Initialize vector for r1_t

    A= iNObs+1;
    B= A/2;
    C= sqrt((iNObs-1)*A/12);

    vDataTemp = sortbyc(vDataDiff~range(1, iNObs)', 0);
    ry_t = vDataTemp[][1];           // Replace data for its ranks
    r1_t= (ry_t-B)./C;               // Linear transformation of the ranks

    for(ck = 2; ck <= iKmax; ++ck)
    {
        soma = zeros(iNObs-ck+1,1);
        num= 1/((iNObs-ck+1)*ck);

        for (s= 1; s<=(iNObs-ck+1); ++s)
        {
            soma[s-1][0]= (sumc(r1_t[(s-1):(ck+s-2)][0]))^2;
        }

        vVR[ck-2][0]= ((num*sumc(soma)));
    }
    return vVR;
}

// Compute variance ratio using inverse normal of the ranks:

VarRatioR2 (const vDataDiff, const iKmax, const iNObs)
{
    decl  vVR, vDataTemp, ry_t, r2_t, A, s, ck, mean1, var1, soma, num;

    vVR= zeros(iKmax-1,1);           // Initialize vector for VR
    ry_t=zeros(iNObs,1);           // Initialize vector for ranks
    r2_t=zeros(iNObs,1);           // Initialize vector for r2_t

    A= iNObs+1;
    vDataTemp = sortbyc(vDataDiff~range(1, iNObs)', 0);
    ry_t = vDataTemp[][1];           // Replace returns for its ranks
    r2_t= quann(ry_t./A);           // Inverse normal of the ranks
    mean1 = meanc(r2_t);           // Mean of r2_t
    var1 = varc(r2_t);           // Variance of r2_t

    for(ck = 2; ck <= iKmax; ++ck)
    {
        soma = zeros(iNObs-ck+1,1);

```

```

        num= 1/((iNObs-ck+1)*ck);

        for (s= 1; s<=(iNObs-ck+1); ++s)
        {
            soma[s-1][0]= (sumc(r2_t[(s-1):(ck+s-2)][0])- ck*mean1)^2;
        }

        vVR[ck-2][0]= ((num*sumc(soma))/var1);
    }
    return vVR;
}

// Compute variance ratio using signs of returns:

VarRatioS1 (const vDataDiff, const iKmax, const iNObs)
{
    decl vVR, vDataTemp, ry_t, s1_t, s, ck, soma, num;

    vVR= zeros(iKmax-1,1);           // Initialize vector for VR
    s1_t=zeros(iNObs,1);             // Initialize vector for s1_t

    for (s= 0; s<=(iNObs-1); ++s)
    {
        if (vDataDiff[s]>0)
        {
            s1_t[s] =1;               // Replace returns for its signs
        }
        else s1_t[s]=-1;
    }

    for (ck = 2; ck <= iKmax; ++ck)
    {
        soma = zeros(iNObs-ck+1,1);
        num= 1/((iNObs-ck+1)*ck);

        for (s= 1; s<=(iNObs-ck+1); ++s)
        {
            soma[s-1][0]= (sumc( s1_t[(s-1):(ck+s-2)][0]))^2;
        }

        vVR[ck-2][0]= ((num*sumc(soma)));
    }
    return vVR;
}

// Compute variance ratio using signs of returns with respect at mean:

VarRatioS2 (const vDataDiff, const iKmax, const iNObs)
{
    decl vVR,s2_t,s,ck, mean0, mean1,var1, soma,num;

    vVR= zeros(iKmax-1,1);           // Initialize vector for VR
    s2_t=zeros(iNObs,1);             // Initialize vector for s2_t

```

```

    mean0= meanc(vDataDiff);

    for (s= 0; s<=(iNObs-1); ++s)
    {
        if (vDataDiff[s]>mean0)
        {
            s2_t[s] =1;                // Replace returns for its signs
        }
        else s2_t[s]=-1;
    }

    mean1 = meanc(s2_t);
    var1 = varc(s2_t);

    for(ck = 2; ck <= iKmax; ++ck)
    {
        soma = zeros(iNObs-ck+1,1);
        num= 1/((iNObs-ck+1)*ck);

        for (s= 1; s<=(iNObs-ck+1); ++s)
        {
            soma[s-1][0]= (sumc( s2_t[(s-1):(ck+s-2)][0]) - ck*mean1)^2;
        }

        vVR[ck-2][0]= ((num*sumc(soma))/var1);
    }
    return vVR;
}

// Parameters for the Monte Carlo simulation:

const decl iNObs = 501;           // Sample size (T+1)
const decl iKmax = 84;           // Maximum number of lags (k)
const decl iRep = 10000;         // Number of replications
const decl vInit = 4;            // Initial observation
const decl mi = 0.1;             // Drift parameter

// Select distribution for the data (1 = normal,
// 2 = t_3, 3 = t_1, i.e., Cauchy; 4 = Exp(1)-1,
// 5 = qui-quadrado(1)-1; 6 = qui-quadrado(2)-2.

const decl iDistribution = 1;

// Select the data generating process: 0 for stationary,
// 1 for random walk with drift, 2 for ARIMA(0,1,1) process:

const decl iDGP = 0;

// Select whether or not an outlier will be included (0 = no
// 1 = outlier). NOTE: The outlying observation occurs in the
// middle of the series and equals 10 times the maximum
// observations of the series.

```

```

const decl iOutlier = 0;

// Select whether or not inliers sequences will be included
// (0 = no, 1 = inliers). NOTE: There are 3 inliers sequences
// and each sequence contains 7 inlyings observations. The
// starting dates of the inliers are T ={250, 350, 450}.

const decl iInlier = 0;

// Main program:

main()
{

    // Declare variables to be used:

    decl vData, vDataDiff, vVR, vVR1, vVR2, vVRR1, vVRR2, vVRS1,
        vVRS2, ci, t, dExTime, mSimVarR1, mSimVarR2, mSimVarRR1,
        mSimVarRR2, mSimVarRS1, mSimVarRS2, u_t, mmi;

    // Initialize the timer:

    dExTime=timer();

    // Set the seed:

    ranseed( -1 );

    // Initialize matrices where simulated v. ratios will be stored:

    mSimVarR1 = zeros(iKmax-1, iRep);
    mSimVarR2 = zeros(iKmax-1, iRep);
    mSimVarRR1 = zeros(iKmax-1, iRep);
    mSimVarRR2 = zeros(iKmax-1, iRep);
    mSimVarRS1 = zeros(iKmax-1, iRep);
    mSimVarRS2 = zeros(iKmax-1, iRep);

    // Monte Carlo loop:

    if (iDGP ==2)
    {
        vData= zeros(iNObs,1);

        for(ci = 0; ci < iRep; ++ci)
        {
            // Generate the data according to the selected distribution:

            if(iDistribution == 1)          // normal
            {
                u_t= (rann(iNObs, 1));
            }
            else if(iDistribution == 2)    // t_3
            {

```

```

        u_t= (rant(iNObs, 1, 3));
    }
    else if(iDistribution == 3) // t_1
    {
        u_t=(rant(iNObs, 1, 1));
    }
    else if(iDistribution == 4) // Exp(1)-1
    {
        u_t=(ranexp(iNObs, 1, 1)-1);
    }
    else if(iDistribution == 5) // chi(1)-1
    {
        u_t= (ranchi(iNObs, 1, 1)-1);
    }
    else if(iDistribution == 6) // chi(2)-2
    {
        u_t= (ranchi(iNObs, 1, 2)-2);
    }

    u_t= 0|u_t;
    vData[0][0]= vInit;

    for (t=1; t<=(iNObs-1); ++t)
    {
        vData[t][0]= (vData[t-1][0])+0.5*(u_t[t-1][0])+(u_t[t][0]);
    }

    // Introduce an outlier in the data, in the middle of the
    // series:

    if(iOutlier == 1)
    {
        vData[(rows(vData)+1)/2][0] = 10*max(vData);
    }

    // Introduce inliers sequences in the series:

    if (iInlier==1)
    {
        vData[249:255][0] = vInit;
        vData[349:355][0] = vInit;
        vData[449:455][0] = vInit;
    }

    vDataDiff = diff0(vData, 1); // Compute first difference
    vDataDiff = vDataDiff[1:(iNObs-1)][0]; // Remove the first element

    // Store the simulated variance ratios:

    mSimVarR1[][ci] = VarRatio1 (vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarR2[][ci] = VarRatio2 (vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRR1[][ci] = VarRatioR1(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRR2[][ci] = VarRatioR2(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);

```

```

        mSimVarRS1[][ci] = VarRatioS1(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
        mSimVarRS2[][ci] = VarRatioS2(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    }
}

else if(idGP == 1)
{
    mmi = vInit + mi*(range(1,iNObs)');

    for(ci = 0; ci < iRep; ++ci)
    {
        // Generate the data according to the selected distribution:

        if(iDistribution == 1)          // normal
        {
            vData = mmi+cumulate(rann(iNObs, 1));
        }
        else if(iDistribution == 2)      // t_3
        {
            vData = mmi+cumulate(rant(iNObs, 1,3));
        }
        else if(iDistribution == 3)      // t_1
        {
            vData = mmi+cumulate(rant(iNObs, 1,1));
        }
        else if(iDistribution == 4)      // Exp(1)-1
        {
            vData = mmi+cumulate(ranexp(iNObs, 1, 1)-1);
        }
        else if(iDistribution == 5)      // chi(1)-1
        {
            vData = mmi+cumulate(ranchi(iNObs, 1, 1)-1);
        }
        else if(iDistribution == 6)      // chi(2)-2
        {
            vData = mmi+ cumulate(ranchi(iNObs, 1, 2)-2);
        }

        // Introduce an outlier in the data, in the middle of the
        // series:

        if(iOutlier == 1)
        {
            vData[(rows(vData)+1)/2] [] = 10*max(vData);
        }

        // Introduce inliers sequences in the series:

        if (iInlier==1)
        {
            vData[249:255] [] = vInit;
            vData[349:355] [] = vInit;
            vData[449:455] [] = vInit;
        }
    }
}

```

```

    }

    vDataDiff = diff0(vData, 1);          // Compute first difference
    vDataDiff = vDataDiff[1:(iNObs-1)][0]; // Remove the first element

    // Store the simulated variance ratios:

    mSimVarR1[][ci] = VarRatio1 (vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarR2[][ci] = VarRatio2 (vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRR1[][ci] = VarRatioR1(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRR2[][ci] = VarRatioR2(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRS1[][ci] = VarRatioS1(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRS2[][ci] = VarRatioS2(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
  }
}

else if(iDGP == 0)
{
  for(ci = 0; ci < iRep; ++ci)
  {
    // Generate the data according to the selected distribution:

    if(iDistribution == 1)          // normal
    {
      vData= vInit+(rann(iNObs, 1));
    }
    else if(iDistribution == 2) // t_3
    {
      vData= vInit +(rant(iNObs, 1, 3));
    }
    else if(iDistribution == 3) // t_1
    {
      vData= vInit+(rant(iNObs, 1, 1));
    }
    else if(iDistribution == 4) // exp(1)-1
    {
      vData = vInit+(ranexp(iNObs, 1, 1)-1);
    }
    else if(iDistribution == 5) // chi(1)-1
    {
      vData = vInit+(ranchi(iNObs, 1, 1)-1);
    }
    else if(iDistribution == 6) //chi(2)-2
    {
      vData = vInit+(ranchi(iNObs, 1, 2)-2);
    }

    // Introduce an outlier in the data, in the middle of the
    // series:

    if(iOutlier == 1)
    {
      vData[(rows(vData)+1)/2][ ] = 10*max(vData);
    }
  }
}

```

```

    }

    if (iInlier==1)
    {
        vData[249:255] [] = vInit;
        vData[349:355] [] = vInit;
        vData[449:455] [] = vInit;
    }

    vDataDiff = diff0(vData, 1);          // Compute first difference
    vDataDiff = vDataDiff[1:(iNObs-1)][0]; // Remove the first element

    // Store the simulated variance ratios:

    mSimVarR1[] [ci] = VarRatio1 (vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarR2[] [ci] = VarRatio2 (vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRR1[] [ci] = VarRatioR1(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRR2[] [ci] = VarRatioR2(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRS1[] [ci] = VarRatioS1(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
    mSimVarRS2[] [ci] = VarRatioS2(vDataDiff, iKmax, iNObs-1);
}

}

// Computation of the means of the variance ratio for each k:

vVR1   = meanr(mSimVarR1);
vVR2   = meanr(mSimVarR2);
vVRR1  = meanr(mSimVarRR1);
vVRR2  = meanr(mSimVarRR2);
vVRS1  = meanr(mSimVarRS1);
vVRS2  = meanr(mSimVarRS2);

// Print the results:

print( "\n\t\tOX PROGRAM: ", oxfilename(0) );
print( "\n\t\tOX VERSION: ", oxversion() );
print( "\n\t\tNUM. REPLICATIONS: ", iRep );
print( "\n\t\tNUM. OBSERVATIONS: ", iNObs-1 );

if(iDGP == 2)
{
    print( "\n\t\tPGD: ARIMA(0,1,1)" );
}
else if(iDGP == 1)
{
    print( "\n\t\tPGD: RANDOM WALK WITH DRIFT MU=", mi);
}
else print( "\n\t\tPGD: STATIONARY" );

if(iOutlier == 1)
{
    print( "\n\t\tWITH OUTLIER" );
}

```

```

else print( "\n\t\tWITHOUT OUTLIER" );

if(iInlier == 1)
{
    print( "\n\t\tWITH INLIERS" );
}
else print( "\n\t\tWITHOUT INLIERS" );

if(iDistribution == 1)
{
    print( "\n\t\tDISTRIBUTION: normal" );
}
else if(iDistribution == 2)
{
    print( "\n\t\tDISTRIBUTION: t(3)" );
}
else if(iDistribution == 3)
{
    print( "\n\t\tDISTRIBUTION: Cauchy" );
}
else if(iDistribution == 4)
{
    print( "\n\t\tDISTRIBUTION: Exp(1)-1" );
}
else if(iDistribution == 5)
{
    print( "\n\t\tDISTRIBUTION: Chi(1)-1" );
}
else if(iDistribution == 6)
{
    print( "\n\t\tDISTRIBUTION: Chi(2)-2" );
}

print( "\n\t\tMINIMUM VALUE FOR Y: ", min(vData) );
print( "\n\t\tMAXIMUM VALUE FOR Y: ", max(vData) );
print( "\n\t\tDATE: ", date() );
print( "\n\t\tTIME: ", time() );
print("\n\n\t\tMEANS OF VARIANCE RATIOS ", "%c",
      {"k", "V1", "V2", "R1", "R2", "S1", "S2"},
      "%cf", {"%4.0f", "%7.2f", "%7.2f", "%7.2f", "%7.2f", "%7.2f", "%7.2f"},
      (range(2, iKmax)')~vVR1~vVR2~vVRR1~vVRR2~vVRS1~vVRS2);
print( "\n\n\t\tTOTAL EXECUTION TIME: ", timespan(dExTime), "\n" );
}

```

Referências

- [1] Bartlett, M.S. (1946). On the theoretical specification and sampling properties of auto-correlated time-series. *Journal of the Royal Statistical Society*, 38, 27–85.
- [2] Beveridge, S. & Nelson, C. (1981). A new approach to decomposition on economic time series into permanent and transitory components with particular attention to measurement of the ‘business cycle’. *Journal of Monetary Economics*, 7, 151–174.
- [3] Box, G.E.P. & Jenkins, G.M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden–Day.
- [4] Box, G. & Pierce, D. (1970). Distribution of residual autocorrelations in autoregressive–integrated moving average time series models. *Journal of the American Statistical Association*, 65, 1509–1526.
- [5] Breitung, J. & Gouriéroux, C. (1997). Rank tests for unit roots. *Journal of Econometrics*, 81, 7–27.
- [6] Bresser Pereira, L.C. & Nakano, Y. (1983). Fatores aceleradores, mantenedores e sancionadores da inflação. *X Encontro Nacional de Economia*. Belém–ANPEC. (Republicado em Bresser Pereira, L.C. & Nakano, Y., 1991. *Inflação e Recessão: a Teoria da Inércia Inflacionária*. 3^a ed. São Paulo: Brasiliense, 1991. cap.2, 60–80).
- [7] Campbell, B. & Dufour, J.M. (1995). Exact nonparametric orthogonality and random walk tests. *Review of Economics and Statistics*, 77, 1–16.
- [8] Campbell, B. & Dufour, J.M. (1997). Exact nonparametric tests of orthogonality and random walk in the presence of a drift parameter. *International Economic Review*, 38, 151–173.
- [9] Campbell, B. & Mankiw, G. (1987). Are output fluctuations transitory? *Quarterly Journal of Economics*, 102, 857–880.
- [10] Campêlo, A.K. & Cribari–Neto, F. (2003). Inflation inertia and inliers: the case of Brazil. *Revista Brasileira de Economia*, 57, 515–541.
- [11] Cati, R.C., Garcia, M.G.P. & Perron, P. (1999). Unit roots in the presence of abrupt governmental interventions with an application to Brazilian data. *Journal of Applied Econometrics*, 14, 27–56.
- [12] Cochrane, J. (1988). How big is the random walk in GNP? *Journal of Political Economy*, 96, 893–920.
- [13] Cribari–Neto, F. & Zarkos, S.G. (1999). R: yet another econometric programming environment. *Journal of Applied Econometrics*, 14, 319–329.
- [14] Cribari–Neto, F. & Zarkos, S.G. (2003). Econometric and statistical computing using Ox. *Computational Economics*, 21, 277–295.

- [15] Dickey, D.A. & Fuller, W.A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427–431.
- [16] Dickey, D.A. & Fuller, W.A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*, 49, 1057–1072.
- [17] Doornik, J.A. (2001). *Ox: an Object-oriented Matrix Programming Language*, 4th ed. London: Timberlake Consultants.
- [18] Durevall, D. (1998). The dynamics of chronic inflation in Brazil, 1968–1985. *Journal of Development Economics*, 42, 89–110.
- [19] Engle, R. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50, 987–1007.
- [20] Evans, G.B.A. & Savin, N.E. (1981a). The calculation of the limiting distribution of the least squares estimator of the parameter in a random walk. *Annals of Statistics*, 9, 1114–1118.
- [21] Evans, G.B.A. & Savin, N.E. (1981b). Testing for unit root: 1. *Econometrica*, 49, 753–779.
- [22] Evans, G.B.A. & Savin, N.E. (1984). Testing for unit root: 2. *Econometrica*, 52, 1241–1269.
- [23] French, K. & Roll, R. (1986). Stock returns variances: the arrival of information and the reaction of traders. *Journal of Financial Economics*, 17, 5–26.
- [24] Hasan, M.N. & Koenker, R.W. (1997). Robust rank tests of the unit root hypothesis. *Econometrica*, 5, 133–161.
- [25] Huizinga, J. (1987). An empirical investigation of the long run behavior of real exchange rates. *Carnegie–Rochester Conference Series on Public Policy*, 27, 225–231.
- [26] Kendall, M.G. & Stuart, A. (1976). *The Advanced Theory of Statistics*, 3rd ed., Vol.3. London: Griffin.
- [27] Kim, M.J., Nelson, C.R. & Startz, R. (1991). Mean reversion in stock prices? A reappraisal of the empirical evidence. *Review of Economic Studies*, 58, 515–528.
- [28] Kleidon, A. W. (1986). Variance bounds tests and stock price valuation models. *Journal of Political Economy*, 94, 953–1001.
- [29] Knuth, D.E. (1984). *The T_EXbook*. New York: Addison–Wesley.
- [30] Lehmann, E.L. (1975). *Nonparametrics: Statistical Methods Based on Ranks*. San Francisco: Holden-Day.
- [31] Liu, C.Y. & He, J. (1991). A variance ratio test of random walks in foreign exchange rates. *Journal of Finance*, 46, 773–785.
- [32] Lo, A.W. & MacKinlay, A.C. (1988). Stock prices do not follow random walks: evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies*, 1, 41–66.

- [33] Lo, A.W. & MacKinlay, A.C. (1989). The size and power of the variance ratio test in finite samples: a Monte Carlo investigation. *Journal of Econometrics*, 40, 203–238.
- [34] Lopes, F.L.P. (1984). Inflação inercial, hiperinflação e desinflação: notas e conjecturas. *Revista Economia Política*, 5, 135–151.
- [35] Lopes, F.L.P. (1989). *O Desafio da Hiperinflação: em Busca da Moeda Real*. 3ª ed. Rio de Janeiro: Campus.
- [36] Lucas, R. (1978). Asset prices in an exchange economy. *Econometrica*, 46, 1429–1446.
- [37] Novaes, A.D. (1993). Revisiting the inertial inflation hypothesis for Brazil. *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 423–432.
- [38] Onody, O. (1960). *A Inflação Brasileira: 1920–1958*. Rio de Janeiro.
- [39] Poterba, J.M. & Summers, L.H. (1988). Mean reversion in stock prices: evidence and implications. *Journal of Financial Economics*, 22, 27–59.
- [40] Priestley, M.B. (1982). *Spectral Analysis and Time Series*. London: Academic Press.
- [41] Rego, J.M. (1988). *Inflação Inercial, Teorias da Inflação e o Plano Cruzado*. 2ª ed. Rio de Janeiro: Paz e Terra.
- [42] Richardson, M. & Stock, J.H. (1989). Drawing inferences from statistics based on multiyear asset returns. *Journal of Financial Economics*, 25, 323–348.
- [43] Shiller, R.J. (1981). Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends. *American Economic Review*, 71, 421–436.
- [44] Simonsen, M.H. (1988). Price stabilization and income policies: theory and the Brazilian case study. Em Bruno, M., Di Tella, G., Dornbusch, R. & Fischer, S. (eds.) *Inflation Stabilization: The Experiences of Israel, Argentina, Brazil, Bolivia, and Mexico*. Cambridge: MIT Press.
- [45] Tejada, C.A.O. & Portugal, M.A. (2001). Credibilidade e inércia inflacionária no Brasil: 1986–1998. *Estudos Econômicos*, 31, 459–494.
- [46] Thompson, S. (2001). Robust unit root testing with correct size and good power. Working paper, Department of Economics, Harvard University.
- [47] White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroscedasticity. *Econometrica*, 48, 817–838.
- [48] White, H. & Domowitz, I. (1984). Nonlinear regression with dependent observations. *Econometrica*, 52, 143–162.
- [49] Wright, J.H. (2000). Alternative variance-ratio tests using ranks and signs. *Journal of Business and Economic Statistics*, 18, 1–9.
- [50] Vieira, H.P. & Laurini, M.P. (2003). Inércia nas taxas de inflação: um modelo heteroscedástico em espaço de estado. Texto para discussão, Ibmecc Business School, São Paulo, Brasil.