AVALIAÇÃO DO TESTE GENERALIZADO DE DURBIN-WATSON

Laís Mayara Azevedo BARROSO[1]
Moysés NASCIMENTO[1]
Fabyano Fonseca e SILVA[1]
Ana Carolina Campana NASCIMENTO[1]
Luiz Alexandre PETERNELLI[1]

- RESUMO:Este estudo teve por objetivo avaliar as taxas de erro do tipo I e o poder do teste generalizado de Durbin-Watson (DWG) na detecção de autocorrelações de até quarta ordem. Para tanto, foram avaliados cenários compostos de 2000 séries temporais simuladas, com diferentes tamanhos amostrais (n = 10, 20, 50, 100, 200, 500 e 1000 observações) e variabilidade (σ^2 =0,01, 0,5 e 1). Em cada configuração foi aplicado o teste DWG e o número de resultados significativos, (erro do tipo I e poder) nas 2000 amostras, considerando significância 1%, 5% e 10 %, foi computado. De maneira geral, nota-se que a taxa de erro tipo I esteve próxima dos valores nominais adotados apenas no caso em que o teste é utilizado na verificação de autocorrelação de primeira ordem. Para as demais situações o teste é considerado rigoroso. Já em relação ao poder do teste, verifica-se que o mesmo é poderoso, quando a amostra apresenta valores de n superiores a 20, 50 e 500 na detecção de autocorrelações de primeira, segunda e terceira ordens, respectivamente. Na detecção de autocorrelação de quarta ordem, o teste não se mostra adequado para nenhum tamanho de amostra avaliado neste estudo.
- PALAVRAS-CHAVE: Autocorrelação; Monte Carlo; simulação.

1 Introdução

A verificação da existência de autocorrelação residual na análise de regressão para verificação da independência, e da autocorrelação serial entre observações em análises de séries temporais, confirmando se as ordens adotadas para processos AR são realmente as verdadeiras é de extrema importância para a validação destas técnicas.

Uma opção bastante empregada para detectar se os resíduos da análise de regressão são ou não autocorrelacionados é a realização de análises gráficas dos resíduos *versus* as observações ordenadas cronologicamente (Draper e Smith, 1998).

Por outro lado, um modo mais formal de diagnosticar a correlação serial, é a partir da aplicação do teste de Durbin-Watson (Gujarati, 2011). Entretanto, segundo Jeong e Chung (2001), o teste apresenta algumas limitações. Dentre elas, destaca-se o fato de que o teste só pode ser utilizado para testar autocorrelações de primeira ordem. Desta forma,

[1]Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Estatística,CEP: 36570-000, Viçosa, MG, Brasil. E-mail: *lais.barroso@yahoo.com.br / moysesnascim@vicosa.ufv.br / fabyano.fonseca@ufv.br / ana.campana@ufv.br / peternelli@ufv.br*

com o objetivo de contornar essa limitação, Vinod (1973) generalizou o teste proposto por Durbin e Watson (1950) possibilitando detectar a presença de autocorrelação de qualquer ordem.

Diversos estudos na literatura têm sido conduzidos com o objetivo de avaliar os testes de autocorrelação de primeira ordem. Dentre estes, pode-se citar o trabalho de De Carlo e Tryon (1993), onde se verificou que para pequenas amostras a estatística C (YOUNG, 1941), que se baseia na soma das diferenças de quadrados entre observações sucessivas, é estritamente relacionada com a estatística de Durbin-Watson. Além desses, Miranda e Ferreira (2006) realizaram um estudo no qual o objetivo foi avaliar abordagem *bootstrap* do teste Durbin-Watson, utilizando simulação Monte Carlo e comparar com um teste *de bootstrap* com e sem correção e com os testes t, t de *bootstrap*, normal para ρ, normal para ρ com correção de viés, normal de Young e sua versão *bootstrap*. De acordo com os autores, o teste de Dubin-Watson foi considerado rigoroso e apresentou o menor poder, já o Durbin-Watson *bootstrap*, BC, t *bootstrap* para ρ, normal para ρ, com correção de viés e normal de Young são considerados os melhores por apresentarem tamanhos de teste idênticos ao valor nominal.

Em algumas situações práticas, como na análise da expressão gênica temporal (Cho *et al.*, 1998; Spellman *et al.*, 1998; Nascimento *et al.*, 2011), em que o conjunto de séries temporais avaliados é grande, a utilização do teste generalizado de Durbin-Watson é de extrema importância, uma vez que a grande quantidade de genes "séries" envolvidos na análise faz como que a análise gráfica dos resíduos para a verificação da auto-correlação serial torne-se impraticável. Ademais, é necessário avaliar se as séries seguem modelos de ordens maiores que um.

Apesar da grande utilidade do teste, a literatura não fornece informações a respeito do comportamento das taxas do erro do tipo I e do poder do teste, representadas, respectivamente, por $\alpha = \text{P(Rejeitar H0|H0 verdadeira)}$ e $Pd = 1 - \beta = P(\text{Rejeitar } H0 \mid H0 \text{ é falsa})$. Essas quantidades são de extremo interesse para a definição de tamanhos amostrais que proporcionem uma boa aplicação do teste, visto que o desconhecimento destas quantidades pode levar o pesquisador a resultados errôneos. Segundo Fernandes *et al.* (2012), o ideal é que a taxa de erro tipo I se aproxime do nível de significância adotado e que apresente altos valores de poder.

De acordo com o exposto objetivou-se, através de simulação de dados, avaliar as taxas de erro do tipo I e poder do teste de DWG.

2 Material e Métodos

2.1 Simulação dos dados

Para avaliar a *performance* do teste DWG, na verificação da autocorrelação residual, simularam-se vários cenários os quais são apresentados na Tabela 1.

As séries simuladas pertencentes a cada cenário foram obtidas por meio da função *arima.sim* do pacote *stats* do software R (R Development Core Team, 2012). Essa função simula observações de um modelo AR(p):

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + e_t ; \quad (1)$$

em que: Y_t é o valor da observação da série no tempo j; ϕ_p é o p-ésimo parâmetro de autorregressão da série; e_t é o termo de erro aleatório, $e_t \sim N\left(0, \sigma^2\right)$.

A fim de se assegurar a condição de estacionariedade requerida para processos autorregressivos, os valores paramétricos de ϕ foram definidos de acordo com alguns trabalhos já publicados na literatura(ARAÚJO *et al.*, 1997; MOREIRA JUNIOR, 2005).

Tabela 1 - Cenários e valores paramétricos utilizados para avaliar a *performance* do teste generalizado de Durbin-Watson

Cenários	Coeficientes	Valores Paramétricos
C1	$\phi_i = 0$ para todo $i = 1,2,3,4$	
C2	$\phi_1 \neq 0$ e $\phi_2 = \phi_3 = \phi_4 = 0$	$\phi_1 = 0{,}85$ e $\phi_2 = \phi_3 = \phi_4 = 0$
C3	$\phi_i \neq 0$ para $i = 1,2$ e $\phi_j = 0$ para $j = 3,4$	$\phi_1 = 0{,}6$, $\phi_2 = 0{,}2$ e $\phi_i = 0$ para $i = 3,4$
C4	$\phi_i \neq 0$ para $i = 1,2,3$ e $\phi_4 = 0$	$\phi_1 = 0{,}24717$, $\phi_2 = 0{,}0351$, $\phi_3 = 0{,}2177$ e $\phi_4 = 0$
C5	$\phi_i \neq 0$ para todo $i = 1,2,3,4$	$\phi_1 = 0{,}29832$, $\phi_2 = -0{,}077845$, $\phi_3 = -0{,}072302$ e $\phi_4 = 0{,}11244$

O cenário 1 (C1) foi utilizado para o cálculo de α, ou seja, para obter uma estimativa da probabilidade de rejeitar a hipótese nula quando a mesma é verdadeira (Erro Tipo I). Por outro lado, os cenários C2 a C5 foram utilizados para avaliar o poder do teste.

Foram avaliados diferentes tamanhos amostrais (n=10, 20, 50, 100, 200, 500 e 1000) e diferentes valores de σ^2 ($\sigma^2 = 0{,}01; 0{,}50; 1{,}00$), perfazendo um total de 105 configurações. Esses valores amostrais foram escolhidos, pois abrangem várias situações reais que envolvem a análise de séries temporais, tais como, séries pequenas (n=10, 20) observadas em estudo da expressão gênica temporal (Nascimento *et al.*, 2012), tamanhos amostrais de 500 a 1000, geralmente são utilizadas em estudos de séries temporais com objetivo de previsões pluviométricas e climáticas (ARAÚJO *et al.*, 2009), por exemplo. Valores amostrais grandes são abordados para justificar a teoria assintótica. Da mesma forma que no trabalho de Miranda e Ferreira (2006), para cada configuração foram simuladas 2000 amostras de Monte Carlo. Em cada configuração o teste generalizado de Durbin-Watson foi aplicado e o número de resultados significativos, (erro do tipo I e poder) nas 2000 amostras, considerando significância 1, 5 e 10 %, foi computado. O teste de Durbin-Watson generalizado é discutido a seguir.

2.2 Teste generalizado de Durbin-Watson (DWG)

Considere o modelo de regressão apresentado na forma matricial:

$$y = X\beta + \varepsilon \, ; \tag{2}$$

em que **y** é o vetor (n x1) de observações, **X** é a matriz (n x k) do modelo, $\boldsymbol{\beta}$ é o vetor (k x 1) de parâmetros e o termo $\boldsymbol{\varepsilon}$, gerado por um processo autorregressivo de ordem j,

$$\varepsilon_t = \phi_j \varepsilon_{t-j} + \nu_t \text{ e, } \nu_t \overset{i.i.d.}{\sim} N\left(0, \sigma^2\right).$$

A estatística do teste de Durbin-Watson, generalizada por Vinod (1973) é dada por:

$$d_j = \frac{\sum_{t=j+1}^{n} \left(\hat{\varepsilon}_t - \hat{\varepsilon}_{t-j}\right)^2}{\sum_{t=1}^{n} \hat{\varepsilon}_t^2} ; \tag{3}$$

em que $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_t$ são os resíduos obtidos por meio da estimação do modelo.

Para testar se a j-ésima ordem do modelo é significativamente diferente de zero, deve-se realizar o teste sequencialmente em que a hipótese testada no j-ésimo passo é dada por:

$$H_0 : \phi_j = 0, \quad \text{dado} \quad \phi_1 = \ldots = \phi_{j-1} = 0;$$
$$H_1 : \phi_j \neq 0.$$

O valor p associado à estatística de teste é obtido por meio do procedimento de *bootstrap* recursivo apresentado a seguir.

i. Obtêm-se uma estimativa de $\boldsymbol{\beta}$ por meio do método dos quadrados mínimos utilizando a seguinte equação: $\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'y}$. Posteriormente, obtêm-se a estimativa $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$ dada por $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$;
ii. Estima-se ϕ_j a partir de $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$ e calcula-se $\hat{\mathbf{v}}$;
iii. Reamostra-se $\hat{\mathbf{v}}$ para construir um vetor de *bootstrap* residual denotado $\hat{\mathbf{v}}^*$;
iv. Recursivamente construir o vetor de resíduos $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^*$ utilizando a equação $\varepsilon_t = \phi_j \varepsilon_{t-j} + \nu_t$. Neste estágio, assume-se $H_0 : \phi_j = 0$ e, portanto, $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^*$ é igual $\hat{\nu}^*$;
v. Utilizando **X** e $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^*$, é possível criar os pseudo valores y^* pela equação (1);
vi. Utilizando **X** e y^*, calcular a estatística DWG *bootstrap* (d_j) por:

$$d_j = \frac{\sum_{t=j+1}^{n} \left(\hat{\varepsilon}_t - \hat{\varepsilon}_{t-j}\right)^2}{\sum_{t=1}^{n} \hat{\varepsilon}_t^2};$$

vii. Repetir 1.000 (default do R) vezes os passos de (iii) a (vi) para construir a distribuição de *bootstrap* de $d_j(F_{d_j})$;

viii. A hipótese H_0 é testada comparando os valores críticos de F_{d_j} com o valor de *d* estimado a partir dos dados originais.

O teste foi aplicado ao conjunto de dados simulados por meio da função *durbinWatsonTest* (Fox, 2008) do pacote *car* (Fox e Weisberg, 2011) do software livre R (R Development Core Team, 2012).

3 Resultados e discussão

3.1 Erro tipo I

Nas Tabelas 2, 3, 4 e 5 estão apresentadas as taxas do erro tipo I para o teste generalizado de Durbin Watson.

Tabela 2 - Taxas de erro tipo I obtidos pelo Cenário 1 (C1) para AR(1)

n\σ²	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,006	0,010	0,007	0,055	0,050	0,050	0,108	0,098	0,105
20	0,007	0,011	0,006	0,054	0,052	0,054	0,095	0,101	0,104
50	0,009	0,009	0,012	0,050	0,057	0,054	0,090	0,087	0,097
100	0,009	0,010	0,010	0,062	0,057	0,051	0,109	0,094	0,097
200	0,007	0,011	0,009	0,056	0,052	0,060	0,096	0,103	0,091
500	0,013	0,008	0,005	0,053	0,047	0,053	0,094	0,096	0,094
1000	0,009	0,014	0,008	0,053	0,049	0,046	0,092	0,090	0,106

O erro tipo I, quando se aplicou o teste para verificação de autocorrelação de primeira ordem, apresenta valores próximos a α (Tabela 2). Esse resultado é corroborado com o trabalho de Miranda e Ferreira (2006) quando considerou-se o valor de k fixo (número de variáveis regressoras).

De acordo com os valores apresentados na Tabela 3, quando foram avaliadas autocorrelações de segunda ordem, o teste de Durbin Watson generalizado foi considerado rigoroso, visto que os valores obtidos foram menores que os valores nominais especificados neste trabalho. Esse mesmo comportamento foi verificado quando o teste foi aplicado para a avaliação de autocorrelações de terceira e quarta ordem (Tabelas 4 e 5).

Tabela 3 - Taxas de erro tipo I obtidos pelo Cenário 1 (C1) para AR(2)

$n\backslash\sigma^2$	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,001	0,000	$5x10^{-4}$	0,009	0,006	0,004	0,018	0,012	0,014
20	$5x10^{-4}$	0,001	0,001	0,004	0,003	0,005	0,010	0,014	0,015
50	0,001	0,000	$5x10^{-4}$	0,004	0,003	0,001	0,012	0,013	0,010
100	$5x10^{-4}$	$5x10^{-4}$	0,000	0,002	0,003	0,003	0,013	0,010	0,006
200	$5x10^{-4}$	$5x10^{-4}$	$5x10^{-4}$	0,003	0,001	0,003	0,013	0,009	0,009
500	$5x10^{-4}$	0,000	0,000	0,004	0,004	0,001	0,008	0,006	0,007
1000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,002	0,003	0,012	0,009	0,008

Tabela 4 - Taxas de erro tipo I obtidos pelo Cenário 1 (C1) para AR(3)

$n\backslash\sigma^2$	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,002
20	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	$5x10^{-4}$	$5x10^{-4}$	0,002	0,005	0,003
50	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	$5x10^{-4}$	0,000	$5x10^{-4}$	0,004	0,003
100	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,001	$5x10^{-4}$	0,002
200	$5x10^{-4}$	0,000	0,000	0,001	0,001	0,000	0,004	0,001	0,001
500	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,001	0,001	0,002
1000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,001	$5x10^{-4}$

Tabela 5 - Taxas de erro tipo I obtidos pelo Cenário 1 (C1) para AR(4)

$n\backslash\sigma^2$	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,000	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	$5x10^{-4}$	0,002	0,000	0,002
20	0,000	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	$5x10^{-4}$	0,001	0,003
50	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001
100	0,000	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	0,001	$5x10^{-4}$	0,000
200	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	0,000
500	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	0,000
1000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

3.2 Poder

Nas Tabelas 6, 7, 8 e 9 estão apresentados o poder do teste de Durbin-Watson generalizado para avaliação de autocorrelação de primeira, segunda, terceira e quarta ordens. De maneira geral, o crescimento de n ocasiona um aumento do poder, o que segundo Mood *et al.*(1974) já é esperado.

No caso em que o teste foi utilizado para avaliação de autocorrelação de primeira ordem, valores de poder superiores a 80% são encontrados apenas nos casos em que n é maior que 20. Este resultado sugere que, em situação práticas, como na análise de dados de expressão gênica temporal, a aplicação do teste não se mostra adequada uma vez que em estudos deste tipo o número de tempos avaliados é inferior a 20. Ademais, para valores de n maiores que 50 (n>50) o poder do teste tende a se igualar e aproximar-se de 100% (Tabela 6). No trabalho de Miranda e Ferreira (2006), especificamente para o teste de Durbin Watson, o poder da ordem de 80% só é encontrado para valores de n a partir de 50.

Tabela 6 - Poder do teste obtido pelo Cenário 2 (C2)

$n\backslash\sigma^2$	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,287	0,287	0,282	0,506	0,522	0,511	0,639	0,630	0,636
20	0,802	0,804	0,807	0,917	0,918	0,909	0,942	0,946	0,937
50	0,998	0,999	0,998	1,000	0,999	1,000	1,000	1,000	0,999
100	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
200	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
500	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
1000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

Em relação ao cenário 3, utilizado para avaliar o poder do teste na verificação de autocorrelação de segunda ordem, o poder foi considerado baixo (inferior a 80%) para valores de n iguais ou inferiores a 20 e todos os valores de α avaliados (Tabela 7). Poder da ordem de 80% ou mais é encontrado apenas com valores de n acima de 50.

Tabela 7 - Poder do teste obtido pelo Cenário 3 (C3)

$n\backslash\sigma^2$	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,003	0,003	0,005	0,064	0,064	0,060	0,129	0,120	0,119
20	0,246	0,245	0,236	0,416	0,416	0,420	0,525	0,533	0,536
50	0,855	0,839	0,845	0,918	0,918	0,913	0,940	0,950	0,954
100	0,993	0,993	0,994	0,998	0,999	0,998	0,999	0,998	0,998
200	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
500	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
1000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

Quando se objetivou verificar a presença de autocorrelação de terceira ordem (C4) percebe-se que apenas para valores de n superiores a 500 o poder foi considerado satisfatório (superior a 80%) (Tabela 8).

Tabela 8 - Poder do teste obtido pelo Cenário 4 (C4)

$n\backslash\sigma^2$	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,000	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	0,003
20	0,004	0,003	0,002	0,020	0,021	0,016	0,033	0,035	0,035
50	0,041	0,036	0,047	0,109	0,109	0,115	0,169	0,172	0,169
100	0,146	0,153	0,142	0,297	0,291	0,285	0,385	0,390	0,382
200	0,367	0,375	0,366	0,577	0,560	0,585	0,684	0,667	0,677
500	0,813	0,812	0,810	0,912	0,915	0,917	0,945	0,941	0,945
1000	0,985	0,984	0,986	0,992	0,993	0,996	0,999	0,996	0,998

Com relação à C5, o poder do teste de Durbin-Watson generalizado, foi baixo para todos os valores de n. Notou-se que para este cenário o poder não ultrapassa14% (Tabela 9).

Tabela 9 -Poder do teste obtido pelo Cenário 5 (C5)

$n\backslash\sigma^2$	α= 0,01			α= 0,05			α= 0,1		
	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00	0,01	0,50	1,00
10	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	0,000	0,000
20	0,000	$5x10^{-4}$	0,000	0,001	0,000	0,001	0,001	0,003	0,002
50	$5x10^{-4}$	0,000	0,000	0,003	0,002	0,001	0,009	0,004	0,004
100	0,000	0,000	0,000	0,002	0,003	0,004	0,008	0,014	0,006
200	$5x10^{-4}$	0,000	$5x10^{-4}$	0,002	0,003	0,006	0,017	0,015	0,019
500	0,002	0,002	0,002	0,022	0,020	0,028	0,054	0,055	0,052
1000	0,010	0,008	0,012	0,067	0,081	0,061	0,122	0,129	0,132

Conclusões

Diante dos resultados verificou-se que, apenas no caso em que o teste é utilizado na verificação de autocorrelação de primeira ordem a taxa de erro tipo I esteve próximo dos valores nominais adotados no trabalho. Para a verificação de outras ordens este erro esteve bem abaixo dos valores de α, de forma que o teste é classificado como rigoroso nestas situações.

Em relação ao poder do teste, o mesmo mostrou-se poderoso (poder maior 80%) quando a amostra apresenta valores de n superiores a 20, 50 e 500 na detecção de autocorrelações de primeira, segunda e terceira ordens, respectivamente. Ademais, o teste não se mostrou adequado para detecção de autocorrelação de quarta ordem para nenhum tamanho de amostra avaliado neste estudo.

BARROSO, L. M. A.; NASCIMENTO, M.; SILVA, F. F.; NASCIMENTO, A. C. C.; PETERNELLI, L. A. Evaluation of generalized Durbin-Watson test. *Rev. Bras. Biom.*, São Paulo, v.30, n.4, p.432-441, 2012.

- *ABSTRACT: This study aimed to assess the rates of type I error and power of the test generalized Durbin-Watson (DWG) to detect autocorrelations up to fourth order. To this end, were evaluated different scenarios simulated 2000 series, with different sample sizes (n = 10, 20, 50, 100, 200, 500 and 1000 observations) and variance (σ2 = 0.01, 0.5 and 1) . In each configuration the DWG test was applied and the number of significant results (type I error and power) in 2000 samples, given significance 1%, 5% and 10% was computed. In general, it is noted that the type I error rate was close to the nominal values adopted only in the case where the test is used to verify the autocorrelation of the first order. For other situations, the test is considered accurate. In relation to the power of the test, it is found that it is powerful when the sample has higher values of n at 20, 50 and 500 in detecting autocorrelations of the first, second and third orders, respectively. In the detection of fourth order autocorrelation, the test is not adequate for any sample size evaluated in this study.*

- *KEYWORDS: Autocorrelation; Monte Carlo; simulation.*

Referências

ARAÚJO, A. C.; LIMA, R. C.; MESQUITA, T.C. Um modelo de previsão de preços internacionais do cacau. *Rev. Econ. Nordeste*, Fortaleza, v.28, n.3, p.311-325, 1997.

ARAÚJO, M. F. C.; GUIMARÃES, E. C.; CARVALHO, D. F.; ARAÚJO, L. B. Precipitação étrica mensal no estado do rio de janeiro: sazonalidade e tendência. *Biosci. J.*, Uberlândia, v.25, n.4, p.90-100, 2009.

CHO, R. J.; CAMPBELL, M. J.; WINZELER, E. A.; STEINMETZ, L.; CONWAY, A.; WODICKA, L.; WOLFSBERG, T. G.; GABRIELIAN, A. E.; LANDSMAN, D.; LOCKHART, D. J.; DAVIS, R. W. A Genome-Wide transcriptional analysis of the mitotic cell cycle. *Mol. Cell*, Cambridge, v.2, p.65–73, 1998.

DE CARLO, L. T.; TRYON, W. W. Estimating and testing autocorrelation with small samples: A comparison of the C-statistic to a modified estimator. *Behav. Res.Ther.***,** Oxford,v.31, n.8, p.781-788, 1993.

DRAPER, R. N.; SMITH, H. *Applied regression analysis.*3.ed. New York: John Wiley, 1998. 706p.

DURBIN, J.; WATSON G. S. Testing for serial correlation in least squares regression I. *Biometrika***,** London, v.37, n.3/4, p.409-428, 1950.

FERNANDES, T. J.;FERREIRA, E. B.; FERREIRA, D. F. Avaliação Monte Carlo do teste de normalidade de qui-quadrado sob diferentes critérios do número de classes. *Rev. Bras. Biom.,* São Paulo, v.30, n.2, p.185-198, 2012.

FOX, J. *Applied regression analysis and generalized linear models.*2.ed. Los Angeles: Sage Publications, 2008. 688p.

FOX, J.; WEISBERG, S. *An {R} companion to applied regression*, 2.ed .Los Angeles: Sage Publications, 2011. 472p.

GUJARATI, D. N. *Econometria básica.*5.ed. São Paulo: Pearson Makron Books, 2011. 920p.

JEONG, J.; CHUNG, S. Bootstrap tests for autocorrelation. *Comput. Stat. Anal.*,Amsterdam, v.38, p.49-69, 2001.

MIRANDA, V. F. L.; FERREIRA, D. F.Avaliação Monte Carlo de testes assintóticos e de bootstrap para autocorrelação residual. *Rev. Mat. Estat.*, São Paulo, v.24, n.1, p.29-52, 2006.

MOOD, A. M.; GRAYBILL, F. A.; BOES D. C. *Introduction to the theory of statistics*.3.ed. New York: McGraw Hill, 1974, 842p.

MOREIRA JUNIOR, F. J. *Proposta de um método para o controle estatístico de processo para observações autocorrelacionadas*. 2005. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2005.

NASCIMENTO, M.; SÁFADI, T.; SILVA, F. F.Aplicação da análise de agrupamento de dados de expressão gênica temporal a dados em painel. *Pesq. Agropec. Bras.*, Brasília, v.46, n.11, p.1489-1495, 2011.

NASCIMENTO, M.; SÁFADI, T., SILVA, F. F.; NASCIMENTO, A. C.C. Bayesian model-based clustering of temporal gene expression using autoregressive panel data approach. *Bioinformatics*, Edam, v.28, p.2004-2007, 2012.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing. URL: <http://www.R-project.org>. Acesso em: 22 Ago. 2012.

SPELLMAN, P. T.; SHERLOCK, G.; ZHANG, M. Q.; IYER, V. R.; ANDERS, K., EISEN, M. B.; BROWN, P. O.; BOTSTEIN, D.; FUTCHER, B. Comprehensive identication of cell cycle-regulated genes of the yeast Saccharomyces cerevisiae by microarray hybridization. *Mol. Biol. Cell*, Washington, v.9, n.12, p.3273-3297, 1998.

VINOD, H. D. Generalization of the Durbin-Watson statistic for higher order autoregressive process. *Commun. Stat.*, Jakarta, v.2, p.115–144, 1973.

YOUNG, L. C**.** On randomnes in ordered sequences. *Ann. Math. Stat.,* Baltimore, v.12, n.3, p.296-300, 1941.

Recebido em 17.01.2013

Aprovado após revisão em 20.04.2013