



SAMUEL DE OLIVEIRA

**EFEITO TAYLOR: UMA ANÁLISE ALÉM DE
SÉRIES ECONÔMICAS**

**LAVRAS – MG
2013**

SAMUEL DE OLIVEIRA

EFEITO TAYLOR: UMA ANÁLISE ALÉM DE SÉRIES ECONÔMICAS

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós - Graduação em Engenharia de Sistemas, área de concentração em Modelagem de Sistemas Biológicos, para a obtenção do título de Mestre.

Orientadora

Profa. Dra. Thelma Sáfyadi

LAVRAS – MG

2013

**Ficha Catalográfica Elaborada pela Coordenadoria de Produtos e
Serviços da Biblioteca Universitária da UFLA**

Oliveira, Samuel de.

Efeito de Taylor : uma análise além de séries econômicas /
Samuel de Oliveira. – Lavras : UFLA, 2013.
74 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2013.
Orientador: Thelma Sáfyadi.
Bibliografia.

1. Efeito Taylor. 2. Séries econômicas. 3. Biospeckle. 4. Séries
temporais. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 620.00113

SAMUEL DE OLIVEIRA

EFEITO TAYLOR: UMA ANÁLISE ALÉM DE SÉRIES ECONÔMICAS

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós - Graduação em Engenharia de Sistemas, área de concentração em Modelagem de Sistemas Biológicos, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 29 de agosto de 2013.

Prof. Dr. Tadayuki Yanagi Júnior

Prof. Dr. Clailton Ataídes de Freitas

Prof. Dr. Sérgio Martins de Souza

Prof. Dra. Thelma Sáfyadi
Orientadora

LAVRAS - MG

2013

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente a Deus, quem me deu força e sabedoria para conduzir este trabalho.

A todos os colegas e professores da pós - graduação em Engenharia de Sistemas.

Aos meus amigos e familiares, em especial a minha mãe que sempre orou por mim e a meu pai, que mesmo, indiretamente, contribuiu para esta conquista, mostrando-me sempre retidão e honestidade, aos quais dedico todo meu esforço e sucesso.

A minha professora e orientadora, Thelma, a qual sempre me transmitiu muito conhecimento e tranqüilidade na condução deste trabalho, o meu muito obrigado.

Ao Centro Universitário de Formiga – Unifor MG pelo apoio e confiança.

Meus sinceros agradecimentos!

“Por isso concluí que não há nada melhor para o homem do que desfrutar do seu trabalho, porque esta é a sua recompensa” Eclesiastes 3:22.

RESUMO

Taylor (1986) observou, considerando várias séries financeiras analisadas, que a autocorrelação empírica de determinada ordem da série em valor absoluto, é superior à autocorrelação empírica da mesma ordem do quadrado dessa série. Partindo desse pressuposto, objetivou-se neste trabalho analisar a presença do Efeito Taylor em séries ditas não econômicas, assim, fez-se a análise e aplicou-se o teste para o Efeito Taylor, em dados temporais de séries do biospeckle dinâmico. As séries do biospeckle são tratadas como distribuição de velocidades dos fenômenos analisados, podendo auxiliar nos processos de identificação e alteração fisiológica em materiais vivos, permitindo, assim, o cálculo da atividade celular da amostra em questão. A série do biospeckle, escolhida para o trabalho, trata da iluminação a laser de sêmen bovino, agrupada e organizada a partir do trabalho de Costa (2009). A escolha correta para argumentos que se baseiam em modelos matemáticos temporais, elaborados de forma que se possa ter um número maior de características empíricas observadas nos resultados do fenômeno estudado, mostra que, na pesquisa, o Efeito Taylor foi confirmado nos primeiros *lags* analisados na série, mais precisamente, nos 10 primeiros *lags*, da série escolhida, sendo um total de 30 *lags* analisados. O trabalho utilizou-se da metodologia de Box & Jenkins na preparação e utilização das séries do biospeckle para que, posteriormente, tenha sido aplicado o teste do Efeito Taylor.

Palavras-chave: Efeito Taylor. Séries econômicas. Biospeckle

ABSTRACT

In 1986, Taylor observed based on various financial series analyzed, that the empirical autocorrelation of a particular order of the series in absolute value is superior to the empirical autocorrelation of the same order of the square of this series. Based on this assumption, the objective of this work was to assess the presence of the Taylor Effect on noneconomic series, thus analyzing and applying the test for Taylor Effect in temporal data of dynamic biospeckle series. The biospeckle series are treated as velocity distribution of the analyzed phenomena and may assist in the identification and physiological changes processes in living materials, thus allowing the calculation of the cellular activity of the sample in question. The biospeckle series chosen for this work was the laser illumination of bovine semen, grouped and organized according to COSTA (2009). The correct choice for arguments based on temporal mathematical models, elaborated in a manner to present a greater number of empirical characteristics observed in the results of the studied phenomenon shows that, in the research, the Taylor Effect was confirmed in the first lags analyzed in the series, more precisely, in the first 10 lags, of the chosen series, in a total of 30 lags analyzed. The study used the Box & Jenkins methodology in the preparation and use of the biospeckle series in order to, subsequently, apply the Taylor Effect test.

Keywords: Taylor Effect. Economic series. Biospeckle.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Trajetória de um processo.....	15
Figura 2	Sistema Dinâmico	16
Figura 3	Correlação positiva	22
Figura 4	Correlação negativa	23
Figura 5	Dados não correlacionados.....	23
Figura 6	Autocorrelação das primeiras séries de ações americanas para retorno (+), retorno absoluto (o) e quadrado do retorno (x).....	32
Figura 7	Autocorrelação da série Ouro para o retorno (+), retorno absoluto (o) e quadrado do retorno (x)	33
Figura 8	Autocorrelação dos retornos da IBOVESPA.....	34
Figura 9	Série financeira mensal do INPC, outubro de 1980 a fevereiro de 2013	41
Figura 10	Série de retorno mensal do INPC.....	42
Figura 11	Gráfico das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial do retorno mensal do INPC.....	43
Figura 12	Autocorrelação do retorno, do retorno absoluto e do retorno ao quadrado do retorno mensal da série INPC	44
Figura 13	Série de dados de baixa atividade celular – série B1	46
Figura 14	Série de dados de baixa atividade celular – série B2	47
Figura 15	Série de dados de baixa atividade celular – série B3	47
Figura 16	Função autocorrelação e autocorrelação parcial da série baixa atividade celular B1.....	48
Figura 17	Função autocorrelação e autocorrelação parcial da série baixa atividade celular B2.....	49

Figura 18	Função autocorrelação e autocorrelação parcial da série baixa atividade celular B3.....	49
Figura 19	Série de baixa atividade celular B1 diferenciada e suas respectivas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial	50
Figura 20	Série de baixa atividade celular B2 diferenciada e suas respectivas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial	51
Figura 21	Série de baixa atividade celular B3 diferenciada e suas respectivas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial	52
Figura 22	Autocorrelação da série original B1, da série B1 na forma absoluta e da série B1 ao quadrado	53
Figura 23	Autocorrelação da série original B2, da série B2 na forma absoluta e da série B2 ao quadrado	55
Figura 24	Autocorrelação da série original B3, da série B3 na forma absoluta e da série B3 ao quadrado	57
Figura 25	Autocorrelação da série original M1, da série M1 na forma absoluta e da série M1 ao quadrado	59
Figura 26	Autocorrelação da série original M2, da série M2 na forma absoluta e da série M2 ao quadrado	59
Figura 27	Autocorrelação da série original M3, da série M3 na forma absoluta e da série M3 ao quadrado	60
Figura 28	Autocorrelação da série original A1, da série A1 na forma absoluta e da série A1 ao quadrado	64
Figura 29	Autocorrelação da série original A2, da série A2 na forma absoluta e da série A2 ao quadrado	65
Figura 30	Autocorrelação da série original A3, da série A3 na forma absoluta e da série A3 ao quadrado	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Autocorrelação do retorno, retorno absoluto e do retorno ao quadrado do retorno mensal da série INPC	45
Tabela 2	Autocorrelação da série original B1, da série B1 em valor absoluto e da série B1 ao quadrado.....	54
Tabela 3	Autocorrelação da série original B2, da série B2 em valor absoluto e da série B2 ao quadrado.....	56
Tabela 4	Autocorrelação da série original B3, da série B3 em valor absoluto e da série B3 ao quadrado.....	58
Tabela 5	Autocorrelação da série original M1, da série M1 em valor absoluto e da série M1 ao quadrado.....	61
Tabela 6	Autocorrelação da série original M2, da série M2 em valor absoluto e da série M2 ao quadrado.....	62
Tabela 7	Autocorrelação da série original M3, da série M3 em valor absoluto e da série M3 ao quadrado.....	63
Tabela 8	Autocorrelação da série original A1, da série A1 em valor absoluto e da série A1 ao quadrado	66
Tabela 9	Autocorrelação da série original A2, da série A2 em valor absoluto e da série A2 ao quadrado	67
Tabela 10	Autocorrelação da série original A3, da série A3 em valor absoluto e da série A3 ao quadrado	68

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	REFERENCIAL TEÓRICO	14
2.1	Série Temporal	14
2.1.1	Tendência e sazonalidade	16
2.1.2	Estacionariedade	17
2.1.3	Teste de Dickey Fuller aumentado	19
2.1.4	Teste para Sazonalidade	20
2.2	Correlação	21
2.2.1	Função de autocorrelação	24
2.3	Modelos para série temporal	25
2.3.1	Modelo AR (auto regressivo)	25
2.3.2	Modelo MA (médias móveis)	26
2.3.3	Modelo ARMA (auto regressivo e médias móveis)	27
2.4	Série de retorno	29
2.4.1	Fatos Estilizados	30
2.5	Efeito de Taylor	31
3	MATERIAIS E MÉTODOS	38
3.1	Dados	38
3.1.1	Softwares utilizados nas análises	38
3.2	Método	39
4	RESULTADOS E DISCUSÃO	41
5	CONCLUSÃO	70
	REFERÊNCIAS	71

1 INTRODUÇÃO

A busca de fatos estilizados em dados temporais, precisamente em dados financeiros, tem levado à busca de modelos cada vez mais adequados e precisos para o estudo e compreensão desses tipos de dados.

No âmbito do desenvolvimento em metodologia de séries financeiras, em especial, a série de retornos, tem-se verificado a incorporação de novas técnicas para que possa determinar padrões de relacionamento entre as principais variáveis pertinentes do estudo.

A maior parte dos estudos financeiros concentra-se na análise de série de retornos. A razão desta afinidade está no fato de que os retornos contêm informações de maior interesse aos investidores do que uma série de ativo financeiro.

No estudo de séries financeiras, ao analisar algumas características dos retornos, sendo num total de 40 séries, Taylor (1986) verificou empiricamente que as autocorrelações dos retornos absolutos eram maiores do que a própria elevada ao quadrado. Esse fato empírico está praticamente definido em sua validade, sendo nomeado de Efeito Taylor e tornando-se um fato estilizado em séries econômicas. Apesar do Efeito Taylor ser considerado um fato estilizado, não tem sua confirmação e validação em dados de séries temporais que não seja econômica.

A necessidade de avaliar, escolher e até mesmo efetuar análises sobre fenômenos ou sistemas que evoluem de forma aleatória, ao longo do tempo, são características comuns a muitas questões que preocupam especialistas de todas as áreas do conhecimento da sociedade atual, sem distinção, como por exemplo: a economia e as finanças, a gestão, a tecnologia física, matemática e a biotecnologia ou até mesmo a sociologia. Geralmente, a escolha correta para argumentos e até mesmo previsões baseia-se em modelos matemáticos

temporais elaborados de forma que se possa ter um número maior de características empíricas observadas nos resultados dos fenômenos estudados.

Partindo desse pressuposto, objetiva-se, com o presente trabalho, verificar em séries do biospeckle dinâmico, a presença do Efeito Taylor.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Série Temporal

Segundo Morettin e Tolloi (2006), uma série temporal é um conjunto de observações compreendidas, sequencialmente, no tempo. Uma sucessão cronológica define-se como um conjunto de observações feitas em pontos ou períodos sucessivos de tempo durante determinado intervalo.

Uma característica relevante, ao trabalhar com séries temporais, é o fato de que existe uma dependência dos dados observados no presente com os dados observados no passado, sendo assim, torna-se interessante o estudo de séries temporais frente à ideia de como será possível variações dos dados no futuro.

Desta forma, a previsão é um dos objetivos do uso de séries temporais. Em modelos puramente estatísticos de regressão, a ordem dos dados não interfere para a análise dos mesmos, no entanto, em séries temporais, essa ordem é fator crucial para a modelagem do sistema.

A variação de um fenômeno físico é ilustrada na figura 1.

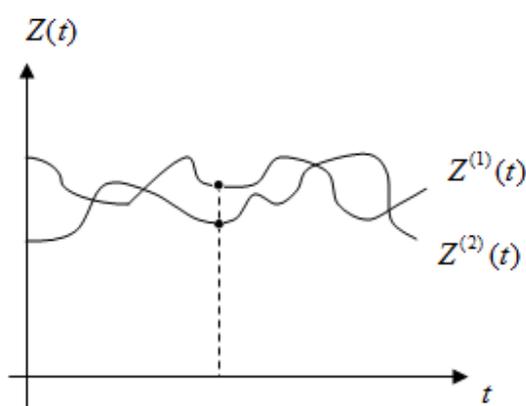


Figura 1 Trajetória de um processo

Estas curvas são chamadas de trajetórias do processo físico e nada mais são do que conjunto das possíveis trajetórias observadas no tempo do sistema em observação. Cada uma destas trajetórias poderá ser chamada de série temporal, assim para um mesmo evento no tempo há valores diferentes para as trajetórias $Z^{(1)}(t)$ e $Z^{(2)}(t)$, que, de uma forma geral, denota-se por uma trajetória qualquer o termo $Z^{(j)}(t)$, ainda que para cada valor de t fixo, tem-se valores de uma variável aleatória $Z(t)$, que nada mais será que uma distribuição de probabilidades do evento.

As séries temporais aparecem em vários setores do desenvolvimento humano, como: economia, meteorologia, medicina, epidemiologia, etc.

De acordo com Morettin e Tolloi (2006), obtida a série temporal $Z(t_1), \dots, Z(t_n)$, observada nos instantes t_1, \dots, t_n , pode-se estar interessado em:

- a) investigar o mecanismo gerador da série temporal; por exemplo, analisando uma série de alturas de ondas, podemos querer saber como estas ondas foram geradas;
- b) fazer previsões de valores futuros da série; estas podem ser em curto prazo, como para séries de vendas, produção ou estoque, ou em longo prazo, como para séries populacionais, de produtividade, etc.;
- c) descrever apenas o comportamento da série; neste caso, a construção do gráfico, a verificação da existência de tendências, ciclos e variações sazonais, a construção de histogramas e diagramas de dispersão, etc
- d) procurar periodicidades relevantes nos dados; aqui, a análise espectral, mencionada anteriormente, pode ser de grande utilidade.

Segundo Morettin e Tolloi (2006), muitas situações em ciências físicas, engenharia, ciências biológicas e humanas envolvem o conceito de sistema dinâmico, caracterizado por uma série de entrada $X(t)$, uma série de saída $Z(t)$ e uma função de transferência $v(t)$.

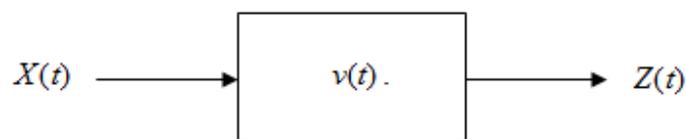


Figura 2 Sistema Dinâmico

Uma série temporal é uma particular realização do processo estocástico, podemos, então, entender um processo estocástico como sendo um conjunto de trajetórias ao longo do tempo, podendo, também, ser entendido como um fenômeno que varia em algum grau, de forma imprevisível, à medida que o tempo passa. Como exemplos de processos estocásticos, podem-se citar variação do tráfego em um cruzamento, variação minuto a minuto do índice Bovespa, variação de chamadas feitas a uma central telefônica, etc.

O objeto fundamental da análise de uma série temporal é determinar suas componentes básicas buscando identificar um padrão de comportamento da série que possibilite fazer previsões (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

2.1.1 Tendência e sazonalidade

Um dos objetivos da análise de séries temporais é ajustar modelos para a série com o propósito de investigá-la, descrever seu comportamento, investigar o mecanismo que gerou a série temporal, fazer previsões e, também, procurar periodicidades relevantes na série.

Uma forma clássica de representar uma série temporal é dada por:

$$Z_t = T_t + S_t + a_t \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

em que Z_t é a série temporal, T_t é a componente de tendência, S_t é a componente sazonal e a_t é um componente aleatório.

Segundo Morettin e Tolloi (2006), a tendência é entendida como diminuição ou aumento das observações, ao longo do período observado, enquanto que a componente sazonal de uma série histórica mostra as flutuações ocorridas em períodos menores ou iguais a doze meses e, ainda, que a componente aleatória corresponde a oscilações aleatórias irregulares. A suposição usual é a de que a componente aleatória seja um ruído branco independente, isto é, tenha média zero e variância constante.

2.1.2 Estacionariedade

De acordo com Morettin e Tolloi (2006), uma das suposições mais frequentes que se faz a respeito de uma série temporal é a de que ela é estacionária, ou seja, ela se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável.

Na maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais, supõe-se que estas sejam estacionárias. Com isso, caso a série não seja

estacionária, será necessário transformar os dados originais. A transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original, até se obter uma série estacionária (MORETIN; TOLLOI, 2006).

Segundo Stock e Watson (2004), para uma série de dados ser estacionária, suas variáveis não podem apresentar tendências e devem ser estáveis ao longo do tempo. Para as séries temporais, é importante que as variáveis sejam estacionárias ou passíveis de sua estacionariedade. Essa característica é fundamental para previsão do futuro, considerando a regressão de séries temporais, solidificando a premissa de que o futuro se comportará de acordo com o passado.

A respeito de séries temporais, pode-se considerá-la fracamente estacionária, a partir do momento que ela se modifica no decorrer do tempo, de forma aleatória ao redor de uma média constante, mostrando, assim, alguma forma de equilíbrio estável.

Nem todas as séries temporais são estacionárias, as séries econômicas e financeiras apresentam forma de não-estacionariedade. Vários tipos de não estacionariedade podem ser verificados, sendo o caso mais simples as séries que apresentam uma tendência, no qual a série varia em torno de uma reta com inclinação que poderá ser tanto positiva quanto negativa (tendência linear). Pode-se encontrar, também, a forma de não estacionariedade explosiva, como exemplo o crescimento de uma colônia de bactérias.

Como a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe que estas sejam estacionárias, devem-se transformar os dados originais, se estes não formam uma série estacionária. A transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original, até se obter uma série estacionária.

A primeira diferença de Z_t é definida por:

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2)$$

a segunda diferença é:

$$\Delta^2 Z_t = \Delta[\Delta Z_t] = \Delta[Z_t - Z_{t-1}]$$

$$\Delta^2 Z_t = \Delta Z_t - \Delta Z_{t-1}$$

$$\Delta^2 Z_t = Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2}$$

De modo geral, a n-ésima diferença de Z_t é:

$$\Delta^n Z_t = \Delta[\Delta^{n-1} Z_t] \quad (3)$$

Em situações normais, será suficiente tomar uma ou duas diferenças para que a série se torne estacionária.

2.1.3 Teste de Dickey Fuller aumentado

O teste de Dickey Fuller aumentado verifica ou não a existência de uma componente de tendência nas séries baseando-se na significância do coeficiente de correlação ρ estimada por mínimos quadrados ordinário, como mostra a equação 4.

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \rho y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Os valores tabelados da estatística “ t ” não podem ser usados como valores para o teste, isso pelo fato de que a variável dependente do lado direito da equação possui termos aleatórios autocorrelacionados, visando, assim, à estimativa de sua variância e da variância do coeficiente a ser estimado, comprometendo assim a estatística “ t ” calculada.

As hipóteses para o teste são as seguintes:

$$H_0: \rho = 1 \text{ (o modelo é um passeio aleatório)}$$

$$H_1: \rho < 1 \text{ (o modelo é um AR (1) estacionário)}$$

A ideia para testar estas hipóteses seria a estimação de ρ por mínimos quadrados, seguida de um teste t . Se H_0 for verdadeira, o estimador ρ tem um viés negativo, e a estatística t não tem distribuição t de Student. Para contornar essa situação, Dickey e Fuller (1979 apud GUJARATI, 2000) realizaram diversas simulações e encontraram a distribuição do estimador de ρ quando $\rho = 1$, permitindo, assim, estabelecer os níveis de significância apropriados.

2.1.4 Teste para Sazonalidade

Morettin e Tolloi (2006, p. 68) afirmam que “é difícil definir, tanto do ponto de vista conceitual como estatístico, o que seja sazonalidade” e, empiricamente, considera como fatores sazonais os fenômenos que ocorrem regularmente de ano para ano. Assim séries com componentes sazonais são caracterizadas por apresentarem alta correlação em “lags sazonais”, ou seja, intervalos múltiplos de doze meses no caso das séries de valores mensais.

Partindo desse pressuposto, o teste para verificação da componente sazonal é feito por meio de gráficos de autocorrelação das séries onde os picos significantes em intervalos regulares durante o ano confirmam a presença da componente sazonal.

2.2 Correlação

“Existe uma correlação entre duas variáveis quando uma delas está relacionada com a outra de alguma maneira” (TRIOLA, 2008, p. 411).

O coeficiente de correlação linear infere a intensidade da relação entre duas variáveis em uma amostra, podendo ser considerado uma estatística amostral, em função do uso de dados amostrais.

Ao se estudar uma variável isolada, há interesse em suas medidas de tendência, dispersão, assimetria, etc., porém, ao trabalharmos com duas ou mais variáveis, temos interesse em descobrir se estas possuem algum relacionamento entre si. Um exemplo, é citar o fato de que se o número de acidentes de motocicleta aumenta, implicará aumento de atendimento ao pronto socorro do mesmo, bem como se o alto índice de inflação no país está relacionado com a cobrança excessiva de impostos, são exemplos estes que nos trazem a noção de correlação.

A correlação fornece um número que mostra o grau de relacionamento entre as variáveis a serem estudadas. Para contornar a desvantagem oferecida pela covariância, Karl Pearson criou o termo correlação que é dada pela seguinte equação:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\sigma_{X,Y}}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (5)$$

Sendo:

ρ : coeficiente de correlação entre as variáveis X e Y;

$\sigma_{X,Y}$: covariância entre X e Y;

σ_x : desvio padrão da variável X;

σ_y : desvio padrão da variável Y;

- a) Quando $\rho > 0$, o diagrama de dispersão apresenta o comportamento ilustrado na figura 3.

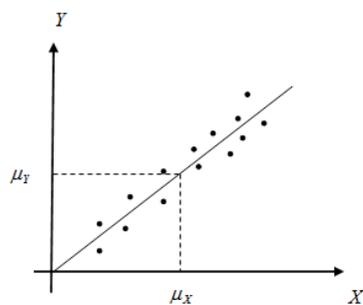


Figura 3 Correlação positiva

- b) Quando $\rho < 0$, o diagrama de dispersão assume o comportamento ilustrado na figura 4.

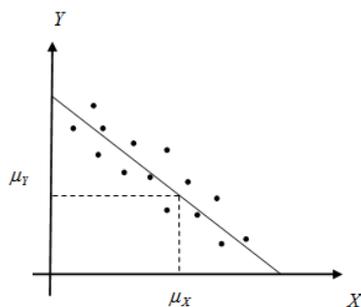


Figura 4 Correlação negativa

- c) Quando $\rho = 0$, o diagrama de dispersão assume o comportamento ilustrado na figura 5.

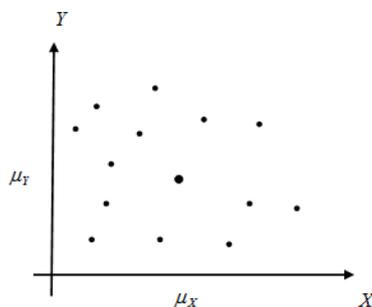


Figura 5 Dados não correlacionados

Observamos que, quando $\rho > 0$ e $\rho < 0$, a distribuição dos pontos dos diagramas de dispersão de (a) e (b) apresentam uma “tendência” linear. Quanto mais próximo for ρ de +1 e ρ de -1, maior o grau de dependência entre as variáveis e maior a confiabilidade de se escrever uma variável, em função da outra por meio dos processos dos mínimos quadrados, por exemplo.

Desta forma, conclui-se que o coeficiente de correlação mede o quanto estão relacionadas duas variáveis, sendo assim, quanto maior o valor da correlação, maior a intensidade do relacionamento.

De acordo com Crespo (1998), a metodologia empregada para a medida da correlação linear é o coeficiente de correlação. Esse coeficiente deve indicar o grau de intensidade da correlação entre duas variáveis e, ainda, o sentido dessa correlação (positivo ou negativo).

2.2.1 Função de autocorrelação

A função de autocorrelação mede o grau de correlação de uma variável, em um dado instante, consigo mesma, em um instante de tempo posterior. Ela permite que se analise o grau de irregularidade de um sinal. Pode ser definida como a razão entre a autocovariância e a variância para um conjunto de dados.

Dadas as observações X_1, \dots, X_N , a função de autocorrelação é estimada por

$$r_j = \frac{c_j}{c_0}, \quad j = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (6)$$

onde c_j é a estimativa da função de auto-covariância:

$$c_j = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-j} [(X_t - \bar{X})(X_{t+j} - \bar{X})], \quad j = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (7)$$

sendo $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X_t$ a média amostral.

2.3 Modelos para série temporal

Segundo Morettin e Tolloi (2006), os modelos utilizados para explicar as séries temporais são processos estocásticos, ou seja, são processos regidos por leis probabilísticas. Há um número extenso de vários modelos para descrever o comportamento de uma série em particular, a construção específica desses modelos depende de vários fatores, como o comportamento do fenômeno ou o conhecimento a priori do objetivo da análise feita (MORETTIN; TOLLOI, 2004).

A metodologia de Box e Jenkins (1976) é a interpretação e análise de uma série temporal como sendo uma realização de um processo estocástico. O objetivo é inferir sobre o processo gerador de dados. Busca-se identificá-lo, baseado nas informações contidas na série, levando-se em consideração a parcimônia do modelo, ou seja, tratando o modelo com o menor número de parâmetros possível. A estratégia envolve a repetição do processo de identificação até encontrar o modelo que seja mais satisfatório.

2.3.1 Modelo AR (auto regressivo)

Denomina-se de auto - regressivo de ordem p o modelo:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (8)$$

ou simplesmente AR(p), onde os $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$ são independentes de a_t . Os valores da série Z_t são uma combinação linear dos p valores

passados mais um termo a_t , no qual incorpora eventos (ruídos) na série até o tempo t que não é explicado pelos valores passados.

Sobre o modelo auto - regressivo:

Este modelo é clássico e foi, talvez, um dos primeiros a serem utilizados notadamente em Astronomia e Física. No primeiro caso, o interesse era determinar a posição de um planeta em dado momento do tempo e é claro que o erro obtido ao estimar a posição num instante não terá influência na posição do planeta em instantes posteriores. Por outro lado, o modelo (2.35)¹ é bastante utilizado em Física, quando, por exemplo, os a_t representam erros de mensuração de uma quantidade Q . o modelo reduz-se ao caso mais simples $Z_t = Q + a_t$, $t = 1, \dots, N$, (MORETTIN; TOLLOI, 2006, p. 34).

Note a similaridade com um modelo de regressão múltipla, em que os valores passados de Z_t fazem o papel das regressoras. Assim, processos AR podem ser usados como modelos se forem razoáveis assumir que o valor atual de uma série temporal depende do seu passado imediato mais um erro aleatório.

2.3.2 Modelo MA (médias móveis)

Num processo denominado média móvel, o valor presente da série se expressa, em função dos valores presentes e passados das perturbações aleatórias, que formam uma série de ruído branco (EHLERS, 2005).

O modelo de média móvel de ordem q – MA(q) é usado quando há autocorrelação entre os resíduos, ou seja, existe uma relação de dependência entre o conjunto de erro em períodos passados (DELURGIO, 1998).

¹ O modelo 2.35 refere-se a $Z = f(t) + a_t$, $t = 1, \dots, N$

A ordem desse processo depende do valor mais antigo da série de ruído branco considerado; para o processo de médias móveis temos:

$$Z_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (9)$$

Esta terminologia vem do fato que Z_t é obtido aplicando os pesos 1, $-\theta_1$, $-\theta_2$, ..., $-\theta_q$, as variáveis a_t , a_{t-1} , a_{t-2} , ..., a_{t-q} e, então, movendo os mesmos pesos uma unidade do tempo à frente e aplicando-lhes a a_{t+1} , a_t , a_{t-1} , ..., a_{t-q+1} para obter Z_{t+1} .

2.3.3 Modelo ARMA (auto regressivo e médias móveis)

Segundo Ehlers (2005), em alguns casos pode ser necessário utilizar um grande número de parâmetros em modelos puramente AR ou puramente MA. Nesses casos é vantajoso misturar os componentes de um modelo AR com os componentes de um modelo MA, gerando, assim, um modelo ARMA.

No modelo ARMA (p,q) ajusta-se somente às séries temporais estacionárias na média e na variância, e é definido pela equação 2.1.

$$Z_t = c + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (10)$$

O modelo ARMA como qualquer modelo de previsão, adequadamente, ajustado a uma série temporal, deve ter seus erros, a_t , distribuídos aleatoriamente, isto é, comportando-se como uma série de ruído branco. Teoricamente, todos os coeficientes de autocorrelação de uma série de números

aleatórios devem ser zero, pois os mesmos não guardam qualquer relação entre si.

Alguns autores apresentam procedimentos para identificação das ordens p e q do modelo ARMA, a partir dos gráficos FAC e FACP, como no caso apresentado no Quadro 1, ou é sugerida uma abordagem por tentativas, na qual modelos cada vez mais complexos são, sucessivamente, ajustados à série, até que os resíduos apresentem um comportamento de ruído branco, ou seja, não apresentem correlação entre si. Portanto, segundo a recomendação de Montgomery e Johnson (1976), a melhor tentativa é o ajuste de um modelo ARMA (1,0) ou simplesmente AR (1).

MODELO	FAC	FACP
ARMA (p,0)	Decaimento gradativo.	Decaimento brusco, após defasagem p.
ARMA (0,q)	Decaimento brusco, após defasagem q.	Decaimento gradativo.
ARMA (p,q)	Decaimento gradativo, com onda senoidal amortecida, após a defasagem (p-q)	Decaimento gradativo, com onda senoidal amortecida, após a defasagem (q-p)

Quadro 1 Comportamento das Funções FAC e FACP para modelos estacionários

Fonte: Adaptado de Montgomery e Johnson (1976, p. 469)

Essas observações serão úteis no procedimento de identificação do modelo aos dados observados; calculando-se as estimativas das FAC, que se acredita reproduzir, adequadamente, as verdadeiras FAC's desconhecidas, e comparando seu comportamento com o descrito acima. Para cada modelo, deve-se escolher um modelo que descreva o processo estocástico.

2.4 Série de retorno

A maior parte das análises financeiras concentra-se no estudo da série de retorno, ao ponto que o uso da série de preços não possui igual interesse. Conforme Campbell et al. (1997), o retorno de um ativo financeiro contém as informações que atendem aos interesses dos investidores e, também, a série de retornos possui propriedades estatísticas mais atrativas que a série de preços.

De acordo com Morettin e Tolloi (2006), um dos objetivos em séries financeiras é a avaliação do risco de uma carteira de ativos financeiros, sendo este medido em termos das variações de preços dos ativos.

O retorno líquido simples de um ativo financeiro entre os instantes t e $t-1$ é definido por:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} = \frac{\Delta P_t}{P_{t-1}} \quad (11)$$

Denotando $p_t = \log P_t$, definimos o retorno composto ou simplesmente *log-retorno* como

$$r_t = \log \frac{P_t}{P_{t-1}} = \log(1 + R_t) = p_t - p_{t-1} \quad (12)$$

Morettin e Tolloi (2006) definem a equação 12 como *retorno* no qual se toma o logaritmo dos preços e depois se faz uma primeira diferença, resultando em:

$$r_t = \Delta \log P_t \quad (13)$$

Ainda, segundo Morettin e Tolloi (2006), é preferível trabalhar com retornos a preços de ativos financeiros, pois, o retorno possui características estatísticas mais interessantes.

2.4.1 Fatos Estilizados

A verificação para os fatos estilizados ocorre por meio das regularidades estatísticas observadas nas séries financeiras, a partir de estudos empíricos em diversos mercados. Abaixo, têm-se os principais fatos estilizados referentes à série de retorno, onde Morettin e Tolloi (2006) mostram que as características comuns às séries financeiras e econômicas estão presentes, também, em outras séries:

- a) tendências;
- b) sazonalidade;
- c) pontos influentes (atípicos);
- d) heteroscedasticidade condicional;
- e) não-linearidade.

Ainda, de acordo com Morettin e Tolloi (2006), as séries de retorno apresentam características peculiares, que muitas séries não apresentam. Sendo assim, são citados os principais *fatos estilizados* referentes a retornos financeiros:

- a) retornos são em geral não autocorrelacionados;

- b) os quadrados dos retornos são autocorrelacionados, apresentando uma correlação de defasagem pequena e depois uma queda lenta das demais;
- c) série de retornos apresentam agrupamentos de volatilidades ao longo do tempo;
- d) a distribuição dos retornos apresenta caudas mais pesadas do que uma distribuição normal.

As séries de retorno são citadas no trabalho como base para o estudo do Efeito Taylor, sendo este o objetivo principal do trabalho.

O estudo das características das séries financeiras abrange um campo amplo e possui uma grande quantidade de autores consagrados na literatura, onde podemos citar, entre eles, Bollerslev, Chou e Kroner (1992), Fama (1965), Pagan (1993) e Taylor (1986).

O uso do retorno ao quadrado de uma série pode ser compreendido como uma medida de representação da volatilidade instantânea dos retornos. A definição de volatilidade na área financeira é uma medida de risco, ou seja, quanto mais o preço de uma ação muda num curto período de tempo, maior o risco de se perder ou até mesmo ganhar dinheiro negociando certa ação, sendo assim a volatilidade pode ser entendida como uma medida estatística da possibilidade de um ativo cair ou subir de forma significativa, em um determinado período de tempo.

2.5 Efeito de Taylor

Taylor (1986) observou, considerando várias séries financeiras analisadas, que a autocorrelação empírica de determinada ordem da série em

valor absoluto é superior à autocorrelação empírica da mesma ordem do quadrado dessa série.

“O processo de retorno é, portanto, caracterizado por uma correlação mais substancial entre os retornos absolutos e os quadrados dos retornos do que entre os retornos propriamente ditos” (TAYLOR, 1986, p. 35).

Nas Figuras 6 e 7 verificam-se as conclusões obtidas por Taylor (1986), quanto às autocorrelações do retorno, do retorno ao quadrado e do retorno absoluto das primeiras séries de ações americanas e para a série Ouro, conforme citação a priori.

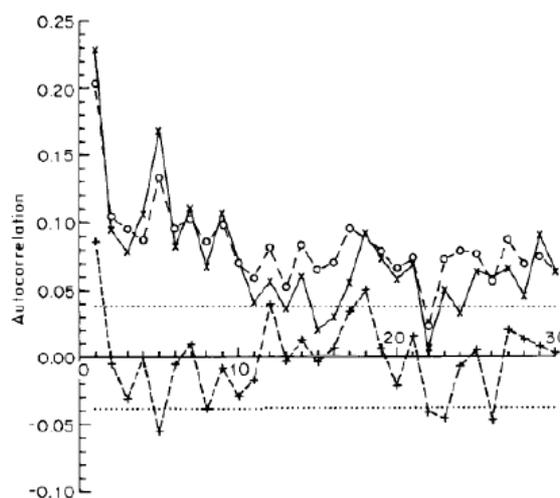


Figura 6 Autocorrelação das primeiras séries de ações americanas para retorno (+), retorno absoluto (o) e quadrado do retorno (x)

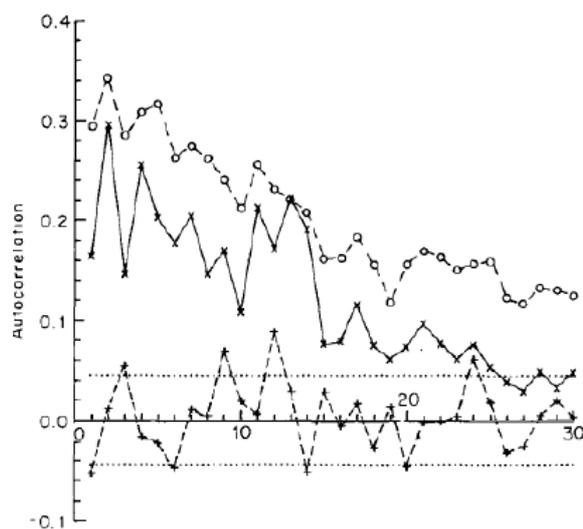


Figura 7 Autocorrelação da série Ouro para o retorno (+), retorno absoluto (o) e quadrado do retorno (x)

Ao examinar as autocorrelações de r_t , $|r_t|$ e r_t^2 onde r_t é o retorno da Ibovespa, mostrada na Figura 8, Cavalcante (2007) obtém a conclusão de que a autocorrelação amostral para o valor absoluto dos retornos é maior do que as autocorrelações amostrais dos quadrados dos retornos até pelo menos 100 defasagens.

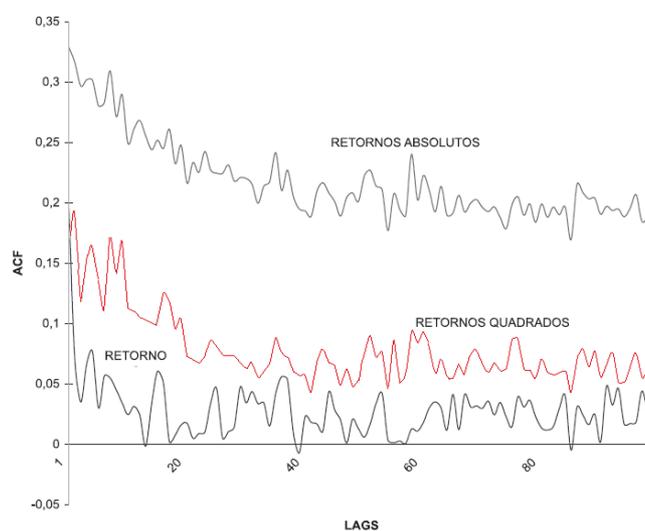


Figura 8 Autocorrelação dos retornos da IBOVESPA

Fonte: Cavalcante (2007)

Assim, pode-se verificar na literatura que, na maioria dos casos, os retornos elevados ao quadrado possuem forte autocorrelação, indicando que o retorno de hoje é função do retorno anterior, mas que existe certa dificuldade quanto ao sinal desta correlação, visto que o quadrado elimina os efeitos do mesmo.

Posteriormente, vários estudos têm sido relevantes quanto ao objetivo de analisar a presença deste fato em modelos de séries temporais, tanto em nível empírico (Efeito Taylor) como em nível teórico (Propriedade de Taylor) (MARTINS; GONÇALVES; MENDES-LOPES, 2011).

Ao analisar algumas características dos retornos de séries financeiras, sendo num total de 40 séries, Taylor (1986) verificou, empiricamente, que as autocorrelações dos retornos eram maiores do que a própria elevada ao quadrado, assim:

$$\hat{\rho}_n(1) = \text{corr}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-n}) > \hat{\rho}_n(2) = \text{corr}(\varepsilon_t^2, \varepsilon_{t-n}^2) \quad (14)$$

Para defasamentos entre 1 e 30.

Estudos nesta área ampliaram a investigação dessa poderosa metodologia. Ding et al. (1994), ao examinar os retornos da série S&P500, concluíram que, para esta série em especial, as autocorrelações dos retornos elevados à potência δ , eram maiores quando δ estava em torno de 1. Assim, em particular, Granger e Ding (1995) chamaram de Efeito Taylor a relação empírica $\hat{\rho}_n(1) > \hat{\rho}_n(\delta)$ para $\delta \neq 1$.

Este fato, observado por Taylor (1986), está praticamente definido em sua validade, porém essa análise sobre a presença dessa propriedade teórica em modelos de séries temporais, ainda, está muito incompleta. He e Terasvirta (1999) determinaram expressões para autocorrelações de alguns modelos, e mais precisamente, concentraram-se no estudo da autocorrelação de lag 1, chamando essa relação teórica $\hat{\rho}_1(1) > \hat{\rho}_1(2)$ de Propriedade de Taylor. Assim temos uma definição mais restrita do Efeito Taylor, que concentra apenas na primeira autocorrelação da série.

Ding e Granger (1996) e Granger e Ding (1994) analisaram várias séries de taxas de câmbio diárias e os preços das ações individuais e concluíram que a máxima autocorrelação nem sempre é obtida quando $\delta = 1$, mas, sim, para valores menores que δ . No entanto, eles afirmam que as autocorrelações dos retornos absolutos, são sempre maiores do que as autocorrelações elevadas ao quadrado, confirmando, assim, a validade do efeito de Taylor.

Alguns estudos mostram, ainda, várias condições sobre o efeito de Taylor que não estão bem definidas. Em alguns trabalhos temos conclusões específicas a um determinado caso: o efeito Taylor é um fenômeno observado

empiricamente quando se comparam autocorrelações amostrais de diferentes retornos absolutos. No entanto, em modelos condicionalmente heterocedásticos², estes poderão possuir grandes autocorrelações com vieses³ negativos. Se as autocorrelações de exemplo associado a diferentes valores de θ têm vieses diferentes, a propriedade de Taylor poderia vir a ser apenas uma amostra desse efeito (HE; TERASVIRTA, 1999).

Verifica-se, na literatura, que a busca de fatos estilizados em dados temporais, precisamente em dados financeiros, têm levado pesquisadores à busca de modelos cada vez mais adequados a esse tipo de dados. Assim, trabalhos são desenvolvidos a fim de encontrar a validade desse fato estilizado. Um desses trabalhos é feito por Martins, Gonçalves e Mendes-Lopes (2011, p. 43):

Os modelos bilineares têm-se também revelado adequados na modelação de dados financeiros, pelo que é de todo o interesse analisar a presença, nestes modelos, da referida propriedade de Taylor. O presente trabalho pretende ser uma primeira abordagem deste estudo no modelo bilinear simples (m.b.s.).

Em relação a séries econômicas, especificamente, nas séries de retornos financeiros, é bem estabelecido que essas possuam pouca correlação serial, ou seja, em muitos casos existe autocorrelação, quando se considera o quadrado do retorno, mas não o seu coeficiente na forma simples. Isto se deve ao fato de que, na maioria dos casos, uma forte relação se mostra entre os resultados anteriores e o atual, porém muito mais quando se elimina o efeito do sinal, elevando ao quadrado. Na teoria econômica um forte resultado anterior de retorno influencia o retorno atual, mas nem sempre na mesma direção.

² Heterocedástico: distribuição de frequência com padrão irregular.

³ Viés: erro sistemático ou tendenciosidade.

Ainda que o Efeito Taylor possa ser considerado um fato estilizado, não se tem sua confirmação em dados de séries temporais que não seja econômica. Portanto, será verificada em dados do *biospeckle* dinâmico a presença do Efeito Taylor, com intuito de validar o fato estilizado em dados que não sejam econômicos.

Segundo Howarth e Stanwood (1993), as metodologias de análise que envolvem visão artificial e processamento de imagens têm ocupado lugar de destaque nas pesquisas. O *biospeckle* é uma figura de interferência formada pela reflexão difusa da luz coerente espalhada ao interagir com um objeto que apresenta algum tipo de atividade, biológica ou não. O padrão de interferência se modifica ao longo do tempo em função das estruturas responsáveis pelo espalhamento estarem em atividade. Esse fenômeno tem sido estudado com o intuito de se desenvolver um método rápido e não destrutivo para avaliação de materiais biológicos. O *biospeckle* ou *speckle* dinâmico corresponde a um fenômeno óptico e acontece quando a laser se dispersa sobre uma superfície na qual se desenvolve um processo vivo (DAINTY, 1984).

O *biospeckle* é analisado, por meio do cálculo do momento de inércia, sendo, assim, obtido por meio da transformação das imagens em matrizes de ocorrências espaço por tempo, constituída pelo conjunto de imagens coletadas em instantes diferentes, chamadas de STS (“Spatial Temporal Speckle”), proposto por Oulamara et al. (1989) e Xu, Joenathan e Khorana (1995). O momento de inércia é um método estatístico de segunda ordem, que classifica a atividade do material, por meio de um número adimensional, contudo, faz-se a correlação dos valores do momento de inércia de um material e este muda no tempo sua atividade.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Dados

Foram utilizadas no trabalho, séries temporais referentes a imagens do *biospeckle* dinâmico, obtidas a partir do sêmen bovino. As imagens que deram origem às séries temporais foram obtidas do trabalho de Costa et al. (2010), o qual mostra que, quando certo material é iluminado, cria-se uma matriz de dados que representa as informações acerca da sua atividade. A medição dos níveis de atividade torna-se importante a ponto de se aplicar um sistema de mensuração onde o método de análise passa do subjetivo para valores numéricos representados. No total foram analisadas 3 (três) séries de cada grupo de atividade, sendo elas nomeadas por B1, B2 e B3 as séries de baixa atividade, M1, M2 e M3 as séries de média atividade e, ainda, A1, A2 e A3 como sendo a série de dados para alta atividade.

Outro conjunto de dados temporais foi analisado, a partir da série de dados disponível no Instituto de Pesquisa Econômica e Aplicada (IPEA), disponibilizado como uma prestação pública de serviço e considerado de cunho de informação pública que pode ser livremente distribuída e copiada, resguardando-se da obrigatoriedade da citação da fonte. Esta série trata-se do índice nacional de preços ao consumidor (INPC), tendo como frequência mensal contabilizada desde outubro de 1980 a fevereiro de 2013.

3.1.1 *Softwares* utilizados nas análises

O *software* gretl 1.9.11 (GNU regression, econometric and time-series library) foi utilizado como ferramenta para análise gráfica, bem como para os testes de sazonalidade e tendência das séries estudadas. Também foi utilizado o *software* Excel versão 2007 da Microsoft, programa ao qual permitiu a produção de planilhas no qual se fez o registro e análise do efeito de Taylor nas séries.

3.2 Método

Para a redução do tempo de processamento e encontrar novos parâmetros de avaliação para caracterizar o speckle, Pra, Passoni e Rabal (2009) apresentam uma metodologia onde afirmam que sequências de imagens podem ser utilizadas com intuito de avaliar, por meio de intensidades, fenômenos dinâmicos. O *biospeckle laser* (BSL) tem sido utilizado, sobretudo, para detecção da atividade biológica em materiais vivos como sêmen, frutos e sementes.

Nesta parte do trabalho, utilizou-se da análise visual gráfica, bem como das características estatísticas de cada série. O método utilizado para ajustar a série, a fim de testar o efeito de Taylor, foi o seguinte:

- a) Para a série financeira
 - Construiu-se o gráfico da série original.
 - Tomou-se a diferença logarítmica dos dados, para transformar a série financeira em uma série de retorno.
 - Analisou-se a função de autocorrelação.
 - Gerou-se o gráfico da série em valor absoluto e valor quadrático.
 - Aplicou-se o teste para o efeito de Taylor.

b) Para as séries do biospeckle

- Analisou-se o gráfico da série original e sua função de autocorrelação, no intuito de verificar indícios da existência de tendência e sazonalidade.
- Tomou-se o número de diferenças necessárias para eliminar a tendência e a sazonalidade determinística da série, caso essa existisse.
- Gerou-se o gráfico da série em valor absoluto e em valor quadrático.
- Aplicou-se o teste para o efeito de Taylor.

O teste para o Efeito Taylor foi feito, examinando-se as autocorrelações da série original, em valor absoluto e, também, no seu valor elevado ao quadrado, por meio da estimativa da função de autocorrelação.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O gráfico da série financeira INPC, ilustrado seguir, mostra que, a partir da visualização preliminar, verificam-se algumas características sobre o conjunto de dados estudados, características essas como a tendência, sazonalidade, ou até mesmo o comportamento estacionário.

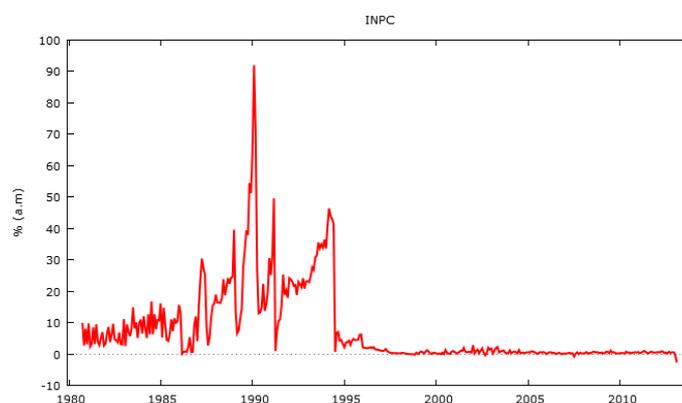


Figura 9 Série financeira mensal do INPC, outubro de 1980 a fevereiro de 2013

Conforme mostra a equação (13), aplicou-se uma diferença logarítmica nos dados da série do INPC, para que, assim, obtivesse a série de retorno da mesma ao qual é ilustrado na figura 10.

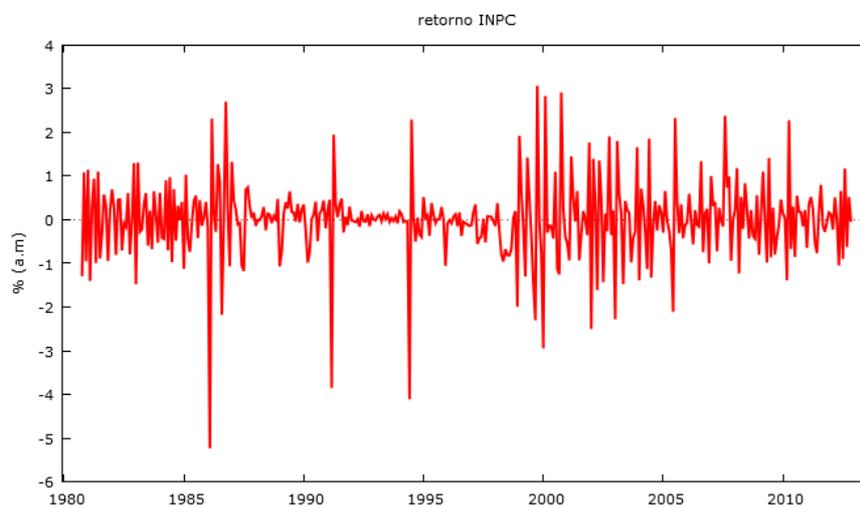


Figura 10 Série de retorno mensal do INPC

Os gráficos das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, ilustrados na figura 11, revelaram que a série de retorno em estudo, encontrou-se livre da componente de tendência, bem como a componente de sazonalidade. Evidente, também, após a diferença logarítmica realizada, a série tornou-se uma série estacionária.

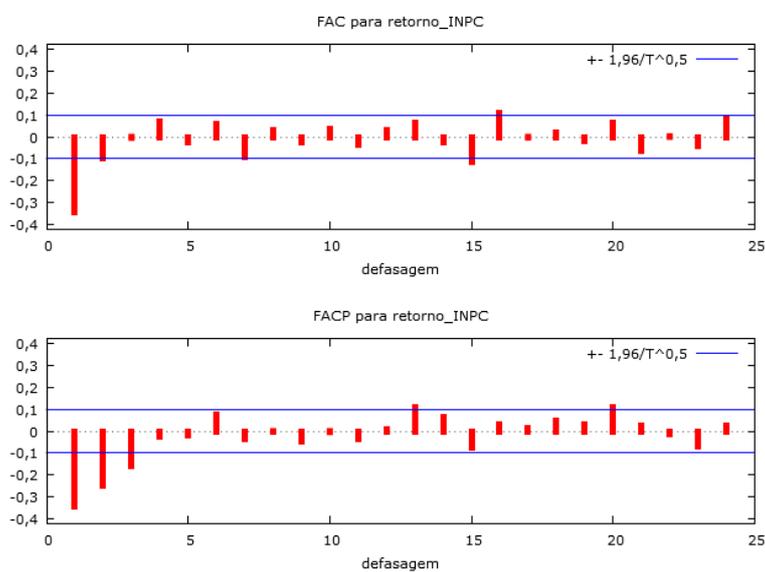


Figura 11 Gráfico das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial do retorno mensal do INPC

Seguindo o método, tomaram-se os dados referentes ao retorno na sua forma absoluta e, também, na sua forma quadrática. Calculou-se a estimativa para função de autocorrelação, conforme a equação 9, do *lag* 1 ao *lag* 30 e, assim, aplicou-se o teste para o Efeito Taylor, conforme a equação 14. A seguir ilustraram-se os gráficos das autocorrelações do retorno, do retorno absoluto e do retorno ao quadrado.

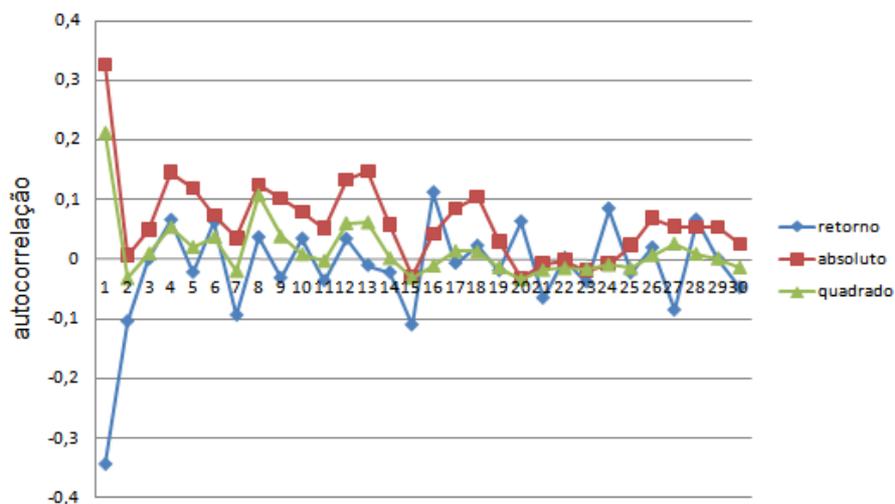


Figura 12 Autocorrelação do retorno, do retorno absoluto e do retorno ao quadrado do retorno mensal da série INPC

Verificou-se que as autocorrelações do retorno absoluto são maiores que do que as do retorno ao quadrado, $\hat{\rho}(1)_n > \hat{\rho}(2)_n$, sendo $n = 1, \dots, 30$, confirmando, assim, o fato estilizado visto por Taylor, e que está validado quanto ao objeto de estudo referente a séries econômicas.

A seguir, tem-se a Tabela 1, com os valores das autocorrelações dos dados estudados bem como a hipótese da existência do efeito de Taylor.

Tabela 1 Autocorrelação do retorno, retorno absoluto e do retorno ao quadrado do retorno mensal da série INPC

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,34329	0,326346	0,213046	Confirmado
2	-0,10404	0,007131	-0,0318	Confirmado
3	0,000269	0,050192	0,009992	Confirmado
4	0,065537	0,146572	0,054244	Confirmado
5	-0,0222	0,120101	0,021138	Confirmado
6	0,062196	0,074318	0,037869	Confirmado
7	-0,09387	0,036776	-0,0195	Confirmado
8	0,036514	0,125646	0,10847	Confirmado
9	-0,03151	0,102395	0,039003	Confirmado
10	0,034129	0,079603	0,008674	Confirmado
11	-0,03615	0,05341	-0,00244	Confirmado
12	0,033746	0,134099	0,061084	Confirmado
13	-0,01053	0,147668	0,062256	Confirmado
14	-0,02246	0,058478	0,002306	Confirmado
15	-0,11009	-0,02734	-0,03084	Confirmado
16	0,111673	0,043134	-0,01062	Confirmado
17	-0,00699	0,086098	0,014151	Confirmado
18	0,022213	0,105537	0,013177	Confirmado
19	-0,01902	0,030949	-0,0135	Confirmado
20	0,063071	-0,02987	-0,03366	Confirmado
21	-0,06511	-0,00704	-0,01792	Confirmado
22	0,00189	-0,00123	-0,01451	Confirmado
23	-0,03813	-0,01742	-0,01597	<i>não confirmado</i>
24	0,084643	-0,00634	-0,00884	Confirmado
25	-0,02333	0,024367	-0,015	Confirmado
26	0,019287	0,070487	0,007334	Confirmado
27	-0,08529	0,055445	0,026877	Confirmado
28	0,066125	0,054232	0,009576	Confirmado
29	0,000411	0,054036	0,001579	Confirmado
30	-0,04754	0,026414	-0,01323	Confirmado

Após a confirmação do Efeito Taylor, na série econômica proposta, fez-se o uso do método para verificar e validar a presença do efeito Taylor em séries classificadas como não econômicas. Foram analisados os três grupos: baixa, média e alta atividade das séries do *biospeckle*. Os gráficos exibem o comportamento de cada série, portanto, fez-se o uso da metodologia de Box e Jenkins (1976), para que as séries se tornem estacionárias e, assim, aplica-se o teste para o Efeito Taylor.

Nas figuras 13, 14 e 15 são ilustrados os gráficos das três séries B1, B2 e B3 de baixa atividade celular.

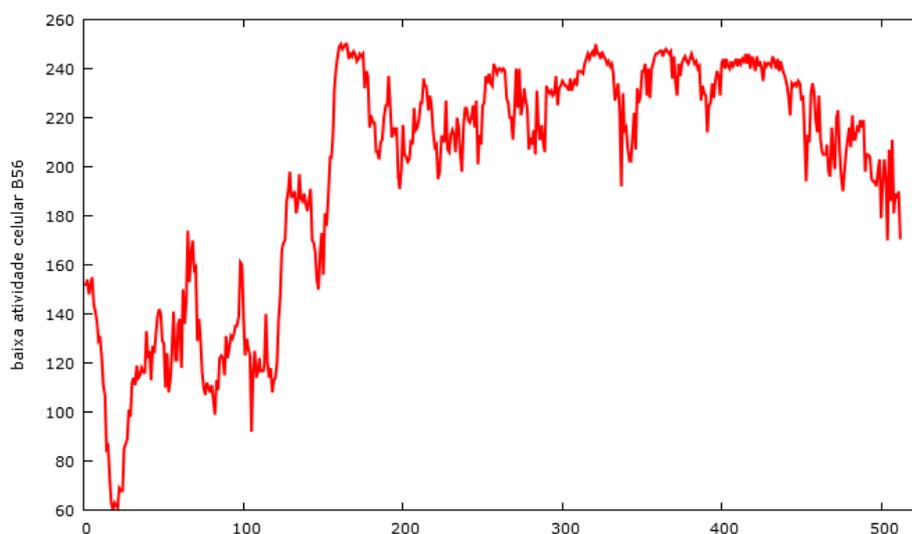


Figura 13 Série de dados de baixa atividade celular – série B1

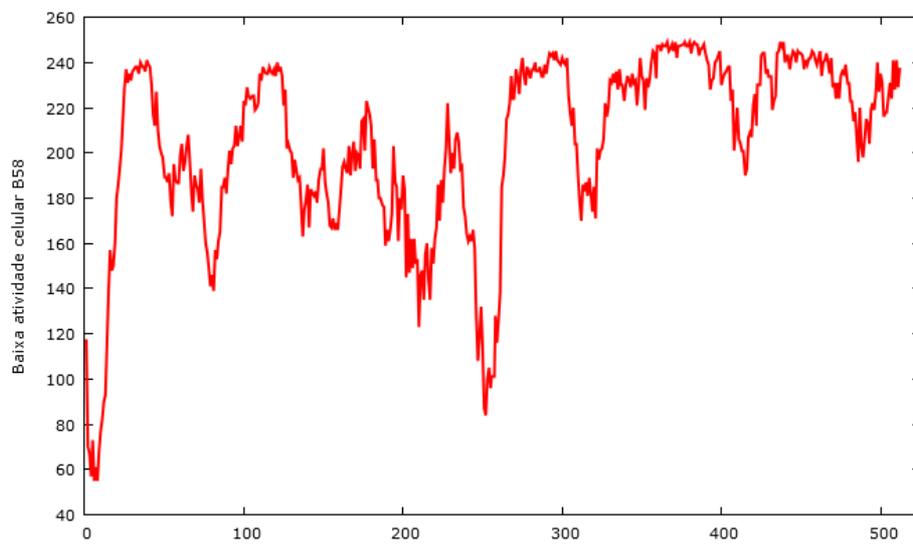


Figura 14 Série de dados de baixa atividade celular – série B2

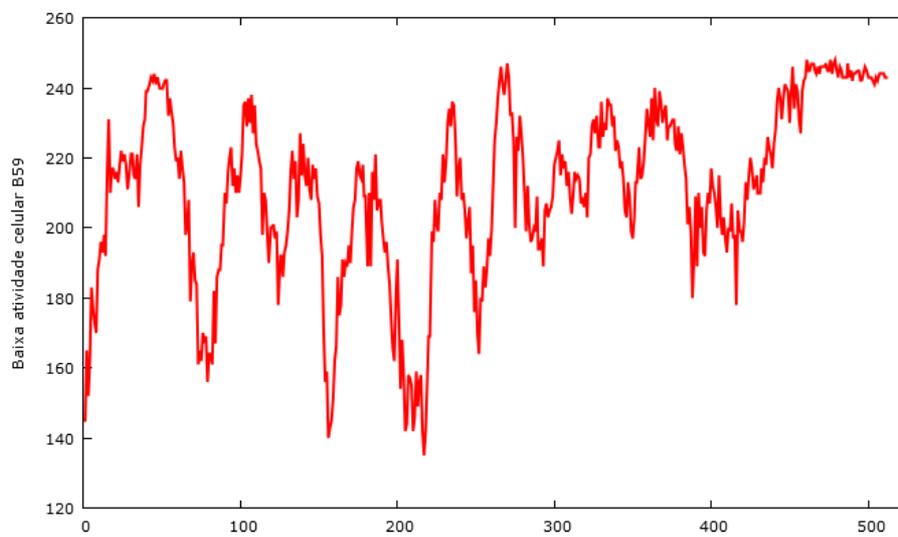


Figura 15 Série de dados de baixa atividade celular – série B3

A partir dos gráficos gerados, fez-se o uso da função de autocorrelação e autocorrelação parcial, para verificar a presença da componente sazonal e/ou tendência. As Figuras 16, 17 e 18 representam as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial dos índices de atividade celular das séries mostradas anteriormente.

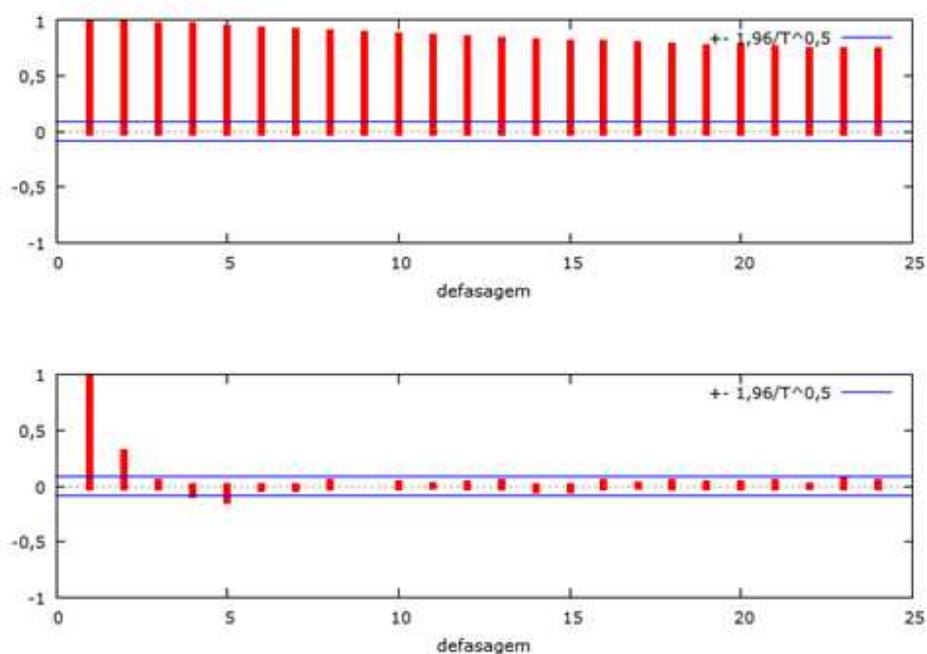


Figura 16 Função autocorrelação e autocorrelação parcial da série baixa atividade celular B1

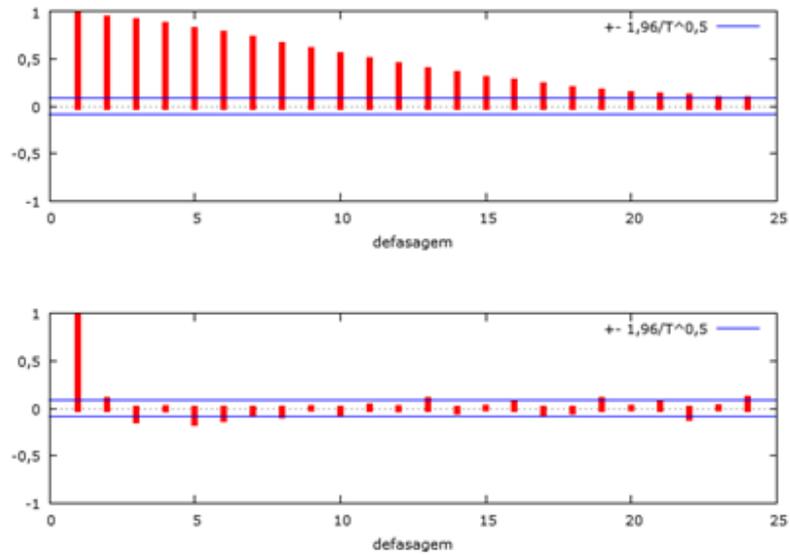


Figura 17 Função autocorrelação e autocorrelação parcial da série baixa atividade celular B2

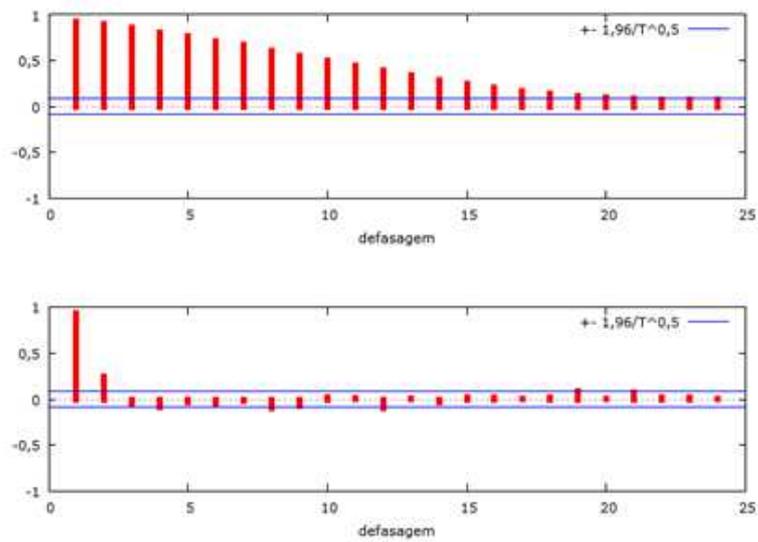


Figura 18 Função autocorrelação e autocorrelação parcial da série baixa atividade celular B3

Verificou-se que nas Figuras 13, 14 e 15 as séries de atividade celular apresentaram variações ao longo do tempo, sendo estas variações de caráter biológico às quais não se fez requerente o estudo nesta pesquisa. Nas Figuras 16, 17 e 18 a função de autocorrelação mostrou que a série é não estacionária, em virtude de seu decaimento lento ao longo da defasagem.

Nas figuras 19, 20 e 21 estão representadas as séries diferenciadas bem como as suas respectivas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial.

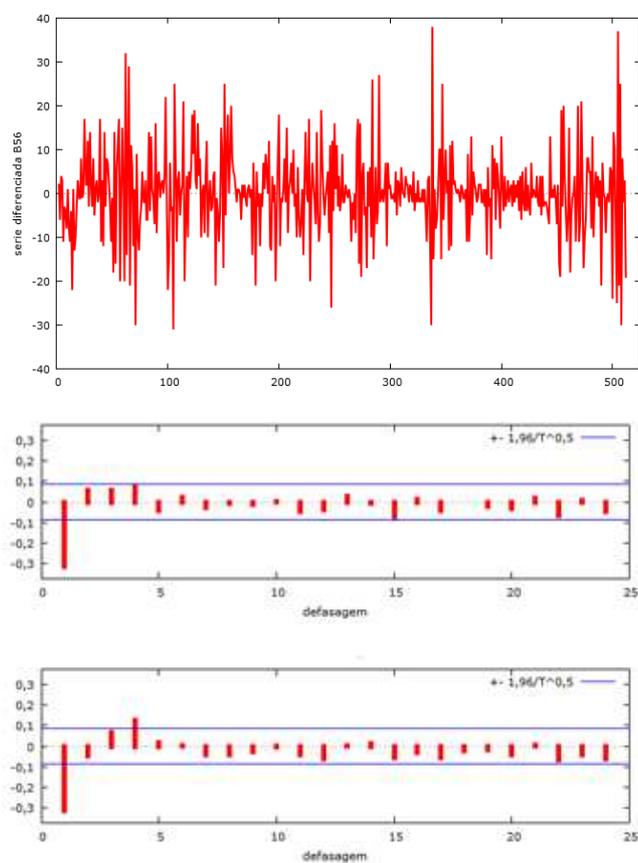


Figura 19 Série de baixa atividade celular B1 diferenciada e suas respectivas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial

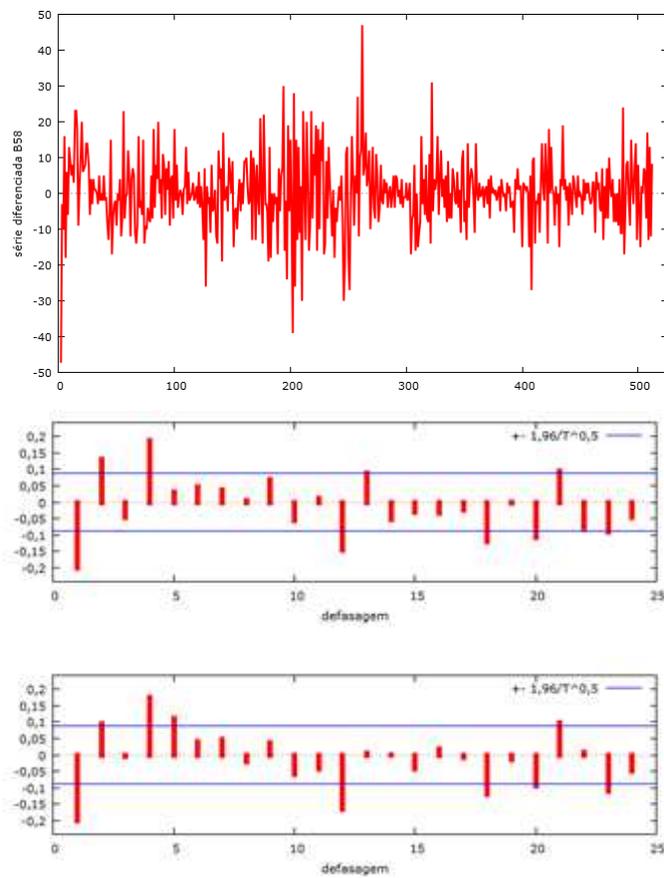


Figura 20 Série de baixa atividade celular B2 diferenciada e suas respectivas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial

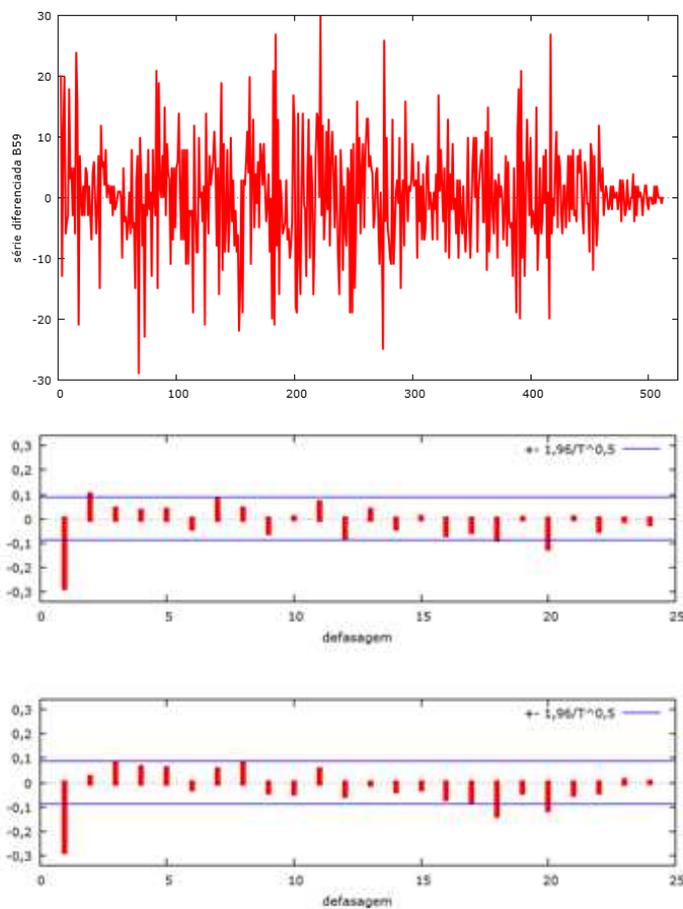


Figura 21 Série de baixa atividade celular B3 diferenciada e suas respectivas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial

Após a verificação da estacionariedade das séries, a partir dos gráficos de autocorrelação e autocorrelação parcial aplicou-se o teste para o efeito de Taylor.

Seguindo a metodologia proposta na pesquisa, tomaram-se as autocorrelações da série original, da série na sua forma absoluta e, também, na sua forma quadrática, calculando-se as estimavas para função de autocorrelação

conforme a equação 6, do *lag* 1 ao *lag* 30 e, assim, aplicou-se o teste para o efeito de Taylor, conforme a equação 14.

A seguir, na figura 22, tem-se o gráfico da autocorrelação da série de baixa atividade celular original B1, da série B1 em seu valor absoluto e da série B1 ao quadrado.

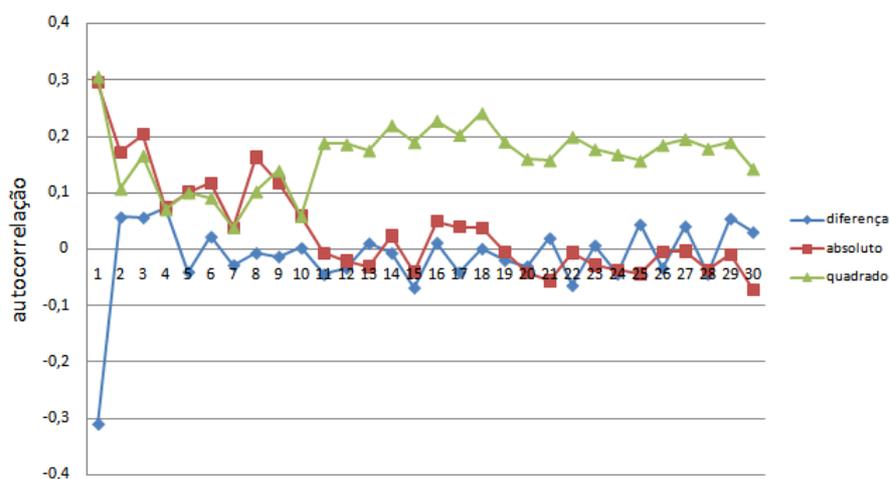


Figura 22 Autocorrelação da série original B1, da série B1 na forma absoluta e da série B1 ao quadrado

Verificou-se que as autocorrelações da série de baixa atividade celular B1 em valor absoluto são maiores do que as autocorrelações da série B1 ao quadrado até o décimo *lag*, $\hat{\rho}_n(1) > \hat{\rho}_n(2)$, sendo $n = 1, \dots, 10$, a partir do qual o comportamento se inverte.

A seguir tem-se a Tabela 2 com os valores das autocorrelações dos dados analisados bem como a hipótese da existência do Efeito Taylor.

Tabela 2 Autocorrelação da série original B1, da série B1 em valor absoluto e da série B1 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,3120789	0,293902	0,305363	<i>não confirmado</i>
2	0,0561735	0,171257	0,105795	Confirmado
3	0,0555473	0,202617	0,164768	Confirmado
4	0,0717934	0,072708	0,069166	Confirmado
5	-0,041274	0,101198	0,098947	Confirmado
6	0,0213499	0,116571	0,090023	Confirmado
7	-0,0288471	0,037535	0,036921	Confirmado
8	-0,0076278	0,161768	0,101108	Confirmado
9	-0,0140495	0,117974	0,137967	<i>não confirmado</i>
10	0,0014224	0,05857	0,057236	Confirmado
11	-0,045701	-0,00711	0,187255	<i>não confirmado</i>
12	-0,0347078	-0,02105	0,184933	<i>não confirmado</i>
13	0,0095771	-0,03116	0,173949	<i>não confirmado</i>
14	-0,0077042	0,023885	0,218989	<i>não confirmado</i>
15	-0,0694167	-0,04007	0,188725	<i>não confirmado</i>
16	0,0107994	0,049094	0,226843	<i>não confirmado</i>
17	-0,0417659	0,039106	0,20164	<i>não confirmado</i>
18	-0,0000195	0,036991	0,240222	<i>não confirmado</i>
19	-0,0205127	-0,00431	0,189779	<i>não confirmado</i>
20	-0,0313742	-0,04195	0,158914	<i>não confirmado</i>
21	0,0188305	-0,05558	0,15659	<i>não confirmado</i>
22	-0,06545	-0,00604	0,198344	<i>não confirmado</i>
23	0,0059291	-0,0283	0,176124	<i>não confirmado</i>
24	-0,0449653	-0,03697	0,167125	<i>não confirmado</i>
25	0,0433364	-0,04287	0,15562	<i>não confirmado</i>
26	-0,0346455	-0,0051	0,183715	<i>não confirmado</i>
27	0,0400016	-0,0032	0,194476	<i>não confirmado</i>
28	-0,0452443	-0,03749	0,177409	<i>não confirmado</i>
29	0,0535104	-0,00983	0,188661	<i>não confirmado</i>
30	0,0295244	-0,07105	0,141525	<i>não confirmado</i>

A seguir, na figura 23, tem-se o gráfico da autocorrelação da série de baixa atividade celular original B2, da série B2 em seu valor absoluto e da série B2 ao quadrado.

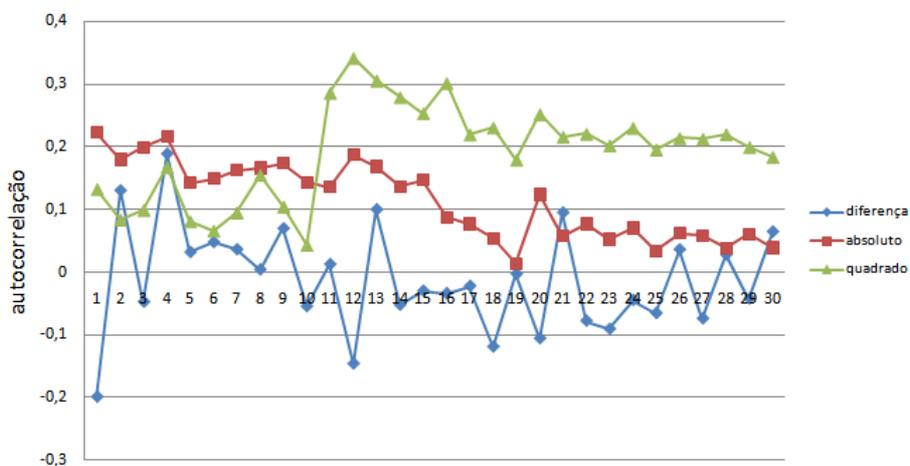


Figura 23 Autocorrelação da série original B2, da série B2 na forma absoluta e da série B2 ao quadrado

Verificou-se que as autocorrelações da série de baixa atividade celular B2 em valor absoluto são maiores do que as autocorrelações da série B2 ao quadrado até o décimo lag, $\hat{\rho}_n(1) > \hat{\rho}_n(2)$, sendo $n = 1, \dots, 10$, a partir do qual o comportamento se inverte.

A seguir apresenta-se a Tabela 3 com os valores das autocorrelações dos dados analisados bem como a hipótese da existência do Efeito Taylor.

Tabela 3 Autocorrelação da série original B2, da série B2 em valor absoluto e da série B2 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,1992	0,222388	0,132856	Confirmado
2	0,13007	0,17915	0,083877	Confirmado
3	-0,04769	0,198903	0,099489	Confirmado
4	0,188653	0,215722	0,16798	Confirmado
5	0,031672	0,142283	0,08112	Confirmado
6	0,047637	0,14928	0,066636	Confirmado
7	0,036105	0,162327	0,09551	Confirmado
8	0,003908	0,166118	0,155363	Confirmado
9	0,069501	0,173963	0,105012	Confirmado
10	-0,05473	0,143013	0,043729	Confirmado
11	0,012344	0,136011	0,286148	<i>não confirmado</i>
12	-0,14627	0,187112	0,34172	<i>não confirmado</i>
13	0,099704	0,168112	0,30569	<i>não confirmado</i>
14	-0,05248	0,136483	0,279055	<i>não confirmado</i>
15	-0,03017	0,147079	0,253432	<i>não confirmado</i>
16	-0,03414	0,086825	0,301585	<i>não confirmado</i>
17	-0,02239	0,077279	0,219709	<i>não confirmado</i>
18	-0,11909	0,053451	0,230687	<i>não confirmado</i>
19	-0,00303	0,013788	0,179409	<i>não confirmado</i>
20	-0,10584	0,123848	0,251948	<i>não confirmado</i>
21	0,094797	0,057495	0,216067	<i>não confirmado</i>
22	-0,07784	0,077272	0,220757	<i>não confirmado</i>
23	-0,09083	0,05189	0,202612	<i>não confirmado</i>
24	-0,04476	0,070122	0,23036	<i>não confirmado</i>
25	-0,0656	0,03374	0,195892	<i>não confirmado</i>
26	0,035915	0,061876	0,213945	<i>não confirmado</i>
27	-0,07418	0,058271	0,212858	<i>não confirmado</i>
28	0,027477	0,038324	0,220069	<i>não confirmado</i>
29	-0,04237	0,060775	0,199764	<i>não confirmado</i>
30	0,064489	0,038559	0,184002	<i>não confirmado</i>

A seguir, na figura 24, ilustra-se o gráfico da autocorrelação da série de baixa atividade celular original B3, da série B3 em seu valor absoluto e da série B3 ao quadrado.

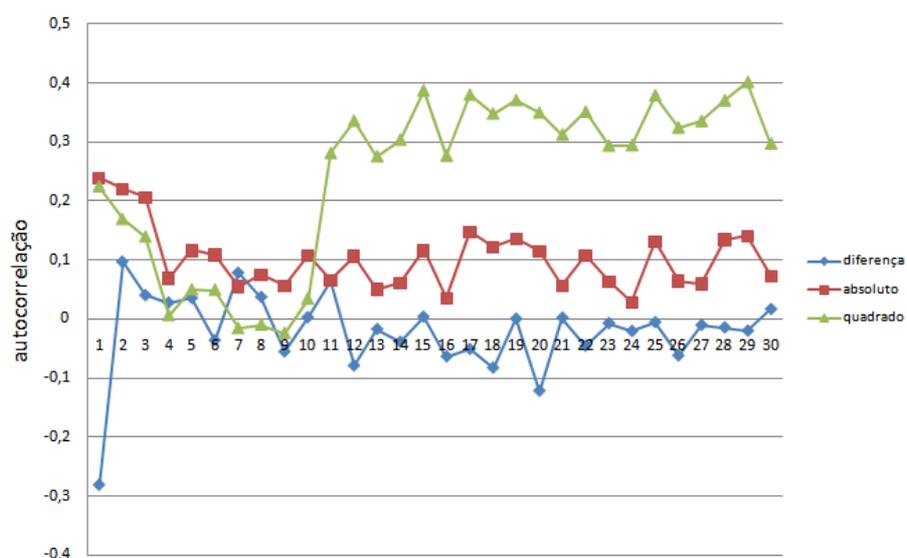


Figura 24 Autocorrelação da série original B3, da série B3 na forma absoluta e da série B3 ao quadrado

Verificou-se que as autocorrelações da série de baixa atividade celular B3 em valor absoluto são maiores do que as autocorrelações da série B3 ao quadrado até o décimo lag, $\hat{\rho}_n(1) > \hat{\rho}_n(2)$, sendo $n = 1, \dots, 10$, a partir do qual o comportamento se inverte.

A seguir, tem-se a Tabela 4, com os valores das autocorrelações dos dados analisados bem como a hipótese da existência do Efeito Taylor.

Tabela 4 Autocorrelação da série original B3, da série B3 em valor absoluto e da série B3 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,28136	0,239165	0,225102	Confirmado
2	0,097017	0,221214	0,169729	Confirmado
3	0,040085	0,206289	0,139644	Confirmado
4	0,02763	0,068769	0,005927	Confirmado
5	0,035373	0,11634	0,050293	Confirmado
6	-0,03624	0,108803	0,049438	Confirmado
7	0,078034	0,055253	-0,01574	Confirmado
8	0,037071	0,075586	-0,00964	Confirmado
9	-0,05549	0,055848	-0,02402	Confirmado
10	0,002715	0,108588	0,034498	Confirmado
11	0,06543	0,065345	0,281504	<i>não confirmado</i>
12	-0,07927	0,106411	0,336241	<i>não confirmado</i>
13	-0,01731	0,050238	0,276023	<i>não confirmado</i>
14	-0,03888	0,060381	0,304304	<i>não confirmado</i>
15	0,003793	0,116556	0,387653	<i>não confirmado</i>
16	-0,06374	0,035665	0,276973	<i>não confirmado</i>
17	-0,05107	0,148399	0,380624	<i>não confirmado</i>
18	-0,08272	0,122467	0,348346	<i>não confirmado</i>
19	0,00025	0,135391	0,371187	<i>não confirmado</i>
20	-0,12175	0,115001	0,350152	<i>não confirmado</i>
21	0,002172	0,056254	0,312874	<i>não confirmado</i>
22	-0,04554	0,108088	0,351806	<i>não confirmado</i>
23	-0,00727	0,063219	0,293992	<i>não confirmado</i>
24	-0,02064	0,028379	0,294854	<i>não confirmado</i>
25	-0,00558	0,131432	0,379613	<i>não confirmado</i>
26	-0,06208	0,064084	0,324845	<i>não confirmado</i>
27	-0,01042	0,059752	0,3359	<i>não confirmado</i>
28	-0,01452	0,134725	0,371091	<i>não confirmado</i>
29	-0,02014	0,140635	0,401952	<i>não confirmado</i>
30	0,016541	0,073111	0,29754	<i>não confirmado</i>

Seguindo a mesma metodologia proposta, fizeram-se as análises dos gráficos e das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, bem como o

ajustamento da série na sua forma estacionária das séries de média e alta atividade celular, denominadas, respectivamente, por M e A, logo, fez-se o teste para o Efeito Taylor obtendo os seguintes resultados apresentados a seguir.

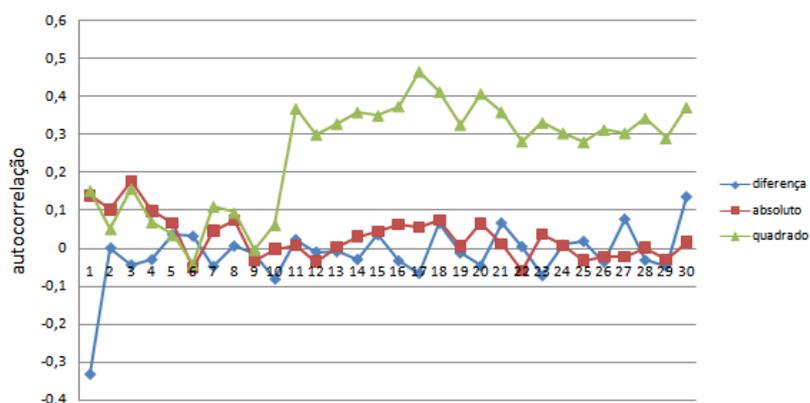


Figura 25 Autocorrelação da série original M1, da série M1 na forma absoluta e da série M1 ao quadrado

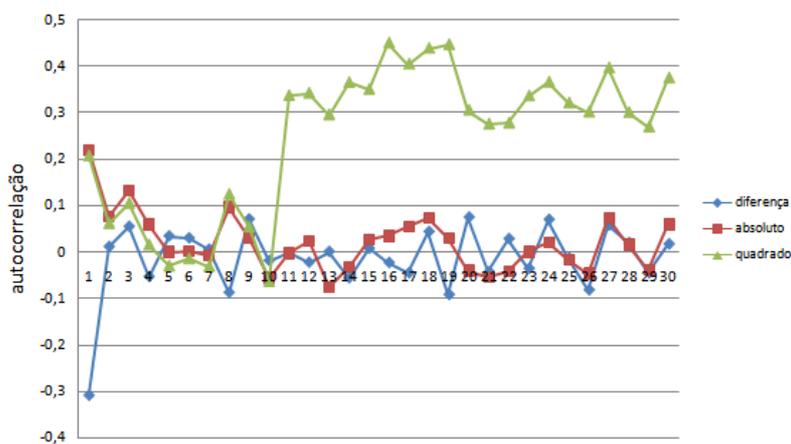


Figura 26 Autocorrelação da série original M2, da série M2 na forma absoluta e da série M2 ao quadrado

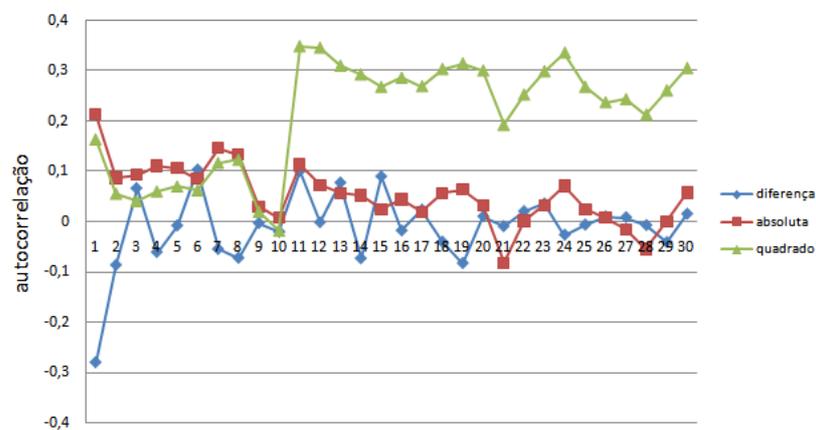


Figura 27 Autocorrelação da série original M3, da série M3 na forma absoluta e da série M3 ao quadrado

A seguir, têm-se as Tabelas 5, 6 e 7, com os respectivos valores das autocorrelações dos dados analisados bem como a hipótese da existência do Efeito Taylor.

Tabela 5 Autocorrelação da série original M1, da série M1 em valor absoluto e da série M1 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,33088	0,140911	0,15343	<i>não confirmado</i>
2	0,002159	0,103563	0,052629	Confirmado
3	-0,0427	0,178723	0,15848	Confirmado
4	-0,02826	0,100469	0,070191	Confirmado
5	0,038041	0,067352	0,036024	Confirmado
6	0,033386	-0,05144	-0,04067	<i>não confirmado</i>
7	-0,04631	0,047267	0,112089	<i>não confirmado</i>
8	0,007445	0,075218	0,09511	<i>não confirmado</i>
9	-0,01237	-0,03035	-0,00281	<i>não confirmado</i>
10	-0,07991	-0,00027	0,063189	<i>não confirmado</i>
11	0,02431	0,009016	0,369237	<i>não confirmado</i>
12	-0,00862	-0,03467	0,300873	<i>não confirmado</i>
13	-0,00745	0,005423	0,329516	<i>não confirmado</i>
14	-0,02798	0,032103	0,359843	<i>não confirmado</i>
15	0,037236	0,046358	0,351149	<i>não confirmado</i>
16	-0,03156	0,063973	0,375198	<i>não confirmado</i>
17	-0,06466	0,056747	0,466482	<i>não confirmado</i>
18	0,067278	0,075544	0,413256	<i>não confirmado</i>
19	-0,01092	0,007132	0,32656	<i>não confirmado</i>
20	-0,04485	0,066987	0,408518	<i>não confirmado</i>
21	0,068257	0,012355	0,360057	<i>não confirmado</i>
22	0,006064	-0,05734	0,283149	<i>não confirmado</i>
23	-0,07077	0,038361	0,332015	<i>não confirmado</i>
24	0,010308	0,008735	0,304819	<i>não confirmado</i>
25	0,019868	-0,03053	0,28158	<i>não confirmado</i>
26	-0,03458	-0,02163	0,313879	<i>não confirmado</i>
27	0,078433	-0,02147	0,304924	<i>não confirmado</i>
28	-0,0299	0,002983	0,343839	<i>não confirmado</i>
29	-0,04534	-0,02911	0,291277	<i>não confirmado</i>
30	0,137383	0,018184	0,372825	<i>não confirmado</i>

Tabela 6 Autocorrelação da série original M2, da série M2 em valor absoluto e da série M2 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,30635	0,21984	0,207623	Confirmado
2	0,011881	0,076468	0,061952	Confirmado
3	0,055044	0,13315	0,105584	Confirmado
4	-0,05226	0,059234	0,015902	Confirmado
5	0,034607	-0,00031	-0,02961	Confirmado
6	0,030346	0,002324	-0,01401	Confirmado
7	0,006227	-0,0077	-0,03079	Confirmado
8	-0,08621	0,096774	0,124663	<i>não confirmado</i>
9	0,070872	0,02904	0,05455	<i>não confirmado</i>
10	-0,01793	-0,05594	-0,0634	Confirmado
11	-0,0014	-0,00248	0,337291	<i>não confirmado</i>
12	-0,02177	0,023309	0,34246	<i>não confirmado</i>
13	0,001164	-0,07561	0,29585	<i>não confirmado</i>
14	-0,0551	-0,0319	0,365318	<i>não confirmado</i>
15	0,008136	0,026198	0,350716	<i>não confirmado</i>
16	-0,02233	0,034986	0,450473	<i>não confirmado</i>
17	-0,04441	0,054701	0,405077	<i>não confirmado</i>
18	0,043974	0,072882	0,438887	<i>não confirmado</i>
19	-0,09082	0,029898	0,446947	<i>não confirmado</i>
20	0,074759	-0,04036	0,305518	<i>não confirmado</i>
21	-0,04211	-0,05454	0,276074	<i>não confirmado</i>
22	0,028679	-0,04171	0,277952	<i>não confirmado</i>
23	-0,03503	0,000773	0,336282	<i>não confirmado</i>
24	0,069902	0,020832	0,366158	<i>não confirmado</i>
25	-0,01248	-0,01736	0,321512	<i>não confirmado</i>
26	-0,08079	-0,04643	0,301479	<i>não confirmado</i>
27	0,057707	0,074115	0,396958	<i>não confirmado</i>
28	0,020142	0,015644	0,301054	<i>não confirmado</i>
29	-0,04437	-0,03963	0,270021	<i>não confirmado</i>
30	0,017493	0,060254	0,375319	<i>não confirmado</i>

Tabela 7 Autocorrelação da série original M3, da série M3 em valor absoluto e da série M3 ao quadrado

	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,27979	0,214208	0,163926	Confirmado
2	-0,08561	0,08736	0,056321	Confirmado
3	0,067411	0,094603	0,041525	Confirmado
4	-0,05992	0,112074	0,060797	Confirmado
5	-0,00685	0,107489	0,070736	Confirmado
6	0,10438	0,086101	0,062979	Confirmado
7	-0,05382	0,147165	0,117524	Confirmado
8	-0,07135	0,134508	0,123786	Confirmado
9	-0,00203	0,030909	0,020845	Confirmado
10	-0,01966	0,008395	-0,01694	Confirmado
11	0,101362	0,114863	0,348513	<i>não confirmado</i>
12	-0,00061	0,073211	0,345849	<i>não confirmado</i>
13	0,078574	0,057277	0,310223	<i>não confirmado</i>
14	-0,07238	0,052933	0,292943	<i>não confirmado</i>
15	0,090955	0,025057	0,268051	<i>não confirmado</i>
16	-0,01691	0,044724	0,286188	<i>não confirmado</i>
17	0,024496	0,019517	0,269379	<i>não confirmado</i>
18	-0,03966	0,057251	0,303616	<i>não confirmado</i>
19	-0,08197	0,064758	0,314782	<i>não confirmado</i>
20	0,011349	0,033614	0,300528	<i>não confirmado</i>
21	-0,00837	-0,08134	0,192799	<i>não confirmado</i>
22	0,021548	0,002505	0,252829	<i>não confirmado</i>
23	0,036742	0,033577	0,299096	<i>não confirmado</i>
24	-0,0255	0,071574	0,335876	<i>não confirmado</i>
25	-0,00533	0,02562	0,268432	<i>não confirmado</i>
26	0,010892	0,008364	0,237544	<i>não confirmado</i>
27	0,009464	-0,01451	0,243689	<i>não confirmado</i>
28	-0,00613	-0,05405	0,213353	<i>não confirmado</i>
29	-0,04018	0,000939	0,261017	<i>não confirmado</i>
30	0,016296	0,058747	0,305628	<i>não confirmado</i>

Com a aplicação do teste do Efeito Taylor, para as séries de média atividade, verificou-se que o mesmo foi confirmado apenas nos primeiros lags, invertendo o seu comportamento nos lags posteriores, salvo a série M1, que comparada com as séries M2 e M3, saiu do padrão verificado nessas séries, que

era a confirmação do Efeito Taylor nos 10 primeiros lags. Assim confirmou-se o Efeito Taylor apenas nos *lags* 2, 3, 4 e 5.

A seguir têm-se os resultados obtidos das séries de alta atividade celular do biospeckle, aplicado o teste para o Efeito Taylor, bem como sua confirmação nas tabelas seguintes.

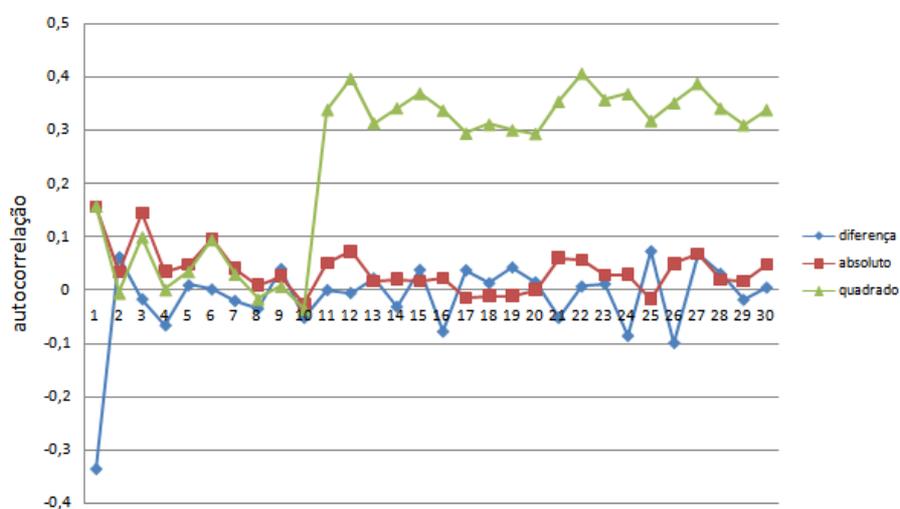


Figura 28 Autocorrelação da série original A1, da série A1 na forma absoluta e da série A1 ao quadrado

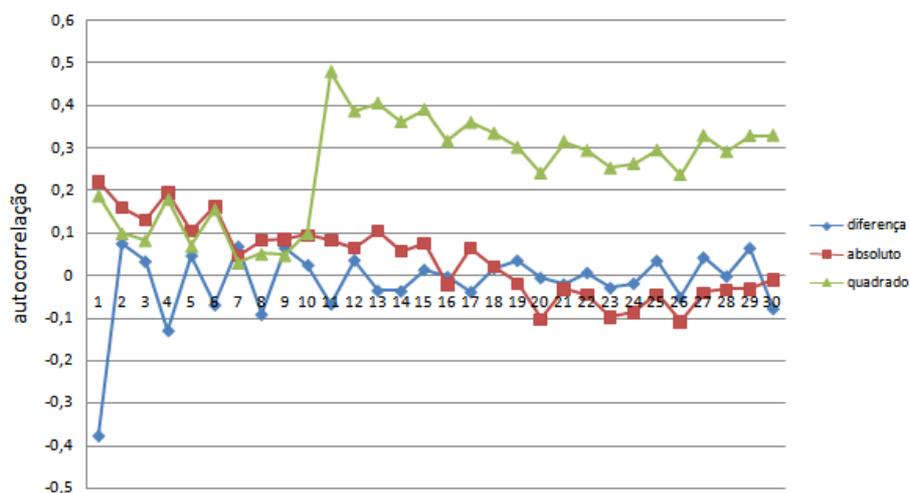


Figura 29 Autocorrelação da série original A2, da série A2 na forma absoluta e da série A2 ao quadrado

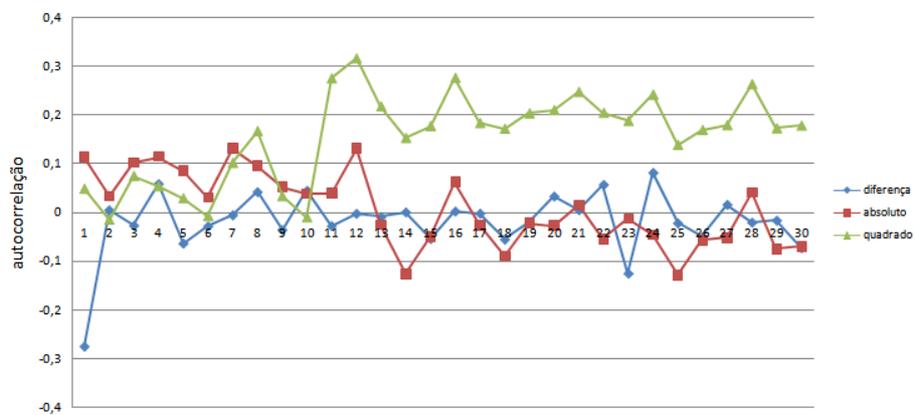


Figura 30 Autocorrelação da série original A3, da série A3 na forma absoluta e da série A3 ao quadrado

Tabela 8 Autocorrelação da série original A1, da série A1 em valor absoluto e da série A1 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,33489	0,156233	0,158286	<i>não confirmado</i>
2	0,062027	0,034048	-0,00539	Confirmado
3	-0,01675	0,145204	0,099494	Confirmado
4	-0,06575	0,036028	0,001404	Confirmado
5	0,009363	0,048962	0,034923	Confirmado
6	0,001621	0,096011	0,094584	Confirmado
7	-0,01994	0,041139	0,030331	Confirmado
8	-0,03446	0,01033	-0,01642	Confirmado
9	0,039744	0,026863	0,007525	Confirmado
10	-0,05161	-0,0246	-0,03537	Confirmado
11	0,000342	0,052069	0,338379	<i>não confirmado</i>
12	-0,00525	0,072913	0,396391	<i>não confirmado</i>
13	0,022225	0,017427	0,313393	<i>não confirmado</i>
14	-0,03088	0,021148	0,341358	<i>não confirmado</i>
15	0,038328	0,016923	0,368949	<i>não confirmado</i>
16	-0,07746	0,022428	0,337196	<i>não confirmado</i>
17	0,037598	-0,01348	0,294274	<i>não confirmado</i>
18	0,013218	-0,00974	0,310798	<i>não confirmado</i>
19	0,042779	-0,01013	0,300285	<i>não confirmado</i>
20	0,014798	0,001488	0,293457	<i>não confirmado</i>
21	-0,05185	0,061161	0,353806	<i>não confirmado</i>
22	0,007007	0,056905	0,40596	<i>não confirmado</i>
23	0,011978	0,028729	0,356721	<i>não confirmado</i>
24	-0,08549	0,030328	0,367755	<i>não confirmado</i>
25	0,073096	-0,01592	0,317932	<i>não confirmado</i>
26	-0,09886	0,050301	0,350927	<i>não confirmado</i>
27	0,067173	0,068582	0,387444	<i>não confirmado</i>
28	0,03081	0,02005	0,340843	<i>não confirmado</i>
29	-0,01792	0,016841	0,309525	<i>não confirmado</i>
30	0,00495	0,049409	0,338273	<i>não confirmado</i>

Tabela 9 Autocorrelação da série original A2, da série A2 em valor absoluto e da série A2 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,37606	0,22081	0,188665	Confirmado
2	0,074362	0,159136	0,099986	Confirmado
3	0,032852	0,130441	0,083178	Confirmado
4	-0,12965	0,19468	0,180315	Confirmado
5	0,046394	0,105183	0,069591	Confirmado
6	-0,0693	0,162242	0,156394	Confirmado
7	0,06762	0,046522	0,030386	Confirmado
8	-0,09139	0,083128	0,051316	Confirmado
9	0,064195	0,085052	0,048132	Confirmado
10	0,02442	0,094969	0,100132	Confirmado
11	-0,06725	0,082561	0,479826	<i>não confirmado</i>
12	0,035525	0,064946	0,386736	<i>não confirmado</i>
13	-0,03573	0,10478	0,406046	<i>não confirmado</i>
14	-0,03677	0,057329	0,362277	<i>não confirmado</i>
15	0,013342	0,075934	0,391058	<i>não confirmado</i>
16	-0,00315	-0,02019	0,316598	<i>não confirmado</i>
17	-0,03887	0,064404	0,360289	<i>não confirmado</i>
18	0,016921	0,021068	0,334942	<i>não confirmado</i>
19	0,034865	-0,01793	0,301895	<i>não confirmado</i>
20	-0,00586	-0,1033	0,242057	<i>não confirmado</i>
21	-0,02086	-0,03158	0,315702	<i>não confirmado</i>
22	0,005976	-0,04492	0,294687	<i>não confirmado</i>
23	-0,02929	-0,0968	0,253569	<i>não confirmado</i>
24	-0,01903	-0,0859	0,263977	<i>não confirmado</i>
25	0,034369	-0,04434	0,295846	<i>não confirmado</i>
26	-0,05193	-0,10901	0,238463	<i>não confirmado</i>
27	0,041883	-0,04004	0,32999	<i>não confirmado</i>
28	-0,00232	-0,03252	0,291955	<i>não confirmado</i>
29	0,064083	-0,03103	0,329569	<i>não confirmado</i>
30	-0,07828	-0,00999	0,330571	<i>não confirmado</i>

Tabela 10 Autocorrelação da série original A3, da série A3 em valor absoluto e da série A3 ao quadrado

n	ρ_n	$\rho_n(1)$	$\rho_n(2)$	Efeito Taylor
1	-0,27354	0,113808	0,049896	Confirmado
2	0,006373	0,0333	-0,01382	Confirmado
3	-0,02556	0,102617	0,076036	Confirmado
4	0,059966	0,115359	0,054819	Confirmado
5	-0,06233	0,08531	0,030484	Confirmado
6	-0,02691	0,031869	-0,00618	Confirmado
7	-0,00406	0,132115	0,102743	Confirmado
8	0,043445	0,095964	0,168051	<i>não confirmado</i>
9	-0,03435	0,052439	0,034581	Confirmado
10	0,046163	0,03857	-0,00911	Confirmado
11	-0,02635	0,040257	0,276298	<i>não confirmado</i>
12	-0,00108	0,131425	0,317234	<i>não confirmado</i>
13	-0,00796	-0,02482	0,218783	<i>não confirmado</i>
14	0,001844	-0,12475	0,154059	<i>não confirmado</i>
15	-0,05284	-0,04871	0,1784	<i>não confirmado</i>
16	0,003699	0,063284	0,277478	<i>não confirmado</i>
17	-0,00066	-0,02617	0,184641	<i>não confirmado</i>
18	-0,05403	-0,08819	0,173148	<i>não confirmado</i>
19	-0,01869	-0,02138	0,204635	<i>não confirmado</i>
20	0,034485	-0,02639	0,211319	<i>não confirmado</i>
21	0,006397	0,016151	0,248576	<i>não confirmado</i>
22	0,058231	-0,05315	0,205686	<i>não confirmado</i>
23	-0,12402	-0,01206	0,189144	<i>não confirmado</i>
24	0,082953	-0,04435	0,242912	<i>não confirmado</i>
25	-0,0207	-0,12789	0,139838	<i>não confirmado</i>
26	-0,0487	-0,05612	0,170295	<i>não confirmado</i>
27	0,017457	-0,05106	0,180232	<i>não confirmado</i>
28	-0,01914	0,041817	0,264311	<i>não confirmado</i>
29	-0,01505	-0,07363	0,173926	<i>não confirmado</i>
30	-0,07149	-0,06881	0,179258	<i>não confirmado</i>

Após a aplicação da metodologia proposta na pesquisa, para as séries de alta atividade celular, verificou-se que, para estas séries, o teste do Efeito Taylor obteve sua confirmação nos 10 primeiros *lags*, tendo os lags posteriores o seu

comportamento invertido, ou seja, as autocorrelações da série em valor quadrático são maiores que o valor das autocorrelações da série original.

Em busca da confirmação de mais um fato estilizado, sendo esta em séries não econômicas, o Efeito Taylor, a partir das séries do biospeckle, não se faz efetivo, tendo como um padrão de confirmação apenas nas primeiras autocorrelações das séries em análise.

Segundo Rabal e Braga (2008), a utilização do biospeckle na área biológica tem sido evidenciado em trabalhos importantes, porém, nem todas as aplicações foram desenvolvidas completamente, bem como, ainda, não conseguiu-se mapear todas as reais viabilidades.

A partir do momento em que os dados analisados foram feitos, utilizando-se do momento de inércia, nota-se que, para as séries de baixa e alta atividade, obteve-se um padrão no qual os 10 primeiros lags obtiveram o mesmo comportamento, ao passo que na série de média atividade, verifica-se que o padrão do Efeito Taylor acontece em poucos lags. Sendo assim, podemos assimilar o comportamento transitório da matéria, ou seja, no momento em que passa de alta para baixa atividade, o comportamento é análogo ao apresentado para o Efeito Taylor.

O teste para o Efeito de Taylor nessas séries, mostra-se como um início aos estudos para obtenção de mais parâmetros frente ao desenvolvimento de técnicas mais apuradas e precisas frente ao fenômeno.

5 CONCLUSÃO

A conclusão obtida nesta pesquisa faz referência às séries do biospeckle do sêmen bovino, ao qual foi testado o Efeito Taylor, fato estilizado nas séries econômicas e com o intuito de verificar o mesmo em séries do *biospeckle* dinâmico. Concluiu-se que, para estas séries, o Efeito Taylor se faz presente em parte, sendo confirmado nos 10 primeiros lags de cada série estudada.

Concluiu-se, ainda, que a análise e aplicação do teste do Efeito Taylor na série financeira, foi feita para afirmar o fato estilizado presente nas séries econômicas, ainda que esse fenômeno, como mostrado na pesquisa com a série do *biospeckle*, não se comporta como tal.

A pesquisa possibilitou uma abertura de estudo do tema, visto que os resultados não foram os mesmos que se obtém nas séries econômicas, logo, tem-se a possibilidade de análise em séries de outras modalidades.

REFERÊNCIAS

BOLLERSLEV, T.; CHOU, R. C.; KRONER, K. ARCH modelling in finance: a review of the theory and empirical evidence. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v. 52, n. 3, p. 5-56, June 1992.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Times series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden-Day, 1976. 537 p.

CAMPBELL, J. Y. et al. **The econometrics of financial markets**. Princeton: Princeton University, 1997. 611 p.

CAVALCANTE, J. A propriedade de longa memória na volatilidade dos retornos do Ibovespa. **Revista do BNDES**, Rio de Janeiro, v. 14, n. 27, p. 277-294, jun. 2007.

COSTA, R. M. **Técnicas estatísticas aplicadas em imagens do Speckle dinâmico**. 2009. 95 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009.

COSTA, R. M. et al. Técnicas estatística aplicadas em imagens do Speckle dinâmico. **Revista Brasileira de Biometria**, São Paulo, v. 28, n. 2, p. 27-39, 2010.

CRESPO, A. A. **Estatística fácil**. São Paulo: Saraiva, 1998. 218 p.

DAINTY, J. C. Laser *speckle* and related phenomena. **Applied Optics**, New York, v. 23, n. 16, p. 2661, 1984.

DELURGIO, S. A. **Forecasting principles and applications**. Singapore: McGraw-Hill, 1998. 802 p.

DING, Z. et al. A long memory property of stock market returns and a new model. **Journal of Empirical Finance**, New York, v. 1, n. 2, p. 83-106, June 1994.

DING, Z.; GRANGER, C. W. J. Modelling volatility persistence of speculative returns: a new approach. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v. 73, p. 185-215, 1996.

EHLERS, S. R. **Análise de séries temporais**. 3. ed. Curitiba: UFPR, 2005. 111 p.

FAMA, E. The behaviour of stock market prices. **Journal of Business**, Chicago, v. 38, n. 1, p. 34-105, 1965.

GRANGER, C. W. J.; DING, Z. Some properties of absolute return: an alternative measure of risk. **Annales d'Économie et de Statistique**, Paris, v. 40, p. 67-95, déc. 1995.

_____. **Stylized facts on the temporal and distributional properties of daily data from speculative markets**. San Diego: University of California, 1994. 19 p.

GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. São Paulo: Makron Books, 2000. 848 p.

HE, C.; TERASVIRTA, T. Properties of moments of a family of GARCH processes. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v. 92, n. 1, p. 173-192, Sept. 1999.

HOWARTH, M. S.; STANWOOD, P. C. Tetrazolium staining viability seed test using color image processing. **Transactions of the ASAE**, Saint Joseph, v. 36, n. 6, p. 1937-1940, Nov./Dec. 1993.

MAKRIDAKIS, S. G.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J.
Forecasting: methods and applications. New York: J. Wiley, 1998. 642 p.

MARTINS, C.; GONÇALVES, E.; MENDES-LOPES, N. Sobre o efeito de Taylor em modelos bilineares. In: CONGRESSO ANUAL SOCIEDADE PORTUGUESA DE ESTATÍSTICA, 19., 2011, Nazaré. **Anais...** Nazaré: SPE, 2011. 1 CD-ROM.

MONTGOMERY, D. C.; JOHNSON, L. A. **Forecasting and time series analysis.** New York: McGraw-Hill, 1976. 304 p.

MORETTIN, P. A.; TOLLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais.** São Paulo: Blucher, 2004. 535 p.

_____. _____. 2. ed. São Paulo: E. Blucher, 2006. 537 p.

OULAMARA, A. et al. Speckle time evolution characterization by co-occurrence matrix analysis. **Optics & Laser Technology**, London, v. 4/5, n. 3, p. 1-7, 1989.

PAGAN, A. **The econometrics of financial markets.** Rochester: The Australian National University; The University of Rochester, 1993.

PRA, A. L. D.; PASSONI, L. I.; RABAL, H. Evaluation of laser dynamic speckle signals applying granular computing. **Sinal Process**, London, v. 89, n. 3, p. 266-274, Mar. 2009.

RABAL, H. J.; BRAGA, R. A. **Dynamic laser speckle and applications.** Boca Raton: CRC, 2008. 304 p.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. **Econometria**. São Paulo: A. Wesley, 2004. 468 p.

TAYLOR, S. **Modelling financial time series**. New York: Wiley, 1986. 268 p.

TRIOLA, M. F. **Introdução à estatística**. Rio de Janeiro: LTC, 2008. 696 p.

XU, Z.; JOENATHAN, C.; KHORANA, B. M. Temporal and spatial proprieties of the time-varing speckles of botanical specimens. **Optical Engineering**, Redondo Beach, v. 34, n. 5, p. 1487-1502, May 1995.