

Previsão das séries temporais do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA: uma análise por meio de modelos de alisamento exponencial

Forecast of the time series of the BM&FBOVESPA's Carbon Efficient Index (ICO2): an analysis using exponential smoothing models

Áurea Isis Cassimiro Lima

Graduada em Administração pelo Instituto Federal da Bahia – IFBA e Graduada em Estatística pela Universidade Federal da Bahia – UFBA, Atualmente é Analista da empresa AMBEV. Salvador, BA [Brasil]

André Luis Souza

Mestre em Administração pela Universidade Federal da Bahia – UFBA, Doutorando em Engenharia Industrial pela Universidade Federal da Bahia – UFBA, Professor Efetivo do curso de Bacharelado em Administração e Pesquisador do Instituto Federal da Bahia – IFBA. Salvador, BA [Brasil] andre_financas@yahoo.com.br

Juliano Almeida Faria

Mestre em Contabilidade pela Universidade Federal da Bahia – UFBA, Doutorando em Engenharia Industrial pela Universidade Federal da Bahia – UFBA, Professor do curso de Ciências Contábeis na Universidade Estadual de Feira de Santana – UEFS, na Faculdade Anísio Teixeira e Consultor Empresarial, Membro do Comitê de Ética em Pesquisa – CONEP/UEFS. Feira de Santana, BA [Brasil]

Lívia Rodrigues

Mestre em Contabilidade pelo Centro de Pós-Graduação e Pesquisa Visconde de Cairu, Especialista em Auditoria, Especialista em Impactos e Recuperação de Áreas degradadas pela Universidade Salvador, Doutoranda em Geociências pela Universidade Federal da Bahia – UFBA. Salvador, BA [Brasil]

Resumo

Neste estudo, objetivou-se analisar e discutir a contribuição dos modelos exponenciais de Holt-Winters e o modelo de SARIMA para previsão do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA para o ano de 2014. Realizou-se pesquisa bibliográfica e documental de natureza exploratória, com abordagem quantitativa, analítica e descritiva, utilizando-se dois métodos estatísticos para prever os valores dos pontos médios do ICO2, quais sejam: Holt-Winters e SARIMA (2,1,1) x (0,1,1). Ambos foram avaliados pelo Erro Quadrático Médio (EQM) e escolhidos a partir do menor valor deste para representar a previsão dos pontos médios do ICO2 por determinado período. Verificou-se que, em períodos curtos (até seis meses), com o SARIMA (2,1,1) x (0,1,1) estima-se melhor do que com o Holt-Winters e, para períodos longos (a partir de seis meses), com o Holt-Winters efetuam-se previsões melhor do que com o SARIMA (2,1,1) x (0,1,1). Sugere-se que outros modelos sejam testados, para verificar sua adequação e também para que as previsões sejam o mais possível sensíveis, diminuindo, assim, a diferença entre valores previstos e reais.

Palavras-chave: Índice Carbono Eficiente (ICO2). Índice de Sustentabilidade. Modelo Holt-Winters. Modelo SARIMA. Sustentabilidade corporativa.

Abstract

The aim in this study was to analyze and discuss the contribution of both Holt-Winters exponential models and the SARIMA model to forecast the BM&FBOVESPA ICO2 for 2014. We carried out a documentary and bibliographical research of exploratory nature with an analytical and descriptive approach. Two statistic models to forecast the mean values of ICO2 points were used: Holt-Winters and SARIMA (2;1;1) x (0;1;1). Both were evaluated by calculating the Mean Squared Error (MSE) and its lowest value chosen to represent the forecast of average points of ICO2 for a specific period. The outcomes evinced that for short-term periods (up to six months) the SARIMA method (2,1,1) x (0,1,1) yielded better estimates than the Holt-Winters method; and that for long-term periods, Holt-Winters was superior to SARIMA (2,1,1) x (0,1,1). Finally, we suggest that other models be tested to evaluate their suitability and that the forecasts be as sensitive as possible to diminish the difference between estimated and actual values.

Key words: Carbon Efficient Index (ICO2). Corporate Sustainability. Holt-Winters model. Index of sustainability. SARIMA model.

1 Introdução

O uso exacerbado de combustíveis fósseis, responsáveis pela alimentação da maioria das tecnologias utilizadas nos processos produtivos, tem acarretado alterações climáticas, em razão do grande volume de emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) que vem sendo emitido para a atmosfera, provocando impactos significativos na sociedade, principalmente em virtude do aumento de fenômenos naturais, tais como tsunamis e furacões (IPCC, 2013).

Assim, reduzir a emissão de carbono tem sido uma das principais pautas de discussões no âmbito da Governança Ambiental Global (GAG), motivo pelo qual têm sido mobilizados governos, empresas, sociedade civil e organizações não governamentais (ONGs) com o propósito de formular e propor medidas para conter o cenário atual. Os impactos causados pela mudança do clima já são estimados e ameaçam cada vez mais os negócios de diversas organizações, e o modo de vida de inúmeras populações (IPCC, 2013).

Particularmente, para as empresas mais poluentes, essa situação tem apresentado riscos de negócios, financeiros e físicos, colocando em discussão como elas devem formular suas estratégias levando em consideração as variáveis ambientais. Essa demanda requer mudança de comportamento, exigindo dos gestores não somente buscar alternativas para viabilizar a continuidade das atividades corporativas, dada a atual insustentabilidade climática, como também desenvolver produtos e processos sustentáveis que sejam capazes de diminuir seus impactos no meio ambiente e de reduzir os riscos associados (IPCC, 2013; LEMME, 2010; ABRANCHES, 2010; LABATT; WHITE, 2007).

Segundo Barbosa et al. (2013), Hahn e Kuhnen (2013), Page et al. (2013) e Claro et al. (2008), esse contexto exige das empresas a prestação de contas de suas atividades para os *stakehol-*

ders, por meio de um instrumento que descreva como a organização tem enfrentado os problemas das mudanças climáticas, bem como que mostre como está gerenciando os seus impactos no meio ambiente.

Assim, vêm emergindo no mercado os seguintes instrumentos econômicos: mercado de carbono para comercialização de créditos de carbono, inventários de emissões, índice de sustentabilidade criado pelo mercado financeiro, fundos de investimentos referenciados em índices de mercado, entre outros (REIS-JÚNIOR, 2012). De acordo com Labatt e White (2007), essas ferramentas surgiram no âmbito das finanças climáticas, cujo contexto constitui-se na viabilização de financiamentos/investimentos com foco na mitigação e/ou redução dos riscos apresentados pelas mudanças no clima. Dentre as iniciativas elencadas anteriormente, destacam-se os índices de sustentabilidade criados pelo mercado financeiro internacional e nacional, que visam a classificar e evidenciar as empresas referências e/ou líderes em práticas sustentáveis de gestão.

No âmbito internacional, destacam-se os seguintes índices: Índice de Dow Jones de Sustentabilidade da Bolsa de Nova York; o FTSE4Good em Londres, o Johannesburg Stock Exchange (JSE), na África do Sul; e o Carbon Efficient Index (CEI) da Bolsa de Nova York. Já no âmbito nacional, os índices existentes, até o momento, são: Índice de Sustentabilidade Empresarial (ISE) e o Índice de Carbono Eficiente (ICO2), foco da atual pesquisa (REIS-JÚNIOR, 2012), SOUZA et al., 2013a; SOUZA et al., 2013b; BM&FBOVESPA, 2014).

O Índice de Carbono Eficiente (ICO2) – criado em 2010 pela Bolsa de Valores, Mercadoria e Futuros de São Paulo (BM&FBOVESPA) em conjunto com o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) –, é um dos novos instrumentos do mercado brasileiro, semelhan-

te ao modelo americano, Carbon Efficient Index (CEI), e tem por objetivo medir a eficiência da empresa em termos de emissão de carbono, levando em consideração, para tal, seu volume de emissão e o faturamento bruto em determinado período. De acordo com a Almeida et al. (2013) e BM&FBOVESPA (2013), nesse índice considera-se, para ponderação das ações das empresas que fazem parte dele, a eficiência de emissões de GEE (Gases Efeito Estufa) e o *freefloat* (Flutuação livre) de cada uma delas.

Particularmente, esses índices têm contribuído para a criação de fundos de investimentos referenciados nestes, formados por papéis (ações) de empresas que participam dessas iniciativas, para os quais os investidores alocam recursos levando em consideração as práticas de sustentabilidade e a rentabilidade associada (SOUZA et al., 2013a; SOUZA et al., 2013b). Em relação aos fundos de investimentos referenciados em índices de sustentabilidade, no Brasil, foi criado o ECOO11 – O iShares Índice Carbono Eficiente (ICO2) Brasil Fundo de Índice (“Fundo”) para o qual são captados recursos de investidores (BLACKROCK, 2014; SOUZA et al., 2013a; SOUZA et al., 2013b).

O fato é que o ICO2 é um índice relativamente novo no mercado financeiro, motivo pelo qual existe baixo volume de informações disponíveis sobre o seu comportamento, bem como as tendências e previsões da *performance*. O uso de técnicas estatísticas no âmbito das finanças corporativas tem sido, com frequência, útil para se estudar o comportamento e as relações entre variáveis econômicas e ambientais, como nos trabalhos de Almeida et al. (2013), Santos et al. (2013), Cazzari e LIMA (2012), Souza et al. (2012), Fujii et al. (2012), Amaral (2012), Goularte e Alvim (2011), Ott et al. (2009), Cavalcante et al. (2009) e Resende et al. (2008) e de buscar entender as previsões e variações relacionadas com as variáveis analisadas tanto na área das finanças, quanto

em outras áreas, a exemplo dos estudos de Walter et al (2013), Veríssimo et al. (2012), Wolff (2011), Souza (2011), Becker (2010), Gaio et al (2007) e Groppo (2005).

Em trabalho feito por Amaral (2012), que teve por objetivo avaliar se a estratégia corporativa para gerir as emissões de gases de efeito estufa (GEE) gera valor para a empresa na percepção do acionista, utilizou-se um modelo Autoregressive Conditional Heterocedasticity (ARCH) que foi ajustado buscando explicar a possível existência de correlação entre a participação nos índices de sustentabilidade da BM&FBOVESPA, ISE e ICO2 e o valor das ações das empresas do setor minero-metalúrgico brasileiro, cujo resultado apontou uma correlação positiva. Os achados de Amaral (2012) corroboram os de Fujii et al. (2012) que buscaram compreender a relação entre variáveis de desempenhos ambiental e econômico em empresas no Japão e obtiveram resultados que evidenciaram uma relação positiva de ambos os desempenhos.

Em pesquisa realizada por Souza (2011), que teve por objetivo prever o comportamento do Índice da Bolsa de Valores de São Paulo (IBOVESPA), foram utilizados dois métodos, um de Redes Neurais Artificiais (RNA) e outro Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) – Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic (GARCH), trazendo como resultados uma maior eficiência das previsões realizadas neste índice com o de RNA. Já em estudo feito por Souza et al. (2012), que teve por objetivo verificar se com a criação do ICO2, houve variação no retorno das carteiras do Índice Bovespa (Ibovespa) e do IBEX-50, sendo efetuado o teste estatístico de Mann-Whitney. Esses autores concluíram que a evidênciação anual de inventários de GEEs pode constituir-se em um fator determinante na melhoria do valor das ações das empresas.

No que se refere à análise temporal longa do ICO2, para que este pudesse ser comparado com

o Ibovespa e o IBrX-50 e ser verificada a relação de equilíbrio entre eles, no período de setembro de 2010 a maio de 2011, não foi possível fazer tal avaliação em razão do número relativamente pequeno de dados do ICO2, devido ao seu tempo de existência. Atualmente, pode-se efetuar uma análise temporal, já que se tem um número de amostras suficientes para isso (mais de 25 períodos), preenchendo, assim, essa lacuna referente às previsões para o ano de 2014.

Nesse sentido, a importância em evidenciar o comportamento de índices de mercado que servem de parâmetro para a decisão de investimentos por parte dos investidores está associada à necessidade de subsidiar para o mercado financeiro um conjunto de informações que contribuam para reduzir as incertezas e os riscos associados aos ativos que são sensíveis à volatilidade dos índices. A inexistência, até o momento, de pesquisas que busquem compreender o comportamento do índice no tempo, principalmente relacionado às tendências e previsões do ICO2, aumenta os riscos para os investidores que alocam recursos baseando-se na rentabilidade da carteira teórica, motivo pelo qual se faz necessário investigar e projetar o comportamento desse índice para o mercado financeiro.

Para tal, destacam-se o uso de técnicas de previsibilidade que são utilizadas para projetar o comportamento de variáveis no tempo, especialmente as relacionadas com recursos financeiros que servem de suporte para analistas no mercado financeiro (WALTER, 2013; VERÍSSIMO et al., 2012; SOUZA, 2011; BECKER, 2010; GAIO et al., 2007). Diante disso, considerando que, até o momento, não se identificaram pesquisas em que se procura compreender o comportamento do ICO2 referente à sua *performance* no tempo, a pergunta que norteará este estudo é a seguinte: “Qual a contribuição dos modelos exponencial de Holt-Winters e o Seasonal Autoregressive-Integrated Moving Average (SARIMA) para

previsão do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA para o ano de 2014?”.

Assim, objetivou-se neste trabalho analisar e discutir a contribuição dos modelos exponencial de Holt-Winters e o modelo de SARIMA para previsão do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA para o ano de 2014. Como objetivos específicos, visa-se a: descrever estatisticamente o conjunto de dados do ICO2; realizar análises de séries temporais, baseado nos modelos de Holt-Winters e SARIMA a fim de identificar o modelo mais adequado para previsões do ICO2 para 2014; descrever as consequências desses pontos para as empresas participantes da carteira do ICO2; verificar a contribuição dos modelos Holt-Winters e SARIMA para a tomada de decisão por parte dos investidores que investem recursos em fundos de investimentos referenciados no ICO2.

2 Metodologia

2.1 Caracterização do objeto de estudo

Nesta pesquisa, teve-se como objetivo analisar e discutir a contribuição dos modelos exponencial de Holt-Winters e o modelo de SARIMA para previsão do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA para o ano de 2014. Assim, efetuou-se uma pesquisa bibliográfica e documental, de natureza exploratória, com uma abordagem quantitativa, analítica e descritiva com vistas a prever os valores dos pontos do ICO2 para 2014.

Com esse intuito, foram consultados periódicos nacionais e internacionais, bem como livros, teses e dissertações para a formação da revisão teórica da pesquisa. Os dados do ICO2 foram extraídos do *site* da BM&FBOVESPA, no período de setembro de 2010 a dezembro de 2013, com vista a alcançar os objetivos propostos.

2.2 População e amostra

Por se tratar de um número relativamente pequeno, um censo foi realizado para se obterem os resultados desta pesquisa, diminuindo, desse modo, os riscos com inferências. A população investigada é composta, em sua maioria, pelo setor financeiro (Bradesco, Banco do Brasil, Itaúsa, Itaú Unibanco, Santander, BM&FBOVESPA e Cielo), com a quantidade teórica de 11.497.069.044 ações; posteriormente, o setor de bebidas (AmBev S/A), com a quantidade teórica de 4.414.020.640 ações; e, em terceiro lugar, o de mineração, representado pela Vale, com 1.573.548.594 ações. A Braskem é a empresa que possui menos ações, sendo dona de 111.826.636 delas.

2.3 Etapas e procedimento metodológico

2.3.1 Etapas

Por se tratar de uma análise estatística complexa, o primeiro passo neste trabalho foi buscar um modelo que pudesse prever os valores dos pontos do ICO2 da melhor maneira possível, minimizando os erros, por esse motivo, realizou-se primeiramente a análise estatística. Assim, utilizaram-se os programas R, para avaliação de todos os resultados, e SPSS, para os testes estatísticos, a fim de verificar a tendência e a sazonalidade da série temporal do índice. Essa escolha foi baseada na simplicidade de ambos nos respectivos aspectos.

Após uma análise descritiva do conjunto de dados referentes aos pontos médios do ICO2, verificou-se a possibilidade de se prosseguir com o trabalho, já que as previsões foram feitas e os métodos escolhidos. Nessa preferência, levaram-se em consideração os menores erros possíveis entre os dois métodos (Holt-Winters e SARIMA (2,1,1) x (0,1,1)), sendo usado o EQM (Erro Quadrático Médio) para medir esses erros. Além disso, os dois métodos foram escolhidos a partir dos testes estatísticos que confirmam tendência e sazonalidade.

Essa etapa foi concluída na primeira semana de estudo.

O segundo passo se resumiu na busca dos referenciais teóricos, utilizando-se a revisão de literatura que serviu de base para a análise dos resultados. No terceiro passo, fez-se análise e discussão dos achados, verificando-se qual dos modelos se adequaria melhor a previsão do ICO2, e destacando-se sua importância e aplicações no mercado financeiro.

2.3.2 Método

Para que os objetivos específicos fossem alcançados, foram realizadas pesquisas a fim de descrever o ICO2. Sabendo-se quão importantes são, para a tomada de decisões, os dados provenientes do fechamento dos pontos médios do ICO2 foram analisados estatisticamente, descrevendo, assim, o conjunto de dados composto pela soma dos pontos médios de todas as empresas contidas no índice. Após essa descrição, fizeram-se análises de séries temporais e dos resultados, sendo estatisticamente possível realizar as previsões dos pontos do Índice de Carbono Eficiente (ICO2).

A previsão dos pontos permite às empresas participantes e aos investidores no mercado de bolsa utilizar esses pontos para investimentos e orientação nas tomadas de decisões, explicitar a contribuição dos modelos para chegar a estes resultados e utilizar os métodos como ferramenta para as decisões futuras, pois, desse modo, a variabilidade dos dados é diminuída, aumentando as chances de acerto para um determinado controle sobre as consequências do investimento (SOUZA et al., 2013a; SOUZA et al., 2013b; AMARAL, 2012; SOUZA, 2011).

Para trabalhar com uma análise de séries temporais, alguns cuidados devem ser tomados, são eles: verificar se realmente há tendência/sazonalidade; definir os métodos a ser usados nas análises; garantir que a variabilidade dos dados seja

reduzida com as metodologias adequadas; analisar o comportamento dos resíduos; e escolher o método correto para a descrição dos dados, podendo, posteriormente, utilizar as previsões para quaisquer tomadas de decisões que dependam destes resultados (MORETTIN; TOLOI, 2006).

A seguir, maiores detalhes sobre esses cuidados:

a) Verificar se o conjunto de dados se trata de uma série com tendência e sazonalidade

Uma tendência em dados estatísticos significa um movimento evolutivo que traduz a influência de fatores que fazem com que o fenômeno tenha a sua intensidade aumentada ou diminuída com o passar do tempo. Este componente se caracteriza, portanto, como um movimento ascendente ou descendente de longa duração. Quando a série temporal não apresenta nenhuma tendência ela é denominada série estacionária. (MORETTIN; TOLOI, 2006). E a sazonalidade pode ser descrita como um movimento oscilatório de curta duração (inferior a um ano) que traduz a influência de fatores cuja atuação é periódica, no sentido de aumentar ou diminuir a intensidade do fenômeno (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Saber se estes componentes estão presentes em uma série temporal é o primeiro passo para definir os possíveis modelos que ajustarão os valores previstos. Uma análise gráfica, geralmente, permite perceber uma tendência ou uma sazonalidade em um conjunto de dados, mas, por ser muito subjetiva, o ideal é que testes sejam feitos para se comprovar os resultados (MORETTIN; TOLOI, 2006).

O teste de Wald-Wolfowitz foi utilizado para verificar a tendência nos dados e traz como hipóteses (MORETTIN; TOLOI, 2006):

$$\begin{aligned} H_0 &= \text{Não existe tendência} \\ H_1 &= \text{Existe tendência} \end{aligned}$$

O teste de Kruskal-Wallis foi realizado a fim de se verificar a sazonalidade de um conjunto de dados, tendo como hipóteses (MORETTIN; TOLOI, 2006):

$$\begin{aligned} H_0 &= \text{Não existe sazonalidade} \\ H_1 &= \text{Existe sazonalidade} \end{aligned}$$

Para todos os testes deste trabalho, o valor de α foi 5%.

b) Definir os métodos que serão usados nas análises.

Após identificação dos componentes contidos na série (tendência + sazonalidade), os métodos usados para as previsões foram analisados. Dois desses foram escolhidos e comparados para se verificar qual explicaria melhor as previsões, são eles: alisamento exponencial de Holt-Winters e modelo SARIMA, proveniente da metodologia Box & Jenkins (MORETTIN; TOLOI, 2006). Esses métodos foram selecionados porque são usados exclusivamente para séries com tendência + sazonalidade.

b.1) Alisamento exponencial de Holt-Winters

Este método é usado quando se pretende fazer previsões para séries com sazonalidade. Um modelo foi ajustado levando em consideração os parâmetros de suavização e os coeficientes provenientes de cada previsão. Trata-se de um algoritmo para ser usado com séries com efeito sazonal (quando a série apresenta flutuações constantes, recebe o nome de efeito sazonal aditivo). Os parâmetros para as previsões são descritos da seguinte forma:

$$Y_t = \mu_t + S_t + T_T + a_t,$$

$$Y_t = \mu_t + S_t + T_T + a_t,$$

$$t = 1, 2, 3, \dots, N$$

(1)

Em que μ_t é a média da variável; S_t , o efeito sazonal; T_t , a tendência; e a_t , o ruído (MORETTIN; TOLOI, 2006). A forma de recorrência do algoritmo é dada por:

$$N_t = \alpha(Y_t - F_{t-s}) + (1 - \alpha)(N_{t-1} + \hat{T}_{t-1}), \quad (2)$$

$$\hat{T}_t = \beta(N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta)\hat{T}_{t-1}, \quad (3)$$

$$F_t = \gamma(Y_t - N_t) + (1 - \gamma)F_{t-s}, \quad (4)$$

Em que N_t representa o nível; \hat{T}_t , a tendência; e F_t , o fator sazonal. $0 < \alpha < 1$; $0 < \beta < 1$ e $0 < \gamma < 1$ (MORETTIN; TOLOI, 2006). As previsões são obtidas a partir das seguintes expressões:

$$\hat{Y}_t(h) = N_t + h\hat{T}_t + F_{t+h-s}, \quad h = 1, 2, 3, \dots, s \quad (5)$$

$$\hat{Y}_t(h) = N_t + h\hat{T}_t + F_{t+h-2s}, \quad h = s + 1, \dots, \quad (6)$$

Quando se tem uma nova observação Y_{t+1} , as atualizações das previsões são feitas por meio das equações apresentadas a seguir:

$$N_{t+1} = \alpha(Y_{t+1} - F_{t+1-s}) + (1 - \alpha)(N_t + T_t), \quad (7)$$

$$\hat{T}_{t+1} = \beta(N_{t+1} - N_t) + (1 - \beta)T_t, \quad (8)$$

$$F_{t+1} = \gamma(Y_{t+1} - N_{t+1}) + (1 - \gamma)F_{t+1-s}, \quad (9)$$

Nesse sentido, a previsão para a nova observação será dada por:

$$\hat{Y}_{t+1}(h-1) = N_{t+1} + (h-1)\hat{T}_{t+1} + F_{t+1+h-s}, \quad h = 1, 2, 3, \dots, s+1 \quad (10)$$

$$\hat{Y}_{t+1}(h-1) = N_{t+1} + (h-1)\hat{T}_{t+1} + F_{t+1+h-2s}, \quad h = s+2, \dots, 2s+1 \quad (11)$$

b.2) Metodologia Box & Jenkins – SARIMA

É uma modelagem bastante utilizada na análise de modelos paramétricos, e a estratégia para a construção do modelo foi baseada em um ciclo iterativo (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Os estágios desse ciclo são apresentados a seguir:

1. Especificação: uma classe geral de modelos é considerada para análise.
2. Identificação: nessa etapa, identifica-se um modelo, com base na análise da autocorrelação, autocorrelações parciais e outros critérios.
3. Estimação: estágio em que se estimam os parâmetros do modelo identificados.
4. Verificação ou diagnóstico do modelo ajustado: realiza-se análise dos resíduos.

A especificação neste trabalho foi baseada no método Box & Jenkins SARIMA, já que a série tem tendência e sazonalidade. Para identificar o modelo, a autocorrelação e autocorrelação parcial dos dados foram analisadas, indicando a escolha possível dos parâmetros, ou seja, (P, D, Q) X (p, d, q).

Há um logaritmo que fornece possíveis valores para o P e o Q; e o valor do D é referente à quantidade de diferenças que foram usadas para tornar a série estacionária, o P e o Q são achados no programa. Por ser algo subjetivo, tem de haver critérios para ajudar a selecionar o melhor modelo. Neste trabalho, o critério para os parâmetros foi o Akaike Information Criteria (AIC), tendo em vista a sua facilidade de implementação e os bons resultados obtidos.

Após alguns valores do AIC (sendo esses os menores possíveis), alguns parâmetros são esco-

lhidos para que, mediante uma combinação dos valores de (p, d, q) , um modelo seja selecionado com o intuito de realizar as previsões. Portanto, o gráfico fornece o valor de D , o algoritmo fornece os valores de P e Q ; e há várias tentativas das combinações possíveis para se obterem os valores de p e q . Neste trabalho, foram ajustados primeiramente três modelos para P e Q ; e 12, para p e q .

c) Variabilidade

A variabilidade dos dados pode acarretar uma péssima seleção do modelo. Por esse motivo, é necessário garantir que o número de diferenças escolhido possa diminuir a variabilidade. Diante disso, foram feitos três tratamentos (quantidade, geralmente, suficiente para reduzir a variabilidade), sendo solicitada a variância de cada tratamento (no primeiro, pede-se para não se aplicar a diferença; no segundo, para aplicar uma diferença; e no terceiro, para usar duas diferenças), e, em seguida, a verificação do comportamento dessa variância. O tratamento que apresentar a menor variabilidade será escolhido para ser o valor do parâmetro “ d ” (MORETTIN; TOLOI, 2006).

d) Resíduos

O gráfico para o diagnóstico dos resíduos explicita a qualidade do modelo proposto. No primeiro dos três gráficos, há uma série dos resíduos em que se espera que estejam próximos de zero. No segundo, a intenção é que a maioria dos pontos esteja entre os intervalos; e no terceiro, espera-se que 95% dos pontos estejam fora. Com essas três condições satisfeitas, a série temporal pode ser prevista por meio do modelo escolhido (MORETTIN; TOLOI, 2006).

e) A escolha do método correto para a descrição dos dados

Quando se trata do método Box & Jenkins, não há um modelo único para a previsão dos

dados, sendo obrigatória apenas a análise dos resíduos. Para este trabalho, o modelo escolhido para o período foi aquele que apresentou menor EQM (Erro Quadrático Médio). Ou seja, para cada período, um método foi escolhido com o intuito de representá-lo (MORETTIN; TOLOI, 2006).

2.3.3 Limitações

A própria utilização destes métodos já é uma limitação, dado que a escolha desses requer conhecimentos e experiências, além de ser subjetiva. Outra característica referente a este trabalho é o tamanho da população (número de meses = 40), que pode sugerir pouco conhecimento da série, pois o ICO2 é relativamente novo no mercado.

Além disso, tem-se que os resultados não podem ser comparados entre empresas e nem podem ser generalizados, pois elas são de naturezas diferentes, seja em função do setor, seja em função do tamanho e dos escopos de atuação. O uso do modelo exponencial de Wolt apresenta alguns ganhos, considerando que, além de ser de fácil compreensão, apresenta a possibilidade de diversificação dos parâmetros. Contudo, algumas dificuldades podem ser sinalizadas, tais como de “[...] acertar os valores apropriados para as constantes e a impossibilidade de se estudar as propriedades estatísticas [...]” (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 189).

Com base nisso, os métodos foram escolhidos por apresentar vantagens, destacando-se a maior precisão na previsão dos resultados, quando comparados aos demais disponíveis. Essa preferência explica a intenção dos pesquisadores na tentativa de apresentar à comunidade resultados provenientes de dados corretamente analisados e com maior nível de previsão possível, viabilizando, assim, mais confiança nos achados.

3 Resultados e discussões

Nesta pesquisa, teve-se como objetivo analisar e discutir a contribuição dos modelos exponencial de Holt-Winters e o SARIMA para previsão do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA para o ano de 2014. Esse índice visa a mensurar a eficiência em carbono das empresas levando em consideração as toneladas de CO_{2e} e a receita bruta, em milhões de reais, auferidas no ano de referência (BM&FBOVESPA, 2014; 2013).

O fechamento de pontos do ICO2 (Gráfico 1), no período de setembro de 2010 a dezembro de 2013, variou de 910 pontos (agosto de 2011) até 1222 pontos (janeiro de 2013). Esses pontos referem-se à média dos pontos diários de todas as empresas que compõe o índice. Esta pontuação foi em média 1092 para o período, e, na metade desse tempo, apresentou até 1100 pontos. Pontuações entre 1136 e 1222 foram obtidas em 25% dos meses contidos no período, assim como entre 910,1 e 1046. Uma das possíveis explicações para essa variação pode ser a troca de carteira, que ocorre a cada quadrimestre (BM&FBOVESPA, 2014).

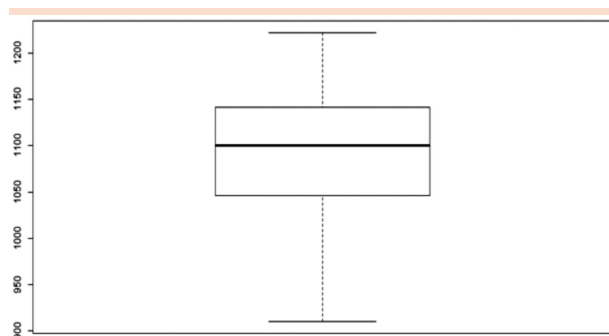


Gráfico 1: Box plot da pontuação de fechamento do ICO2 de setembro de 2010 até dezembro de 2013

O Gráfico 2 mostra o comportamento da série no decorrer do tempo, sendo necessário testes de sazonalidade e tendência para confirmar a presença de ambas.

O teste Wald-Wolfowitz confirmou a tendência dos dados (p valor 0,006 e $\alpha = 5\%$), e o teste de

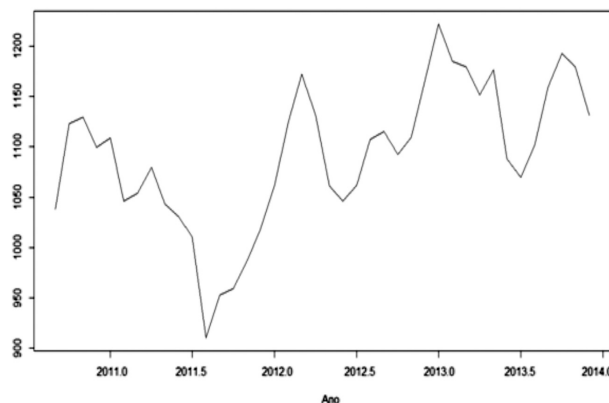


Gráfico 2: Série temporal dos pontos do ICO2 de setembro 2010 a dezembro 2013

Kruskal-Wallis aponta sazonalidade dos dados (p valor de $1382e-14$). Logo, a série de dados referentes à pontuação de fechamento do ICO2 tem tendência crescente e sazonalidade (o que confirma a análise gráfica, conforme Gráfico 3). Essa tendência crescente deve estar relacionada à imagem de politicamente correta que precisa ser passada aos *stakeholders* sobre o comportamento da empresa quanto às questões ambientais, e a sazonalidade presente pode ser explicada pela mudança na carteira e a imaturidade do índice perante aos demais (BARBOSA et al., 2013; HAHN; KUHNEN, 2013, PAGE et al., 2013; LEMME, 2010; CLARO et al., 2008).

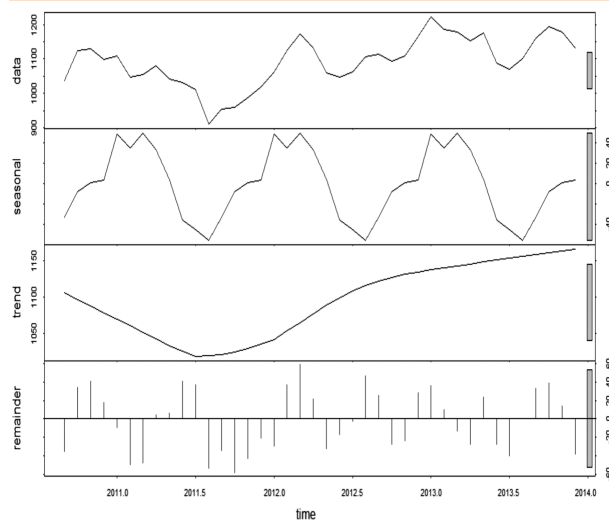


Gráfico 3: Tendência, sazonalidade e resíduo dos pontos do ICO2 de setembro 2010 a dezembro 2013

Vários modelos poderão ser ajustados desde que se respeite a condição de um conjunto de dados com tendência e com sazonalidade. Usando um procedimento estatístico – Lowess – podem-se observar os quesitos tendência, sazonalidade e resíduo, os quais ajudarão a fazer as previsões de acordo com o modelo ideal, diminuindo os possíveis erros e aproximando os valores reais dos previstos.

Dois métodos serão usados para as previsões para 3, 6, 9 e 12 meses, são eles: Holt-Winteres e SARIMA (já que há tendência e sazonalidade). Para cada período, o EQM (Erro Quadrático Médio) será calculado e, assim, escolhido o melhor método para aquele período.

Para calcular o EQM, é necessário saber o valor previsto e o real. Como ainda não se tem o valor real (sendo este o que se pretende prever), os dados provenientes dos últimos 3, 6, 9 e 12 meses serão retirados a fim de se fazer previsões para eles e, desse modo, obterem-se os valores reais e previstos, ou seja, para prever três meses, a nova série temporal será de setembro de 2010 a setembro de 2013, assim, as previsões de outubro, novembro e dezembro serão usadas para verificar a qualidade da previsão. Os dados reais vão de setembro de 2010 a dezembro de 2013.

Em relação aos valores provenientes do método de previsão, por meio da suavização exponencial

sazonal de Holt-Winters, na Tabela 1, encontram-se os valores reais e os previstos para 3, 6, 9 e 12 meses, e o EQM por período, respectivamente.

No tocante aos métodos de Box & Jenkins, *a priori*, um modelo será buscado entre os diversos modelos possíveis e para iniciar essa seleção, uma análise gráfica é feita com o intuito de saber o número de diferenças (método de tornar uma série estacionária) necessárias para diminuir a variabilidade dos dados. Os resultados da análise gráfica são satisfatórios e diz que se precisa de apenas uma diferença para tornar a série estacionária. Na Tabela 2, têm-se os valores das variabilidades dos pontos médios do ICO2, ao se aplicarem as diferenças no conjunto de dados. Observa-se que ao aplicar uma diferença a variabilidade é menor (1.885,34). Esse procedimento é imprescindível para diminuir o leque dos possíveis modelos a ser ajustados para explicar o comportamento da série.

Como a variabilidade dos dados diminui ao se aplicar uma diferença, então, esta será feita. Os parâmetros para ajustar um modelo SARIMA são

Tabela 2: Variabilidade dos dados perante as diferenças

Diferenças	Variância
0	5066, 978
1	1885, 337
2	2976, 697

Tabela 1: Valores reais e previstos para os 12 últimos meses

Período	Valores Reais	Valores Previstos 3 meses	Valores Previstos 6 meses	Valores Previstos 9 meses	Valores Previstos 12 meses
Jan./2013	1.222,12	-	-	-	1.240, 538
Fev./2013	1.184,90	-	-	-	1.314, 253
Mar./2013	1.179,35	-	-	-	1.260, 041
Abr./2013	1.151,49	-	-	1.190,811	1.316, 950
Mai./2013	1.176,55	-	-	1.161,953	1.313, 778
Jun./2013	1.088,41	-	-	1.160,842	1.331, 212
Jul./2013	1.069,79	-	1.120,492	1.152,868	1.337, 239
Ago./2013	1.101,46	-	1.049,227	1.070,124	1.256, 335
Set./2013	1.159,64	-	1.061,218	1.090,012	1.311, 780
Out./2013	1.192,64	1.087,104	1.052,813	1.084,858	1.331, 309
Nov./ 2013	1.178,92	1.106,359	1.076,253	1.109,211	1.376, 838
Dez./2013	1.131,45	1.147,774	1.112,643	1.143,343	1.427, 247
EQM		5.556,473	7.571,946	4.039, 479	35.723,9

os P, D e Q, em que o D se refere ao número de diferenças realizadas; e o P e o Q são resultantes de uma variação que reproduz um valor AIC, sendo este um critério para escolha dos valores desses parâmetros. Para os resultados dos AICs das combinações possíveis, a seguir, apresenta-se a Tabela 3.

Tabela 3: Valores dos AICs das possíveis combinações de P e Q, sendo o D = 1

	1	2	3	4
1	NA	406, 3851	408, 1866	408, 5926
2	406, 7183	408, 3284	407, 0266	408, 5422
3	407, 7247	406, 3292	408, 2739	410, 1540
4	408, 4495	408, 2652	409, 6471	411, 6717

A Tabela 3 mostra como obter os possíveis valores de P e Q, sendo o P encontrado na linha; e o Q na coluna. Este procedimento consiste em identificar as combinações que resultam no menor AIC. Foram escolhidas três combinações para iniciar uma nova busca de novos parâmetros.

Serão escolhidos os parâmetros que originam os menores AICs, são eles:

- a) P=3, D=1 e Q= 2
- b) P=1, D=1 e Q=2
- c) P=2, D=1 e Q=1

Tabela 4: Valores reais e previstos para os 120 últimos meses

Período	Valores Reais	Valores Previstos 3 meses	Valores Previstos 6 meses	Valores Previstos 9 meses	Valores Previstos 12 meses
Jan/2013	1.222,12	-	-	-	1.227,645
Fev/2013	1.184,90	-	-	-	1.356,746
Mar/2013	1.179,35	-	-	-	1.425,761
Abr/2013	1.151,49	-	-	1.052,857	1.352,575
Mai/2013	1.176,55	-	-	1.032,956	1.264,625
Jun/2013	1.088,41	-	-	1.087,686	1.245,647
Jul/2013	1.069,79	-	1.052,857	1.116,081	1.274,250
Ago/2013	1.101,46	-	1.032,956	1.180,126	1.392,009
Set/2013	1.159,64	-	1.087,686	1.168,411	1.392,957
Out/2013	1.192,64	1.160,645	1.116,081	1.186,327	1.377,838
Nov/ 2013	1.178,92	1.162,672	1.130,330	1.130,330	1.380,299
Dez/2013	1.131,45	1.186,614	1.145,671	1.145,671	1.434,520
EQM		1.443,58	3.096,90	4.595,49	42.546,54

Posteriormente, outros parâmetros serão escolhidos pelas combinações destes valores acima, sendo preferido sempre o parâmetro de menor AIC. Esta etapa necessitou de 20 combinações para a escolha de um único modelo. Portanto, as previsões serão realizadas com os parâmetros (2, 1,1) e (0, 1,1).

3.1 Comparação entre os modelos AEHW e SARIMA (2,1,1) x (0,1,1)

Após o cálculo dos EQMs, conforme Tabela 5, um modelo será escolhido, por período, para representar a previsão dos dados.

Tabela 5: Valores dos EQMs oriundos dos respectivos métodos

Período	Holt-Winters	SARIMA
3 meses	5.556,473	1.443,58
6 meses	7.571,946	3.096,90
9 meses	4.039,479	4.595,49
12 meses	35.723,9	42.546,54

A Tabela 5 contém os valores dos EQMs calculados anteriormente e seus respectivos métodos para que se faça uma comparação a fim de escolher o método para um determinado período.

Como o critério de seleção é obter o menor valor do EQM, tem-se que:

- O método de Box & Jenkins será utilizado para previsões curtas, ou seja, janeiro, fevereiro, março, abril, maio e junho de 2014.
- O Holt-Winters será usado para previsões longas, isto é, julho, agosto, setembro, outubro, novembro e dezembro de 2014.

Portanto, para esse conjunto de dados, as previsões que serão assumidas neste trabalho são as apresentadas na Tabela 6.

Referente ao ano de 2014, a partir do Gráfico 4, é possível verificar as previsões de acordo com cada método escolhido para o período.

Estas previsões serão úteis aos administradores e ao mercado financeiro, servindo de auxílio no planejamento de investidores, seja mostrando se devem investir ou não nas ações que compõe o índice e nos fundos relacionados a ele, como também evidenciando os riscos aos quais estão expostos em face da volatilidade do índice. Para verificar a veracidade e qualidade dos modelos escolhidos, o ponto médio referente ao mês de janeiro de 2014 já foi lançado nas estatísticas históricas do ICO2 e o resultado encontra-se na Tabela 7:

Tabela 7: Conferência do valor previsto x real para os seis primeiros meses de 2014, utilizando as orientações do trabalho

Mês	Valor previsto	Valor real	Diferença
Jan./ 2014	1164,29	1.094,54	69,75
Fev./2014	1.177,85	1.072,16	105,69
Mar./2014	1.214,36	1.089,64	124,72
Abr./2014	1.204,19	1.185,16	19,03
Maiio/2014	1.171,26	1.202,85	-31,59
Jun./2014	1.124,96	1.209,36	-84,40

Ou seja, a diferença entre o que foi previsto e o real é de 69,7; 105,7, 124,7, 19,03, -35,59 e -84,40 pontos, respectivamente.

4 Conclusões

Neste estudo, teve-se como objetivo analisar e discutir a contribuição dos modelos exponencial de Holt-Winters e o SARIMA para previsão do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA para o ano de 2014. Diante disso, foi realizada uma pesquisa bibliográfica e documental, de natureza exploratória, com uma abordagem quantitativa, analítica e descritiva com vistas a prever os valores dos pontos do ICO2 para 2014. Assim, foram consultados periódicos

Tabela 6: Valores reais e previstos para os 12 últimos meses

Período	Previsão 3 meses - SARIMA	Previsão 6 meses - SARIMA	Previsão 9 meses - Holt-Winters	Previsão 12 meses - Holt-Winters
Jan./2014	1.164,290	1.164,290	1.219,661	1.219,661
Fev./2014	1.177,858	1.177,858	1.243,794	1.243,794
Mar./2014	1.214,366	1.214,366	1.225,503	1.225,503
Abr./2014	-	1.204,186	1.217,978	1.217,978
Maiio/2014	-	1.171,260	1.204,188	1.204,188
Jun./2014	-	1.124,962	1.171,629	1.171,629
Jul./2014	-	-	1.173,162	1.173,162
Ago./2014	-	-	1.152,705	1.152,705
Set./2014	-	-	1.170,535	1.170,535
Out./2014	-	-	-	1.163,482
Nov./ 2014	-	-	-	1.163,197
Dez./2014	-	-	-	1.172,020

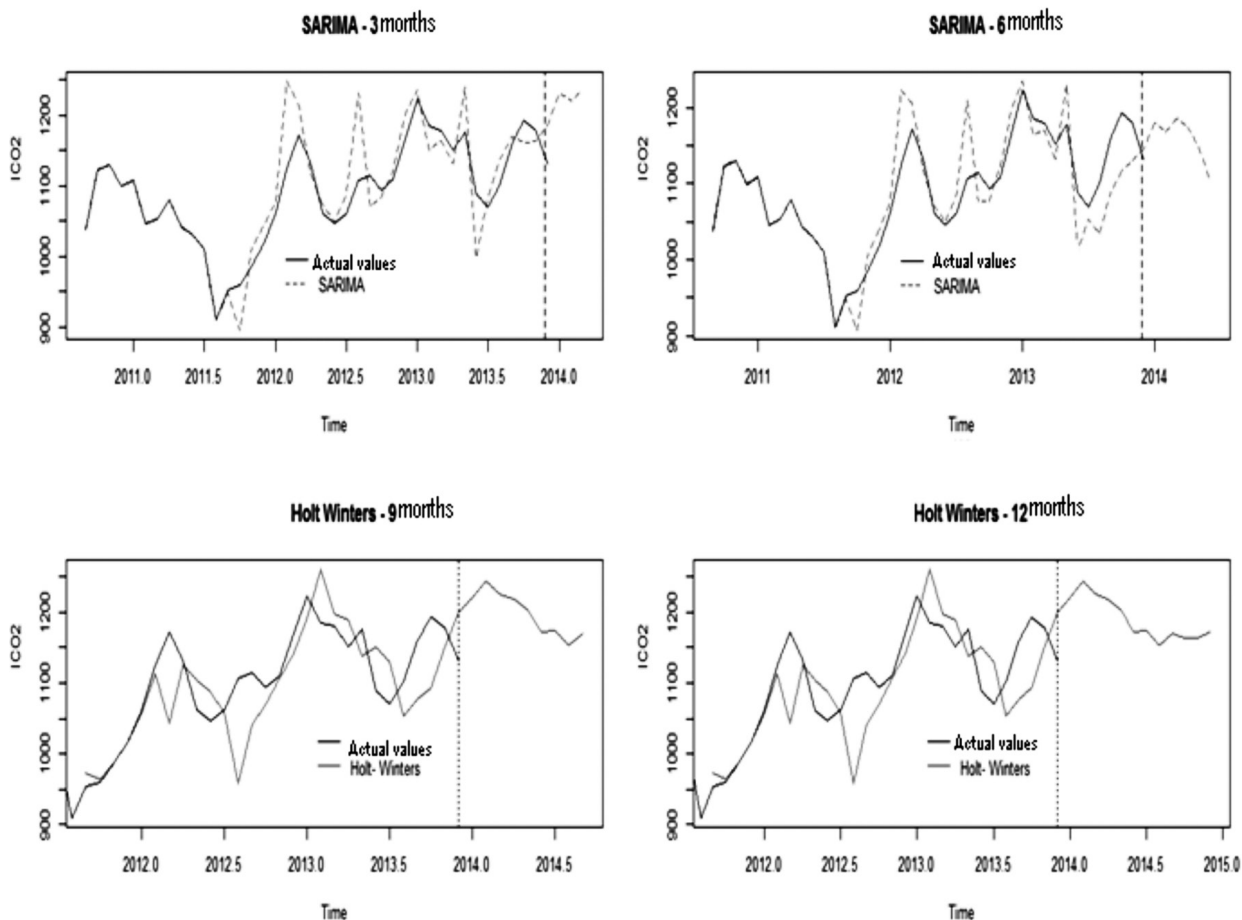


Gráfico 4: Previsões dos pontos do ICO2 para o ano de 2014 conforme os modelos escolhidos

nacionais e internacionais, bem como livros, teses e dissertações a fim de efetuar uma revisão teórica da investigação. Os dados do ICO2 foram extraídos do *site* da BM&FBOVESPA, no período de setembro de 2010 a dezembro de 2013, com vista a alcançar os objetivos propostos.

Verificou-se na discussão teórica que no mercado financeiro vem emergindo índices de sustentabilidade que buscam evidenciar as práticas de gestão sustentáveis das empresas diante dos problemas ambientais. Dentre os índices existentes, destaca-se o ICO2 que serve para medir a eficiência em carbono das empresas com ações cotadas na BM&FBOVESPA, que aceitam participar dessa iniciativa.

Além disso, observou-se, também, a criação de fundos de investimentos referenciados em índi-

ces de sustentabilidade, a exemplo do ECOO11, referenciado no ICO2 e formado pelas ações das empresas que fazem parte da carteira teórica desse índice. Esse fundo capta recursos no mercado, principalmente, de investidores que levam em consideração as práticas de sustentabilidade das empresas nas quais alocam seus recursos.

Nesse sentido, o uso de modelo de previsão que, particularmente, é bastante utilizado para prever dados da economia, também é de suma importância para subsidiar a tomada de decisão por parte dos investidores que acreditam que as empresas que possuem práticas de sustentabilidade podem oferecer-lhes uma melhor rentabilidade.

Assim, para analisar e discutir a contribuição dos modelos escolhidos, os dados do ICO2 foram descritos estatisticamente. Observou-se que a sé-

rie se comporta de forma crescente e sazonal; e, após as análises de séries temporais, baseadas nos modelos de Holt-Winters e SARIMA percebeu-se que ambos são suficientes para estimar o comportamento do ICO2 e com previsões próximas aos verdadeiros valores.

O método utilizado nas previsões, para os seis primeiros meses de 2014, é o SARIMA (2,1,1) x (0,1,1); e para os seis últimos, o de Holt-Winters, sendo estes escolhidos pelo critério do menor Erro Quadrático Médio (EQM).

Para as empresas participantes da carteira do ICO2, estas previsões permitem afirmar que os pontos médios não são discrepantes, passando mais segurança sobre a estabilidade do ICO2. Portanto, para tomada de decisões por parte dos investidores que investem em fundos referenciados no ICO2 e em ações que compõe a carteira teórica desse índice, os modelos Holt-Winters e SARIMA darão previsões mais sensíveis para o ano de 2014.

Quanto às limitações deste trabalho, destacam-se o pequeno número da amostra (mas não insuficiente); o fato de as empresas e situações analisadas se referirem somente ao Brasil, não se aplicando, portanto, a outros países; e o índice escolhido, já que o ICO2 é um índice de mercado relativamente novo (criado em 2010) cujos resultados não podem ser generalizados, por exemplo, para o ISE que além de ser um índice diferente em termos de escopo e metodologia, tem mais de nove anos de existência; e, por fim, a escolha dos métodos para as previsões, já que existem outros que podem ser testados para o mesmo objetivo dessa pesquisa (vale dizer que esta limitação foi diminuída em razão da diferença pequena entre o valor previsto e o real do mês de janeiro de 2014). Assim, sugerem-se, para trabalhos futuros, avaliação de uma série maior e com mais modelos SARIMA, além de uma análise envolvendo outros índices a fim de se avaliar o crescimento no decorrer do tempo.

Referências

- ABRANCHES, S. Agenda climática, sustentabilidade e desafio competitivo. In: ZYLBERSZTAJN, David; LINS, Clarissa. (Org.). *Sustentabilidade e geração de valor: a transição para o século XXI*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2010.
- ALMEIDA, C. S. L. et al. Sustentabilidade corporativa e o valor das ações com a criação do Índice de Carbono Eficiente (ICO2): um estudo de evento. In: CENTER FOR SOCIAL AND ENVIRONMENTAL ACCOUNTING RESEARCH (CSEAR). 3., 2013, Belém, PA. *Anais...* Belém: CSEAR, 2013.
- AMARAL, P. C. *Responsabilidade social corporativa e economia de baixo carbono: relação entre desempenho ambiental e desempenho financeiro no setor minero metalúrgico brasileiro*. Dissertação (Mestrado em Planejamento Energético)– Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.
- BARBOSA, J. S. et al. Índice carbono eficiente (ICO2) e retorno das ações: um estudo de eventos em empresas não financeiras de capital aberto. *Revista de Contabilidade e Organizações*, v. 7, n. 19, p. 59-69, 2013.
- BECKER, M. H. Modelos para previsão em séries temporais: uma aplicação para a taxa de desemprego na região metropolitana de Porto Alegre. 2010. 46 f. Monografia (Trabalho (conclusão de graduação)– Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande do Sul, 2010.
- BLACKROCK. *Índice Carbono Eficiente (ICO2) Brasil Fundo de Índice (ECO011)*. Disponível em: <http://br.ishares.com/product_info/fund/overview/ECO011.htm>. Acesso em: 9 fev. 2014.
- BM&FBOVESPA – Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo. 2014. *Metodologia do Índice Carbono Eficiente – ICO2*. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/Indices/download/ICO2-Metodologia-pt-br.pdf>>. Acesso em: 29 dez. 2014.
- _____. Diretrizes para a contabilização, cálculo e relato de emissões de gases de efeito estufa (GEE) para fins do ICO2. 2013. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/Indices/download/Diretrizes-ICO2.pdf>>. Acesso em: 29 dez. 2014.
- CALVACANTE, L. R. M. T.; BRUNI, A. L.; COSTA, F. J. M. Sustentabilidade empresarial e valor das ações: uma análise na bolsa de valores de São Paulo. *Revista de Gestão Social e Ambiental*, v. 3, n. 1, p. 70-86, 2009.
- CAZZARI, R. B.; LIMA, I. S. A Relação entre empresas que participam do ICO2 e o custo de capital próprio. In: CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE. São Paulo-SP, 2012. *Anais...* São Paulo: USP, 2012.
- CLARO, P. B. O.; CLARO, D. P.; AMÂNCIO, R. Entendendo o conceito de sustentabilidade nas organizações. São Paulo, SP. *Revista de Administração – RAUSP*, v. 43, n. 4, p. 289-300, out./nov./dez., 2008.

FUJII, H.; IWATA, K.; KANEKO, S.; MANAGI, S. Corporate environmental and economic performances of Japanese manufacturing firms: empirical study for sustainable development. *Munich Personal RePEc Archive* (MPRA). v. 20, n. 39564, p. 1-30, Jun. 2012.

GAIO, L. E. et al. Análise da volatilidade do índice BOVESPA: um estudo empírico utilizando modelos da classe ARCH. *Revista Contemporânea de Economia e Gestão*, v. 5, n. 1, p. 7-16, 2007.

GOULARTE, B. S.; ALVIM, A. M. A comercialização de créditos de carbono e seu impacto econômico e social. *Análise – Revista de Administração da PUCRS*, v. 22, n. 1, p. 72-88, 2011.

GROPPO, J. D. Estudo de tendências nas séries temporais de qualidade de água. 2005, Piracicaba. Tese (Doutorado)–Universidade de São Paulo (USP). Centro de Energia Nuclear na Agricultura, São Paulo, 2005.

HAHN, R.; KUHNEN, M. Determinants of sustainability reporting: a review of results, trends, theory, and opportunities in an expanding field of research. *Journal of Cleaner Production*, Universität Kassel, Germany, v. 59, p. 5-21, 2013.

IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change. *Working Group I Contribution to the IPCC Fifth Assessment Report Climate Change 2013: the physical science basis*. 2013. Disponível em: <<http://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/>>. Acesso em: 5 Nov. 2013.

LABATT, S.; WHITE, R. R. *Carbon finance: the financial implications of Climate Change*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2007.

LEMME, C. F. O valor gerado pela sustentabilidade corporativa. In: ZYLBERSZTAJN, David; LINS, Clarissa. (Org.). *Sustentabilidade e geração de valor: a transição para o século XXI*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2010.

MORETTIN, P. A. TOLOI, C. M. C. Modelos para previsão de Séries Temporais. Instituto de Matemática Pura e Aplicada. 2. ed. Rio de Janeiro: Edgard Blucher, p. 139-226, 2006.

OTT, E.; ALVES, T. W.; FLORES, G. S. A. S. Investimentos ambientais e o desempenho econômico das empresas: um estudo utilizando dados em painel. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO – ENANPAD, 2009, São Paulo. *Anais...* São Paulo: ENANPAD, 2009.

PAGE, Y. L. et al. Sensitivity of climate mitigation strategies to natural disturbances. *Environmental Research Letters*, v. 8, n. 1, p. 15-18, 2013.

REIS-JÚNIOR, J. A. Análise da potencialidade do mercado de projetos de crédito de carbono no Brasil. 2012. Tese (Doutorado)– Universidade de São Paulo – USP/Ribeirão Preto, SP, Ribeirão Preto, 2012.

REZENDE, I. A. C.; NUNES, J. G.; PORTELA, S. S. Um estudo sobre o desempenho financeiro do índice Bovespa de sustentabilidade empresarial. *Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade* (REPEC), v. 2, n. 1, art. 4, p. 71-93. jan./abr., 2008.

SANTOS, D. F. et al. A relação entre as empresas presentes no Índice de Sustentabilidade empresarial e a ISO 14001 na BM&FBOVESPA. *Revista Metropolitana de Sustentabilidade – RMS*, v. 3, n. 3, p. 89-101, 2013.

SOUZA, A. L. R.; ALVAREZ, G.; ANDRADE, J. C. S.; SANTOS, N. Financiamento de carbono no mundo e no Brasil: um estudo sobre financiadores, fundos de investimentos e índices de sustentabilidade ambiental em prol de uma economia de baixo carbono. *Revista de Gestão Ambiental e Sustentabilidade – GeAS*, São Paulo, v. 2, n. 2, p. 167-195, 2013a.

SOUZA, A. L. R.; ANDRADE, J. C. S.; GOMES, S. M.; ICÓ, I. M. Índice de Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA: Uma análise exploratória. In: ENCONTRO INTERNACIONAL SOBRE GESTÃO EMPRESARIAL E MEIO AMBIENTE – ENGEMA. 2013, São Paulo. *Anais...* São Paulo: Faculdade de Economia da Universidade de São Paulo, 2013b.

SOUZA, V. R. et al. Comercialização de créditos de carbono e o valor das ações: uma análise do efeito do ICO2 Bovespa. In: VI CONGRESSO ANPCONT, Florianópolis. 6., 2012. *Anais...* Florianópolis: ANPCONT, 2012.

SOUZA, R. L. R. Previsão do Índice Bovespa por meio de redes neurais artificiais: Uma análise comparada aos métodos tradicionais de Séries de Tempo. Dissertação (Mestrado em Administração)–Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Rio Grande do Norte, 2011.

VERÍSSIMO, A. J. et al. Métodos estatísticos de Suavização Exponencial Holt -Winters para previsão de demanda de uma empresa do setor metal mecânico. *Revista de Gestão Industrial*, v. 8, n. 4, p. 154-171, 2012.

WALTER, O. M. F. C. et al. Aplicação de um modelo SARIMA na previsão de vendas de motocicletas. *Revista Exacta – EP*, v. 11, n. 1, p. 77-88, 2013.

WOLFF, L. et al. Análises do Índice Bovespa sob enfoque de Séries Temporais. *Revista Global Manager*, v. 11, n. 1, p. 1-11, 2011.

Recebido em 19 set. 2014 / aprovado em 16 dez. 2014

Para referenciar este texto

LIMA, Á. I. C. et al. Previsão das séries temporais do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA: uma análise por meio de modelos de alisamento exponencial. *Exacta – EP*, São Paulo, v. 12, n. 3, p. 337-351, 2014.

