

Engenharia de Produção: What's Your Plan?



Marcos William Kaspchak Machado
(Organizador)

Engenharia de Produção: What's Your Plan?

Atena Editora
2019

2019 by Atena Editora

Copyright © da Atena Editora

Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Diagramação e Edição de Arte: Natália Sandrini e Lorena Prestes

Revisão: Os autores

Conselho Editorial

- Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília
Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Profª Drª Deusilene Souza Vieira Dall’Acqua – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Profª Drª Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Profª Drª Juliane Sant’Ana Bento – Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

| Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG) | |
|---|---|
| E57 | Engenharia de produção: what's your plan? [recurso eletrônico] / Organizador Marcos William Kaspchak Machado. – Ponta Grossa (PR): Atena Editora, 2019. – (Engenharia de Produção: What's Your Plan?; v. 1) Formato: PDF Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader Modo de acesso: World Wide Web Inclui bibliografia ISBN 978-85-7247-253-1 DOI 10.22533/at.ed.531191204 1. Engenharia de produção – Pesquisa – Brasil. I. Machado, Marcos William Kaspchak. II. Série. CDD 620.0072 |
| Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422 | |

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores.

2019

Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

www.atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

A obra “*Engenharia da Produção: What’s your plan?*” é subdividida de 4 volumes. O primeiro volume, com 35 capítulos, é constituído com estudos contemporâneos relacionados aos processos de gestão do conhecimento e educação na engenharia, além das áreas de engenharia econômica e tomada de decisão através de pesquisa operacional.

Tanto a gestão de conhecimento como a educação na engenharia mostram a evolução das ferramentas aplicadas ao contexto educacional e empresarial. Algumas delas, provenientes de estudos científicos, baseiam os processos de tomadas de decisão e gestão estratégica dos recursos utilizados na produção. Além disso, os estudos científicos sobre o desenvolvimento da educação em engenharia mostram novos direcionamentos para os estudantes, quanto à sua formação e inserção no mercado de trabalho.

Na segunda parte da obra, são apresentados estudos sobre a aplicação da gestão de custos, investimentos em ativos e operações de controle financeiro em organizações. E outros, que representam a aplicação de ferramentas de método multicritério de tomada à decisão empresarial que auxiliam os gestores a escolher adequadamente a aplicação de seus recursos.

Aos autores dos capítulos, ficam registrados os agradecimentos do Organizador e da Atena Editora, pela dedicação e empenho sem limites que tornaram realidade esta obra que retrata os recentes avanços científicos do tema.

Por fim, espero que esta obra venha a corroborar no desenvolvimento de conhecimentos e inovações, e auxilie os estudantes e pesquisadores na imersão em novas reflexões acerca dos tópicos relevantes na área de engenharia de produção.

Boa leitura!

Marcos William Kaspchak Machado

SUMÁRIO

| | |
|---|-----------|
| CAPÍTULO 1 | 1 |
| FATORES CRÍTICOS DE SUCESSO NO BRASIL: UM PANORAMA NA PESQUISA EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO | |
| Rodrigo Salgado Martuchelli Fernando Luiz Goldman | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912041 | |
| CAPÍTULO 2 | 17 |
| A ESCOLHA DO TEMA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO (TCC) NA ENGENHARIA DE PRODUÇÃO COMO UM PROBLEMA DE TOMADA DE DECISÃO | |
| Ian Viana Coutinho Emmanuel Paiva de Andrade Edna Ribeiro Alves Celia Cristina Pecini Von Kriiger Liliane Almeida | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912042 | |
| CAPÍTULO 3 | 29 |
| ENSINO 3.0: A FORMAÇÃO ACADÊMICA EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO PAUTADA NO DESENVOLVIMENTO DE COMPETÊNCIAS | |
| Éder Wilian de Macedo Siqueira | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912043 | |
| CAPÍTULO 4 | 41 |
| SERVITIZAÇÃO E INDÚSTRIA 4.0 NA MANUFATURA: UMA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA | |
| Matheus Phelipe Vendramini Alexandre Tadeu Simon | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912044 | |
| CAPÍTULO 5 | 53 |
| A INOVAÇÃO NAS EMPRESAS DE PEQUENO PORTE: UMA ANÁLISE DO DESENVOLVIMENTO ORGANIZACIONAL ATRAVÉS DO GRAU DE INOVAÇÃO | |
| Auristela Maria da Silva André Marques Cavalcanti Gabriel Herminio de Andrade Lima | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912045 | |
| CAPÍTULO 6 | 64 |
| ALINHAMENTO ESTRATÉGICO ENTRE A TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO E O PLANEJAMENTO DOS NEGÓCIOS BASEADO NA GESTÃO DE TI | |
| Rafael Nunes de Campos Íris Bento da Silva | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912046 | |
| CAPÍTULO 7 | 76 |
| COACHING: UMA REVISÃO DA LITERATURA | |
| Maria de Fatima do Nascimento Brandão Níssia Carvalho Rosa Berginate | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912047 | |

| | |
|---|------------|
| CAPÍTULO 8 | 95 |
| GESTÃO DAS PARTES INTERESSADAS E INOVAÇÃO ABERTA: UM ENSAIO TEÓRICO NA PERSPECTIVA DO GERENCIAMENTO DE PROJETOS | |
| Priscila Nesello Ana Cristina Fachinelli | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912048 | |
| CAPÍTULO 9 | 111 |
| GERENCIAMENTO DE PROJETOS: COMPARATIVO BIBLIOMÉTRICO DOS ANAIS DE CONGRESSOS BRASILEIROS NA ÁREA DE ADMINISTRAÇÃO E ENGENHARIA DE PRODUÇÃO | |
| Ronielton Rezende Oliveira Patricia Souza Amaral Tardivo Boldorini Henrique Cordeiro Martins Alexandre Teixeira Dias | |
| DOI 10.22533/at.ed.5311912049 | |
| CAPÍTULO 10 | 136 |
| GESTÃO DO CONHECIMENTO NO DEPARTAMENTO PÓS-OBRA | |
| Erick Areco Cáceres Silvia de Toledo Gomes | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120410 | |
| CAPÍTULO 11 | 153 |
| MODELO DE ANÁLISE DE PREDIÇÃO DO DESENVOLVIMENTO DAS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS UTILIZANDO CADEIAS DE MARKOV | |
| Auristela Maria da Silva André Marques Cavalcanti Gabriel Herminio de Andrade Lima | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120411 | |
| CAPÍTULO 12 | 167 |
| MODELOS DE MATURIDADE EM GESTÃO DE PROJETOS: UMA ANÁLISE COMPARATIVA | |
| Rafael de Azevedo Palhares Natalia Veloso Caldas de Vasconcelos Mariana Simião Brasil de Oliveira Arthur Arcelino de Brito Paulo Ellery de Oliveira Pedro Osvaldo Alencar Regis Nathaly Silva de Santana Pablo Veronese de Lima Rocha Ricardo André Rodrigues Filho | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120412 | |
| CAPÍTULO 13 | 182 |
| O USO DA MANUTENÇÃO COMO ESTRATÉGIA DE NEGÓCIO NO SERVIÇO DE PÓS-VENDA EM UM SISTEMA PRODUTO-SERVIÇO | |
| Paulo Mantelatto Pecorari Carlos Roberto Camello Lima | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120413 | |

| | |
|---|------------|
| CAPÍTULO 14 | 194 |
| PRÁTICAS DE MEDIAÇÃO: A APLICAÇÃO DO GOOGLE CLASSROOM COMO BASE DA DISCIPLINA DE SISTEMAS DE PRODUÇÃO NO CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO | |
| Julio Cesar Ferreira dos Passos Maria Juliana Goes Coelho da Cruz Ricardo Venturinelí Simone Seixas Picarelli | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120414 | |
| CAPÍTULO 15 | 205 |
| SOLUÇÃO TECNOLÓGICA EM REALIDADE VIRTUAL PARA TREINAMENTO DE ATLETAS PARALÍMPICOS: O CASO DO TREINA+ | |
| Bernardo Vasconcelos de Carvalho Luiz Guilherme Rodrigues Antunes | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120415 | |
| CAPÍTULO 16 | 217 |
| TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO E AGRONEGÓCIO: PRINCIPAIS REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | |
| Luiz Ricardo Oliveira Begali Eduardo Gomes Carvalho Weider Pereira Rodrigues Lázaro Eduardo da Silva | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120416 | |
| CAPÍTULO 17 | 230 |
| ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DOS MUNICÍPIOS PARAIBANOS NA APLICAÇÃO DE RECURSOS DO GOVERNO FEDERAL PARA O CONTROLE DA DOENÇA DE CHAGAS: UMA INVESTIGAÇÃO POR MEIO DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS | |
| Jonas Cordeiro de Araújo Edlaine Correia Sinézio Martins | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120417 | |
| CAPÍTULO 18 | 245 |
| ANÁLISE DA VIABILIDADE DO PROCESSO DE AUTOMATIZAÇÃO NA LINHA DE MONTAGEM EM UMA EMPRESA DE INTERRUPTORES | |
| Leonardo Ayres Cordeiro Matheus Dias Guedes de Oliveira Nayara Aparecida Rocha Ferreira Sílvia Gabriela Macieira Ramos | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120418 | |
| CAPÍTULO 19 | 258 |
| ANÁLISE DE INVESTIMENTOS EM SISTEMAS FOTOVOLTAICOS EM UMA UNIVERSIDADE | |
| Roni Mateus Machado Rigo Anderson Felipe Habekost Cristiano Roos | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120419 | |

| | |
|--|------------|
| CAPÍTULO 20 | 270 |
| ESTIMATIVAS DAS ELASTICIDADES PREÇO E RENDA DA DEMANDA POR ENERGIA ELÉTRICA RESIDENCIAL E POR REGIÃO GEOGRÁFICA DO BRASIL | |
| Palloma da Costa e Silva Roberta Montello Amaral | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120420 | |
| CAPÍTULO 21 | 283 |
| COMPARATIVO DO CUSTO TOTAL DE PROPRIEDADE DE VEÍCULOS DE TRANSPORTE DE FUNCIONÁRIOS: ESTUDO DE CASO EM FÁBRICA DE CONFECÇÕES | |
| Nelize Aparecida de Souza Rodney Wernke Antonio Zanin | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120421 | |
| CAPÍTULO 22 | 294 |
| ESTUDO DA VIABILIDADE TÉCNICO-ECONÔMICA PARA CRIAÇÃO DE UMA INCUBADORA TECNOLÓGICA EM LORENA | |
| Thamara Gonçalves Vilela Prado Marco Antonio Pereira | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120422 | |
| CAPÍTULO 23 | 307 |
| MÉTODO FLUXO DE CAIXA DESCONTADO: ANÁLISE FINANCEIRA DA PETROBRAS | |
| Evandir Megliorini Ian Miller Osmar Domingues José Roberto Tálamo | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120423 | |
| CAPÍTULO 24 | 318 |
| MÉTODO <i>PRICE BAND</i> APLICADO NA PRECIFICAÇÃO DE PRODUTOS EM UMA REDE VAREJISTA | |
| O'mara Guimarães da Costa Natália Varela da Rocha Kloeckner | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120424 | |
| CAPÍTULO 25 | 328 |
| PREVISÃO DO PREÇO DO CIMENTO PORTLAND NOS ESTADOS DA REGIÃO SUL DO BRASIL | |
| Patricia Cristiane da Cunha Xavier Adriano Mendonça Souza | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120425 | |
| CAPÍTULO 26 | 344 |
| PROPOSTA DE UM DIAGNÓSTICO DOS ATIVOS INTANGÍVEIS EM EMPRESAS DE BASE TECNOLÓGICA DO SETOR DE ENERGIA | |
| Vinícius Jaques Gerhardt Julio Cezar Mairesse Siluk Jordana Rech Graciano dos Santos Mariana Soncini Minuzzi Claudia de Freitas Michelin | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120426 | |

| | |
|--|------------|
| CAPÍTULO 27 | 356 |
| APLICAÇÃO DA OTIMIZAÇÃO EM REDES EM UMA EMPRESA DO SETOR AVÍCOLA | |
| Luana Teixeira Sousa | |
| Ananda Gianotto Veiga | |
| Mariana Ferreira de Carvalho Chaves | |
| Marcus Vinicius Vaz | |
| Stella Jacyszyn Bachega | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120427 | |
| CAPÍTULO 28 | 368 |
| COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS DE FORECASTING PARA SÉRIES SAZONAIS: UMA APLICAÇÃO PARA PREVISÃO DA UMIDADE RELATIVA DO AR EM SANTA MARIA – RS | |
| Liane Werner | |
| Cleber Bisognin | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120428 | |
| CAPÍTULO 29 | 380 |
| DESENVOLVIMENTO DO MENOR CAMINHO PARA A MELHORIA DAS LINHAS DE ÔNIBUS EM UM BAIRRO NO MUNICÍPIO DE ARACAJU - SE | |
| Tayane Magalhaes Alvaia | |
| Hellen Mariany Santos | |
| Marcos Wandir Nery Lobao | |
| Jose Ricardo Menezes Oliveira | |
| Glaucia Regina de Oliveira Almeida | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120429 | |
| CAPÍTULO 30 | 391 |
| ELABORAÇÃO E VALIDAÇÃO DE QUESTIONÁRIO PARA AVALIAÇÃO DE SERVIÇOS BASEADO NOS MÉTODOS SERVQUAL E SMARTS: APLICAÇÃO EM TERMINAIS AEROPORTUÁRIOS | |
| João Paulo Figueira Marchesi | |
| Janaina Figueira Marchesi | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120430 | |
| CAPÍTULO 31 | 407 |
| MODELO MULTICRITÉRIO DE APOIO À DECISÃO PARA ESCOLHA DE UM TRANSPORTADOR TERCEIRIZADO ATRAVÉS DO MÉTODO PROMETHEE II | |
| Mirian Batista de Oliveira Bortoluzzi | |
| Monica Frank Marsaro | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120431 | |
| CAPÍTULO 32 | 420 |
| SISTEMA DE APOIO À DECISÃO PARA OTIMIZAÇÃO DE ROTAS EM UMA FÁBRICA DE PÃES | |
| Kassia Tonheiro Rodrigues | |
| Carolina Lino Martins | |
| Kurt Costa Peters | |
| Naylil Liria Baldin Lacerda | |
| Luiz Junior Maemura Yoshiura | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120432 | |

| | |
|---|------------|
| CAPÍTULO 33 | 431 |
| USO DA <i>CONJOINT ANALYSIS</i> PARA AVALIAÇÃO DOS ATRIBUTOS DA EMBALAGEM DE CASTANHA DE BARU NA PREFERÊNCIA DOS CONSUMIDORES MATO-GROSSENSES | |
| Eduardo José Oenning Soares | |
| Rodrigo Carniel Sefstron | |
| Rodolfo Benedito da Silva | |
| Alexandre Gonçalves Porto | |
| Alexandre Volkman Ultramari | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120433 | |
| CAPÍTULO 34 | 442 |
| ANÁLISE DOS FUNDOS BRASILEIROS DE ÍNDICE ATIVO: EXISTE RELAÇÃO ENTRE A TAXA DE ADMINISTRAÇÃO E OS RESULTADOS ENTREGUES AOS INVESTIDORES? | |
| Igor Soares Pinto Coelho | |
| Marcelo Albano Mauricio da Rocha | |
| José Guilherme Chaves Alberto | |
| Adriano Cordeiro Leite | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120434 | |
| CAPÍTULO 35 | 453 |
| OTIMIZAÇÃO DO MIX DE PRODUÇÃO EM UMA INDÚSTRIA DE TINTAS E REVESTIMENTOS | |
| Ariane Schio de Azevedo | |
| Carolina Lino Martins | |
| João Batista Sarmento dos Santos Neto | |
| Kassia Tonheiro Rodrigues | |
| Luiz Junior Maemura Yoshiura | |
| DOI 10.22533/at.ed.53119120435 | |
| SOBRE O ORGANIZADOR | 473 |

PREVISÃO DO PREÇO DO CIMENTO PORTLAND NOS ESTADOS DA REGIÃO SUL DO BRASIL

Patricia Cristiane da Cunha Xavier

Universidade Federal de Santa Maria
Santa Maria - RS

Adriano Mendonça Souza

Universidade Federal de Santa Maria
Santa Maria - RS

RESUMO: Esta pesquisa apresenta um estudo sobre o comportamento dos preços de uma das mais importantes *commodities* do setor da construção civil nos estados: Rio Grande do Sul (RS), Santa Catarina (SC) e Paraná (PR). Tem-se como objetivo realizar previsões do preço do cimento Portland em R\$/kg em 2017, nos estados da região sul do Brasil, utilizando-se os modelos autorregressivos integrados de médias móveis – ARIMA(p,d,q) visando obter o melhor modelo que represente cada uma das séries para auxiliar no planejamento do desempenho do setor. A análise de cada uma das séries representante dos estados em estudo é composta por dados mensais do cimento Portland em R\$/Kg. As observações foram consultadas no site da CBIC – Câmara Brasileira da Indústria do Cimento em fevereiro de 2017, e referem-se ao valor médio/mediano do cimento Portland em R\$/kg com valores mensais, no período de setembro de 1995 a dezembro de 2016, totalizando 256 observações para cada um dos três estados da referida região. O

preço desta *commodity* é afetada diretamente pela instabilidade econômica e proporciona a retração ou expansão da indústria cimenteira. Com a metodologia Box-Jenkins, obteve-se modelos concorrentes, sobre estes indicadores estatísticos, os critérios penalizadores AIC e BIC, e as estatísticas de previsão MAPE e U-Theil para a escolha do melhor modelo para cada série. Sendo o modelo ARFIMA(1;0,1322;0) para o preço do cimento Portland no Rio Grande do Sul, o modelo ARFIMA(1;0,1841;0) para o preço do cimento Portland em Santa Catarina e o modelo SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂ para o preço do cimento Portland no Paraná.

PALAVRAS-CHAVE: Cimento. Preço. Previsão. Modelos ARIMA.

1 | INTRODUÇÃO

A implantação da indústria cimenteira no Brasil deu-se no final do século XIX, alavancada pelo crescente desenvolvimento do país. Nessa época, arcando com tarifas de importação que extrapolavam custos, empreendedores brasileiros instalam a tão sonhada indústria. Entretanto, o grande marco para a indústria do cimento no Brasil deu-se no ano de 1926, graças a ações de empresários de várias partes do país. Estes mostraram aos brasileiros que por aqui se produzia cimento de qualidade para

concorrer com o importado da Europa.

Para o historiador da indústria do cimento, Toroya (1999), vivemos a “Era do cimento”, haja vista a expansão de seu uso em grandes obras pelo mundo. Como ingrediente fundamental na formação do concreto, o cimento tem uma grande importância na economia do país, porém, uma baixa participação no custo da construção civil, cerca de 3,83%, contra 45,72% de mão-de-obra e 50,45% de outros materiais (Fundação Getúlio Vargas - FGV, 2012). Ainda, dados da FGV e do Instituto Brasileiro de Economia – IBRE, desse mesmo ano, mostram que a participação do cimento nos índices de preços é da ordem de 0,68%, sendo 0,50% do Índice de Preços ao Produtor Amplo - IPA.

Com base em dados do SNIC, 2013, o Brasil ocupa a 5ª posição no ranking mundial de produção de cimento, visto que cresceu mais que a média mundial entre os anos de 2005 a 2013, atingindo 78,6% de crescimento em sua produção de cimento, contra “apenas” 71%, em média, na produção mundial de cimento.

O impacto da crise econômica do país atingiu os setores de edificação residencial, comercial, industrial e de obras de infraestrutura. O mercado de cimento fechou o volume de vendas em outubro de 2016 com 4,63 milhões de toneladas, enquanto no mesmo mês do ano anterior o volume atingia 5,65 milhões de toneladas. Verifica-se, portanto, uma queda de 18,1%.

O cimento é uma das *commodities* vitais para o crescimento das economias, comparado apenas ao petróleo e ao aço. Nenhum outro material é tão versátil quanto o cimento, movimenta a indústria da construção, desde a mais singela residência a obras de infraestrutura de grande porte (<http://cimento.org/cimento-no-mundo/>).

Afetada diretamente pela instabilidade econômica, a indústria cimenteira recua. Despesas com combustíveis e energia elétrica estão atrelados aos custos desta *commodity* e representam mais de 50% na formação do custo direto de sua produção. Impactada com os aumentos de combustíveis e outros derivados do petróleo, a retração nesse setor é fato.

Segundo dados preliminares da indústria e estimativas de mercado, ambos fornecidos pelo sindicato nacional da indústria do cimento, as vendas internas em junho 2016 somaram 4,7 milhões de toneladas. Em relação a junho de 2015, houve uma queda de 14,7%. Comparando o primeiro semestre de 2015 com igual período em 2016, as vendas acumuladas caíram 14%, alcançando 28 milhões de toneladas. Além disso, as vendas acumuladas apresentaram queda de (jul/15 a jun/16), 12,6% sobre igual período anterior (jul/14 a jun/15), atingindo apenas 60,2 milhões de toneladas.

Incertezas nesse mercado tornam pertinentes este estudo, que tem como objetivo prever o preço do cimento Portland na região Sul do Brasil por meio dos modelos autoregressivos integrados de médias móveis de modo a produzir subsídios para a tomada de decisão em função das previsões do preço dessa *commodity* praticado nos estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná. Contribuindo para a avaliação de futuros investimentos na construção civil.

2 | MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS

Previsão nada mais é do que uma estimativa quantitativa sobre eventos futuros baseados em informações de períodos passados e recentes (STEFFEN, 2010).

Embora os dados de séries temporais surjam nas mais diversas áreas do conhecimento, algumas características são comuns a esses tipos de dados, como a dependência entre observações vizinhas, a análise e a modelagem dessa dependência. Vale lembrar que há fatores complicadores nesse processo, como presença de tendências e variações sazonais ou cíclicas que podem ser difíceis de estimar ou remover (EHLERS, 2007).

Um modelo de previsão para a demanda de cimento no Brasil por meio da análise de séries temporais é apresentado por Gomes e Lopes (2008), que compara diferentes métodos e indica que, apesar de alguns valores estarem bem próximos dos valores reais, há picos que não se comportam como o esperado, influenciados, talvez, por mudanças econômicas, políticas e cambiais.

A metodologia Box-Jenkins, apontada por Marchezan e Souza (2010), mostra-se eficiente para prever preço das culturas de soja, arroz e milho, captando efeitos sazonais nos preços e descrevendo o comportamento das séries. Vários modelos são encontrados e testados, mas, por critérios penalizadores, AIC (Akaike Information Criteria), BIC (Schwarz Bayesian Criteria) e Erro Quadrado Médio, confirma-se o melhor modelo para cada série, ou seja, para cada tipo de grão.

Uma série temporal é um conjunto de observações ordenadas no tempo, ou ainda, é uma realização de um processo estocástico. Os dados contidos na referida série devem estar equidistantes, apresentando uma forte dependência serial, isto é, o valor de uma observação mostra-se correlacionado com outro valor em instantes equiespaçados de tempo, e o interesse é analisar e modelar essa dependência. Para Junges e Fontana (2011), estas podem ser classificadas em: discretas, contínuas, univariadas e multivariadas.

Representa-se uma série temporal da seguinte forma: Z_t , $t= 1,2,3,\dots, n$, em que n representa o tamanho da série e Z_t o conjunto de observações correlacionadas entre si, seguindo-se uma ordem cronológica.

A previsão é uma das principais razões que popularizam os modelos Box-Jenkins (1970), genericamente conhecidos por ARIMA (Auto Regressive Integrate Moving Averages) e ditos modelos de memória curta, que, segundo Werner e Ribeiro (2003), são modelos matemáticos que captam o comportamento da correlação seriada ou autocorrelação entre os valores da série temporal e, com base nesses comportamentos, possibilitam realizar previsões futuras. Como a maior parte dos procedimentos estatísticos foi desenvolvida para analisar observações independentes, o estudo de séries temporais requer o uso de técnicas específicas.

As previsões, em muitos casos, principalmente de curto prazo, são melhores que

as obtidas com base nos modelos econométricos tradicionais. Uma vez que, quanto mais longe no futuro, maior é a incerteza associada à previsão (BARROS, 2004).

Designa-se o modelo ARIMA - Autorregressivo Integrado de Médias Móveis pela notação ARIMA (p, d, q), cujos termos p, d e q, inteiros positivos, indicam o número de termos autorregressivos; o número de diferenciações para que a série se torne estacionária e o número de termos de médias móveis, respectivamente. São, ainda, casos particulares do ARIMA: o modelo ARMA(p, q) - Autorregressivo de Médias Móveis, o modelo autorregressivo AR(p) e o modelo de médias móveis MA(q), ambos utilizados para séries temporais estacionárias com número de diferenças nulo (MORETTIN, 2004).

Os modelos estacionários descrevem a série que não possui tendência. Interpretam uma série temporal como uma realização de um vetor aleatório do tamanho das séries disponíveis, seguindo o princípio da parcimônia e da construção de modelos, por meio de um ciclo iterativo. Os modelos estacionários são:

Modelos autorregressivos de ordem p – AR(p): correspondem à defasagem da série Z_t , denotados por AR(p), em que p indica a ordem do modelo, μ é a média, ϕ é o parâmetro autoregressivo e indica o número de defasagens, conforme a equação (1).

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

A identificação do modelo adequado começa pelos valores dos parâmetros, ou seja, o modelo será considerado estacionário se $|\phi_p| < 1$, satisfazendo a condição de estacionaridade. A condição de estacionaridade do AR(p) estabelece que todas as raízes devem cair fora do círculo unitário.

Modelo de médias móveis de ordem q – MA(q): é a combinação do ruído branco, do período atual com os ocorridos anteriormente. A notação do modelo é MA(q), na qual q indica a ordem do modelo e é o parâmetro de média móvel, dado pela equação (2).

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

Dessa forma, identificando a condição de estacionaridade, o processo apresenta ordem finita. Portanto, será sempre estacionário.

Quanto à condição de invertibilidade, é imposta a restrição de que o parâmetro em módulo é menor que 1, ou seja, $|\theta_q| < 1$.

Modelo autorregressivo de médias móveis – ARMA(p,q): é a união dos modelos vistos anteriormente, os autorregressivos e o de médias móveis. É utilizado em séries encontradas na prática, para as quais não se desejam números muito grandes de parâmetros. A equação (3) representa um ARMA(p,q):

$$Z_t = \mu + \underbrace{\phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t}_{AR(p)} - \underbrace{\theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}}_{MA(q)} \quad (3)$$

Percebe-se que as condições de estacionariedade de um processo ARMA(p,q) são as mesmas que as de um processo AR(p), e as condições de invertibilidade são as mesmas que as de um processo MA(q).

Modelo autorregressivo integrado de médias móveis – ARIMA (p, d, q): os modelos estacionários e os não estacionários diferenciam-se pelo número de diferenças necessárias para a estacionarização de uma série, representada pela letra d, se d=0, a série é estacionária; se d=1 ou d=2, a série é não estacionária. Segundo Morettin (2004), a primeira diferença busca estabilizar o nível da série e, com a segunda diferença, a variabilidade da série.

Uma generalização desse tipo de modelo, proposta por Granger e Joyeux, em que o parâmetro d assume não só valores inteiros, mas também graus de diferenciação fracionários.

Os modelos que apresentam essa propriedade permitem o estudo de séries caracterizadas por longas dependências temporais, intitulados ARFIMA(p,d,q), em que F significa “fractional”.

O processo Z_t é um ARFIMA(p,d,q), ou seja, Z_t é um processo autorregressivo fracionário integrado de média móvel, com $d \in (-\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ se este é fracionário e solução da equação de diferenças, conforme equação (4).

$$\phi(B)(1 - B)^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (4)$$

O termo $(1 - B)^d$ é definido pela expansão binomial, dada pela equação (5).

$$(1 - B)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-1)^k B^k \quad (5)$$

Em que B é operador de retardo, $\{a_t\}$ é um processo Ruído Branco, $\phi(B)$ e $\theta(B)$ são polinômios em B de graus p e q respectivamente, e, $E(a_t) = 0, \sigma_{a_t}^2 > 0$.

Uma série também pode apresentar autocorrelação para um período de sazonalidades. Os modelos que contemplam as séries que apresentam correlação sazonal são conhecidos como SARIMA (p, d, q)(P, D, Q)_s. Dessa forma, Z_t é um ARIMA sazonal, ou um modelo SARIMA, e é definido pela equação (6):

$$(1 - B)(1 - B^s)Z_t = (1 - \theta B)(1 - \Theta B^s)a_t \quad (6)$$

Sendo que, α_t é ruído branco, θ é operador autoregressivo sazonal, e Θ é operador de médias móveis sazonal.

Na Figura 1, é possível observar a estratégia utilizada para a construção de modelos, pela metodologia Box-Jenkins, baseada no ciclo iterativo formado pelas etapas: identificação, estimação, validação e adequação do modelo ou diagnóstico.

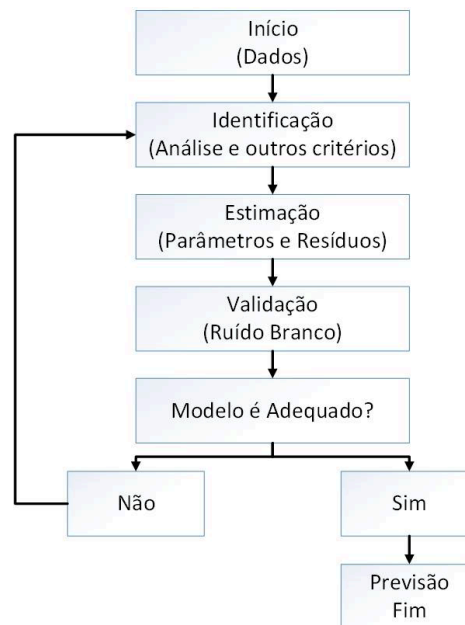


Figura 1 - Fluxograma do ciclo iterativo de Box e Jenkins

Fonte: Adaptado de Morettin e Tolo (2004).

O ciclo iterativo é composto pela identificação do modelo, estimação e diagnóstico. Na identificação do modelo, analisa-se a estacionaridade da série a partir da média e variância. Em seguida, analisam-se as componentes tendência, sazonalidade e ciclo, chegando à análise de dados por meio da função de autocorrelação (FAC) e da função de autocorrelação parcial (FACP).

Após as etapas de identificação e estimação, chega-se à adequação do modelo, por meio de critérios de seleção do modelo adequado, podendo-se realizar as previsões. Caso o modelo se apresente inadequado, deve-se retornar à etapa da estimação de novos parâmetros. Se a FAC apresentar um decaimento lento, quase linear, é um indicativo de não estacionariedade, o que sugere um novo tipo de modelo dito de memória longa, ARFIMA(p,d,q), em que d assume valores fracionários. E, se série apresentar componente sazonal, utiliza-se o filtro SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s, no qual p e q referem-se respectivamente, às ordens autorregressiva e de média móvel e d, ao número de diferenças; enquanto que P, D e Q referem-se, respectivamente, à ordem autorregressiva sazonal, diferença sazonal e de média móvel sazonal (VICINI; SOUZA, 2007). O componente sazonal mostra flutuações ocorridas em subperíodos de tamanho s, ocorrendo, por exemplo, trimestral ou quadrimestral e assim por diante, em períodos inferiores à um ano (FERRAZ, 1999).

O modelo é avaliado pela qualidade do resíduo, que uma sequência de variáveis aleatórias, não correlacionadas entre instantes diferentes, simétrica e identicamente distribuídas, com média zero e variância constante. Uma vez verificado se o resíduo é Ruído Branco, significa que o modelo captou todas as informações do processo representado por \hat{y}_t . Tal avaliação é feita por meio do correlograma da função de autocorrelação (FAC) e função de autocorrelação parcial (FACP), que servem para verificar se os dados são ou não autocorrelacionados.

Na etapa de identificação do modelo, Morettin e Tolo (2004) recomendam encontrar vários modelos significativos, para que, posteriormente, possa ser escolhido o melhor por meio dos critérios penalizadores AIC e BIC, que buscam encontrar modelos parcimoniosos, ou seja, aqueles com menor número de parâmetros. De outro modo, dados dois ou mais modelos com ajustes bons, escolhe-se aquele com menor número de parâmetros, visando à melhor compreensão do processo, haja vista a simplicidade na estrutura. Já modelos com excesso de parâmetros ajustam-se bem aos dados amostrais, mas não atingem desenvolver o comportamento da série como um todo. A saber, aplica-se o conceito da parcimônia a qualquer problema de modelagem estatística e não apenas à modelagem de séries temporais por ARIMA.

Assim, o AIC sugere escolher o modelo cujas ordens p e q minimizam o critério, portanto quanto menores os números de parâmetros e maior o grau de explicação e melhor o modelo, sendo então denominado, critério penalizador de parâmetros.

Existem vários indicadores para avaliar e comparar o desempenho dos modelos de previsão que possibilitam a comparação dos modelos de previsão de forma imparcial, sendo AIC e BIC os mais utilizados. Em geral, esses indicadores avaliam a capacidade de adequação dos modelos (DIEBOLD; LOPEZ, 1996).

Na equação (7), demonstra-se como é encontrado o AIC, em que $\hat{\sigma}_{p,q}^2$ é o estimador de máxima verossimilhança de σ^2 para um modelo ARMA(p,q) e N é o tamanho da amostra, p : número de parâmetros autorregressivos e q : número de parâmetros de médias móveis e \ln é o logaritmo neperiano. E o minimizar significa identificar as ordens p e q que equilibrem o comportamento da série analisada.

Critérios de Seleção:

$$\text{Seleção do modelo: } AIC(p, q) = \ln \hat{\sigma}_{p,q}^2 + \frac{2(p+q)}{N} \quad (7)$$

Akaike (1970) e Schwarz (1978) sugerem minimizar o BIC, que, em um modelo ARMA, é dado pela equação (8):

$$\text{Seleção do modelo: } BIC(p, q) = \ln \hat{\sigma}_{p,q}^2 + (p + q) \frac{\ln N}{N} \quad (8)$$

Em que $\hat{\sigma}_{p,q}^2$ é a estimativa de máxima verossimilhança da variância residual do modelo ARMA(p,q).

Para avaliação dos erros de previsão, são utilizadas as medidas: erro percentual médio absoluto (MAPE) e a estatística U-Theil. O cálculo das referidas medidas se

obtem a partir das equações (9) e (10).

O motivo da utilização desses critérios é avaliar a capacidade preditiva dos modelos perante os dados originais.

O MAPE indica o valor médio do erro percentual absoluto das previsões sobre um conjunto de dados. É calculado a partir das previsões um passo à frente, geradas pelo modelo matemático estimado.

Algebricamente, é apresentado na equação (9) a estatística MAPE como método de seleção de previsão:

$$MAPE(\%) = \frac{\sum \left(\frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right)}{n} \times 100 \quad (9)$$

Em que n é o número de observações, Z_t é o valor observado no instante t e \hat{Z}_t é o valor previsto no instante

Uma das vantagens do MAPE é a facilidade de entendê-lo, uma vez que é dado em percentual. Já a desvantagem é que, se o valor real for pequeno, qualquer discrepância na previsão fará o MAPE aumentar consideravelmente.

A estatística U-Theil, mede o quanto o método de previsão é melhor se comparado à previsão ingênua (método de previsão com um passo à frente, em que só é considerado o último dado verificado), atuando como parâmetro de avaliação. Quanto mais próximo de zero, melhor o desempenho do modelo e, conseqüentemente, os erros de previsão são menores (SOUZA; SAMOHYL; MIRANDA, 2008).

A referida estatística é dada pela expressão conforme a equação (10):

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{\hat{Z}_{t+1} - Z_{t+1}}{Z_t} \right)^2}{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{Z_{t+1} - Z_t}{Z_t} \right)^2}} \quad (10)$$

Em que n é o número de observações; Z_t e Z_{t+1} são os valores observados nos instantes t e $t+1$ e, respectivamente; \hat{Z}_{t+1} é o valor previsto para o instante $t+1$.

A estatística de U-Theil é uma medida relativa de precisão que compara os resultados de previsão com dados históricos mínimos. É decisiva na determinação da acurácia com valores entre 0 e 1, considera-se previsão perfeita quanto mais próxima de zero for o valor de U estatística de Theil, medidas de $U \geq 1$ não agradam, ou seja, consideram-se previsão ruim. Vale lembrar, também, que todas as medidas de capacidade preditiva citadas anteriormente podem ser estendidas a erros de previsão k passos à frente.

As referidas estatísticas indicam, por meio de seus valores, ao avaliador, o melhor

modelo entre os concorrentes para então fazer a previsão.

Nesta pesquisa, as estatísticas de previsão serão utilizadas para obter o melhor modelo. E, assim, prever com até três passos à frente, o preço do cimento. O método de modelagem é o autorregressivo integrado de médias móveis (ARIMA), aplicado à série original.

3 | MATERIAIS E MÉTODOS

Esta pesquisa pode ser classificada como exploratória, descritiva, bibliográfica e quantitativa do ponto de vista dos procedimentos que são adotados (GIL, 2007). O suporte teórico em séries temporais torna possível comparar modelos de previsão e determinar com maior precisão os modelos que melhor preveem os preços do cimento Portland. Para consecução desta pesquisa, optou-se pelo uso do *software* E-Views 9.5 *Student Version*.

Nesta pesquisa, para efeitos de estudo, foram utilizados dados obtidos através do site da CBIC – Câmara Brasileira da Indústria do Cimento (<http://www.cbicdados.com.br/menu/materiais-de-construcao/>), em fevereiro de 2017, e referem-se ao valor médio/mediano do cimento Portland em R\$/kg com valores mensais, no período de setembro de 1995 a dezembro de 2016, totalizando 256 observações para cada um dos estados da região sul do Brasil.

Foram empregados métodos de modelagem de séries temporais (BOX-JENKINS, 1970), por meio do modelo ARIMA – Autorregressivos Integrados de Médias Móveis, que representam o processo estocástico gerador da série temporal.

Foram traçados os gráficos de cada uma das séries originais a fim de verificar a estacionariedade de ambas, identificar se há comportamento tendencioso, existência ou não de sazonalidade e, ainda, se há presença de *outliers*.

Na sequência, geraram-se as funções de autocorrelações (FAC) e as funções de autocorrelações parciais (FACP), por meio dos correlogramas. Foram identificados os possíveis filtros, AR(p), MA(q), ARMA(p,q), no caso das séries serem estacionárias.

Seguiu-se, então, ao ajuste dos modelos da classe geral ARIMA à variável em estudo, obtendo-se diversos modelos concorrentes, os quais deverão apresentar a característica de ruído branco.

Entre os modelos concorrentes, a indicação do melhor modelo se deu pelo menor valor obtido pelos critérios penalizadores AIC e BIC.

De forma a contribuir à tomada de decisão, foram calculadas as estatísticas de previsão MAPE e U-Theil de cada modelo. A partir disso, escolheu-se aquele que será utilizado para as previsões do preço do cimento Portland nos estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná em até três passos à frente.

Face a crescente queda no setor da construção civil, faz-se necessário, o planejamento a partir de melhor modelo de previsão.

4 | RESULTADOS E DISCUSSÕES

Inicialmente, na Figura 2(a), observou-se o comportamento de cada uma das séries preço do cimento no RS, SC e PR, do gráfico de sequência, a partir do qual foi possível presumir estacionariedade, tendência e sazonalidade das referidas séries. Com o intuito de confirmar tais indicativos, gerou-se através do software EViews 9.5, as funções de autocorrelação – FAC e autocorrelação parcial – FACP, foi através desses correlogramas, como são chamados tais gráficos, que também foi possível termos um indicativo dos filtros AR(p), MA(q), ARMA(p,q) ou ARIMA(p,d,q). Constatada a não estacionariedade, passou-se ao processo de diferenças sucessivas, com o intuito de estacionarizar cada uma das séries. A seguir, seguiu-se para o ajuste dos modelos da classe geral ARIMA em relação a cada uma das variáveis em estudo. Tais modelos, ditos concorrentes, foram comparados e analisados os respectivos resíduos, obtenção ou não de ruído branco, recorrendo-se as estatísticas de previsão.

Dentre estes modelos, optou-se pelo que apresentou melhores estatísticas de previsão, MAPE e U-Theil, juntamente com os critérios penalizadores AIC e BIC de menor valor.

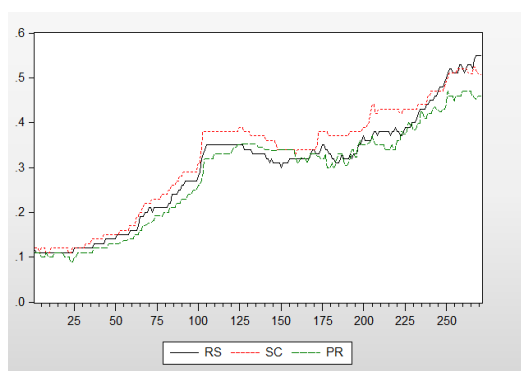


Figura 2(a)

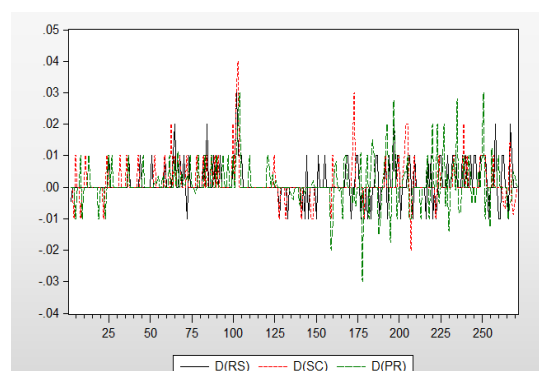


Figura 2(b)

Figura 2 – Série original do preço do cimento Portland nos três estados da região sul do Brasil

Verificou-se a partir da Figura 2(a) que a série gerada com dados do preço do cimento, nos referidos estados, tem comportamento não estacionário, com tendência crescente e que a variância não é constante, com dados correlacionados entre instantes diferentes. Percebe-se também que a partir da 205^a observação até a 248^a observação o preço do cimento Portland no RS cresceu mês a mês de maneira aparentemente linear: tendência crescente. E alguns indícios de variações sazonais como foi observado em alguns períodos, podendo-se eliminar através de um componente determinista. Na Figura 2(b), mostram-se as séries em primeiras diferenças, as quais são estacionárias.

O correlograma das séries originais, apresentou decaimento lento que pode ser observado através do gráfico da FAC caracterizando a não estacionariedade das séries em questão, confirmando os pressupostos apresentados anteriormente na

análise gráfica da série de preços do cimento Portland em R\$/Kg nos estados do sul do Brasil. A fim de confirmar tais indicativos, gerou-se através do software E-Views 9.5, as funções de autocorrelação - FAC e autocorrelação parcial – FACP, Figura 3. E, é através destes gráficos da FAC e FACP, que tornou possível dirimir sobre o modelo que melhor representa a série. Ao fato de ambos, correlogramas da FACP para os três estados, possuírem apenas um valor significativo no lag 1, nos remete a um autorregressivo de ordem 1, AR(1).

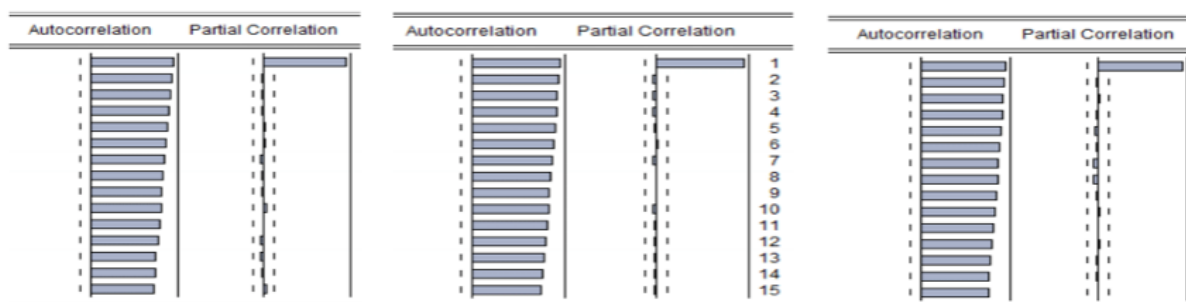


Figura 3 - FAC e FACP das séries originais do preço do cimento nos estados do RS, SC e PR respectivamente.

Para a identificação dos modelos significativos para a representação da série do preço do cimento Portland em R\$/kg, fez-se a análise criteriosa dos modelos concorrentes, constantes na Tabela 1, que deverão apresentar os menores valores de AIC e BIC, ditos critérios penalizadores, e análise das estatísticas de previsão que vem contribuir para a escolha do melhor modelo.

| Série Preço do Cimento - RS | | | | | |
|---|--|--|----------|------------------|------------------|
| MODELO | PARÂMETROS | tc | RB | AIC | BIC |
| ARIMA(1,1,0) | $\phi_1 = 0,122163$ | 2,120032 | S | -7,249697 | -7,221923 |
| ARIMA(1,1,1) | $\phi_1 = 0,983861$ $\theta_1 = -0,935014$ | 42,38502 -21,49738 | S | -7,298464 | -7,256802 |
| ARIMA(2,1,2) | $\phi_2 = 0,961470$ $\theta_2 = -0,876316$ | 17,79610 -11,04397 | S | -7,265131 | -7,243469 |
| ARFIMA(1;0,1322;0) | $\Phi_1 = 0,999318$ $d^* = 0,132215$ | 2,801012 838,1718 | S | -7,248309 | -7,206764 |
| SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ₁₂ | $\phi_1 = 0,999806$ $\Phi_1 = 0,189993$ | 3360,525 3207,423 | S | -7,229287 | -7,187742 |
| Série Preço do Cimento – SC | | | | | |
| MODELO | PARÂMETROS | tc | RB | AIC | BIC |
| ARIMA(1,1,0) | $\phi_1 = 0,248426$ | 0,037695 | N | | |
| ARIMA(2,1,2) | $\phi_2 = 1$ $\theta_2 = -1$ | 69,57245 -33069,96 | S | -7,303782 | -7,262120 |
| ARFIMA(1;0,1841;0) | $\Phi_1 = 0,998479$ $d^* = 0,184155$ | 440,3762 5,512401 | S | -7,313410 | -7,271865 |
| SARIMA (1,0,1)(1,0,1) ₆ | $\phi_1 = 0,999723$ $\Phi_1 = -1$ $\theta_1 = 0,286017$ $\theta_1 = 1$ | 4195,828 -22,85374 6,341496 80341,47 | S | -7,274714 | -7,205472 |
| SARIMA (2,0,2)(2,0,2) ₆ | $\phi_2 = 0,906566$ $\Phi_2 = 0,999999$ $\theta_2 = -0,856878$ $\theta_2 = -0,999728$ | 7,200617 499,3935 -5,788412 -256,1353 | S | -7,293161 | -7,223725 |
| Série Preço do Cimento – PR | | | | | |
| MODELO | PARÂMETROS | tc | RB | AIC | BIC |
| SARIMA (1,0,0)(1,0,0) ₆ | $\phi_1 = 0,999676$ $\Phi_1 = 0,154365$ | 1441,348 2,715192 | S | -6,990673 | -6,949128 |
| SARIMA (1,0,0)(1,0,0)₁₂ | $\phi_1 = 0,999637$ $\Phi_1 = 0,211934$ | 1317,592 3,519521 | S | -7,012213 | -6,970668 |
| SARIMA (1,0,1)(1,0,1) ₄ | $\phi_1 = 0,999338$ $\Phi_1 = 0,845467$ $\theta_1 = 0,086956$ $\theta_1 = -0,755271$ | 717,3314 6,311583 1,693108 -4,635083 | S | -6,987397 | -6,918155 |

Tabela 1 – Modelos significativos para a série de preço do cimento Portland nos estados da região sul do Brasil

Para a escolha do modelo mais propício a cada uma das três séries, levou-se em consideração o modelo mais parcimonioso, ou seja, com menor número de parâmetros. Além disso, o menor valor de AIC e BIC sinaliza a escolha do modelo mais adequado

às previsões necessárias, bem como, a análise criteriosa do gráfico dos resíduos de cada um dos modelos concorrentes para cada uma das séries preço do cimento nos estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná.

Como o objetivo desta análise é encontrar o modelo que descreva adequadamente a série de maneira que resultem em implicações compatíveis com o esperado, justifica-se a escolha dos modelos: ARFIMA(1;0,1322;0) para a série preço do cimento no Rio grande do Sul, ARFIMA(1;0,1841;0) para a série preço do cimento em Santa Catarina e SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂ para a série preço do cimento no Paraná, através da checagem dos gráficos da análise dos resíduos justifica-se as referidas escolhas, a obtenção do ruído branco, indica que os modelos captaram todas as informações do processo e as previsões para o preço do cimento Portland em R\$/kg foram boas.

Figura 4 – Resíduos da série diferenciada de preços mensais do cimento Portland nos estados do RS, SC e PR, e Previsão para cada um dos estados respectivamente.

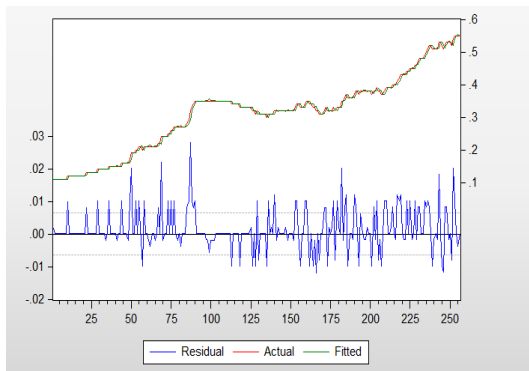


Figura 4(a) Série original, diferenciada e resíduos para o preço do cimento no RS

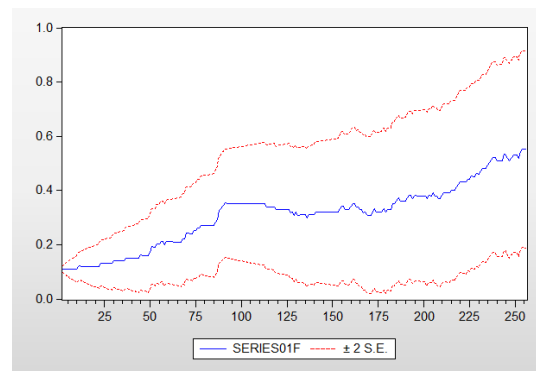


Figura 4(b) Previsão segundo modelo ARFIMA(1;0,1322;0)

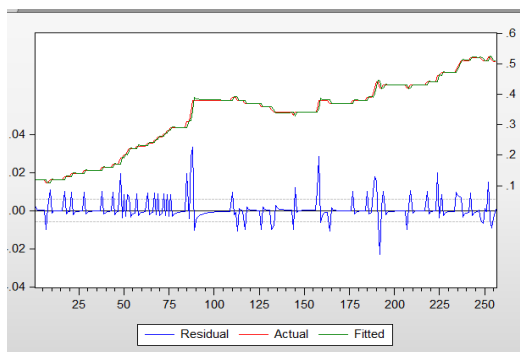


Figura 4(c) Série original, diferenciada e resíduos para o preço do cimento no SC

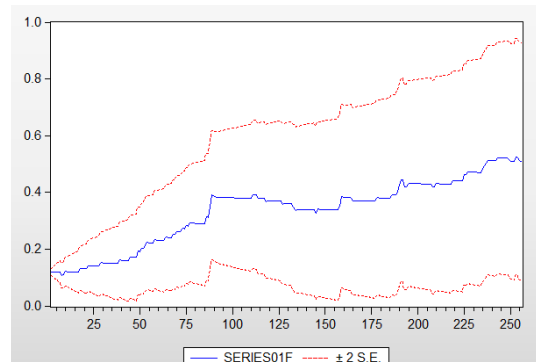


Figura 4(d) Previsão segundo modelo ARFIMA(1;0,1841;0)

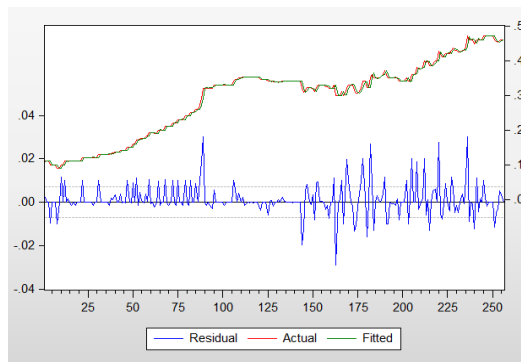


Figura 4(e) Série original, diferenciada e resíduos para o preço do cimento no PR

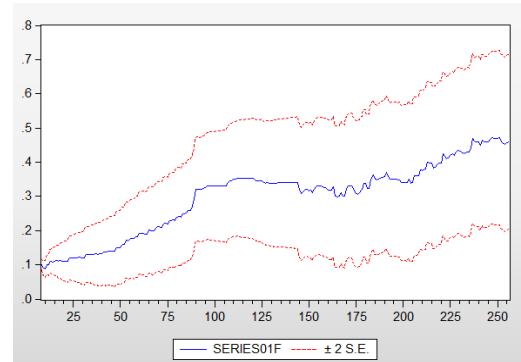


Figura 4(f) Previsão segundo modelo SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂

MAPE e estatística de Theil (SOUZA, SAMOHL E MIRANDA, 2008), é uma medida relativa de precisão que compara os resultados de previsão com dados históricos mínimos. Também, vale lembrar que todas as medidas de capacidade preditiva citadas anteriormente podem ser estendidas à erros de previsão k passos a frente.

As referidas estatísticas indicam, através de seus valores, ao avaliador o melhor modelo dentre os concorrentes para então fazer a previsão (Tabela 2).

| Estados | MODELO | U-Theil | MAPE |
|---------|------------------------------------|----------|----------|
| RS | ARFIMA(1;0,1322;0) | 0,009490 | 1,304920 |
| SC | ARFIMA(1;0,1841;0) | 0,008608 | 1,107835 |
| PR | SARIMA(1,0,0)(1,0,0) ₁₂ | 0,011324 | 1,381781 |

Tabela 2 – Estatísticas de previsão para os modelos escolhidos

Analisando o comportamento das séries do preço do cimento Portland nos três estados do Sul do país, possibilitou-nos afirmar que as séries não assumem um comportamento estacionário por apresentarem tendência crescente e alguns picos, também mostra movimentos repetitivos ao longo do período, caracterizando um efeito de sazonalidade. Não sendo suficiente a análise visual apenas, pois, é perceptível a não estacionariedade das mesmas. Estudou-se alguns modelos, uns tão bom quanto os escolhidos, mas, como regra de decisão, para fazer a indicação do melhor modelo para cada um destes objetos, recorreu-se aos critérios penalizadores, AIC e BIC, e às estatísticas de previsão, MAPE e U-Theil. Os primeiros, definem os modelos parcimoniosos encontrando os menores valores, os segundos, “dizem” o quanto o modelo explica do esperado. Assim, os modelos representativos para cada uma das séries de preços do cimento Portland em cada um dos estados da região Sul do Brasil, RS, SC e PR, são respectivamente: ARFIMA(1;0,1322;0) modelo fracionário com uma diferença $d^*=0,132215$, ARFIMA(1;0,1841;0) modelo fracionário com uma diferença $d^*=0,184155$ e o modelo SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂ com sazonalidade 12.

5 | CONCLUSÃO

O desenvolvimento deste estudo apresenta o melhor modelo para previsão do preço do cimento Portland nos três estados do sul do Brasil contribui para a avaliação de futuros investimentos e gerenciamento para tomada de decisões nesse setor.

Nesse sentido, a metodologia Box-Jenkins se mostrou eficiente para representar as séries em estudo, captando o comportamento e efeitos ocorridos sobre as séries em todos os modelos significativos testados.

Como todos os estados, apresentaram um comportamento autorregressivo e não estacionário verificou-se que o preço do cimento está sempre ascendente, demonstrando um aquecimento no setor da construção civil, resistindo a todos os impactos econômicos da crise dos últimos meses, contrapondo-se às pesquisas que indicavam recuo.

Os resultados obtidos desta investigação permitiram concluir que os modelos: ARFIMA(1;0,1322;0) prevê o preço do cimento no RS, ARFIMA(1;0,1841;0) prevê o preço do cimento no estado de SC e por último, SARIMA(1,0,0)(1,0,0)₁₂ prevê o preço da *commodity* no estado do PR.

Destaca-se que os resultados encontrados para as previsões da *commodity* nesses estados vem ao encontro dos objetivos propostos neste estudo. Esperando-se, que tais resultados auxiliem tanto ao governo, quanto aos empresários do setor da construção civil, no planejamento e otimização dos recursos empregados no mesmo.

REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. Statistical predictor identification. **Annals of the Statistical Mathematics**. 22, p. 203-217, 1970.

BARROS, M. **Processos estocásticos**. Rio de Janeiro: Papel Virtual, 2004.

BOX, G. E. P. & JENKINS, G. M. **Time series analysis forecasting and control**. Edição revisada. Holden-Day, San Francisco, 1970.

CÂMARA BRASILEIRA DA INDÚSTRIA DA CONSTRUÇÃO - CBIC Disponível em: <http://www.cbicdados.com.br/menu/materiais-de-construcao/cimento> Acesso em: 16 dez. 2015 e 14 nov. 2016.

DIEBOLD, F. X.; LOPES, J. A. Forecast Evaluation and Combination. **Handbook of Statistics Statistical Methods in Finance**, v. 14, 1996.

EHLERS, R. S. **Análise de Séries Temporais**. Departamento de Estatística, UFPR, 2007. Disponível em: <http://leg.est.ufpr.br/ehlers/notas>. Acesso em: 17 nov. 2016.

FERRAZ, M. I. F., SÁFADI, T.; LAGES, G. Uso de modelos de séries temporais na previsão de séries de precipitação pluviiais no município de Lavras – MG. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 7, n. 2, p. 259-267, 1999.

FGV – Fundação Getúlio Vargas e do IBRE – Instituto Brasileiro de Economia, site: <http://portalibre.fgv.br/>

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2007.

GOMES, N. R. M.; LOPES, C. M. C. **Estudo de modelos de séries temporais para a demanda de produção de cimento**. In: 19º SINAPE, 2010, São Pedro/SP. **Anais...** São Pedro/SP: Universidade Presbiteriana Mackenzie, PIBIC/MackPesquisa, 2008.

JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C. Modelo Agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento de grãos de trigo no Rio Grande do Sul. **Revista Ceres**, Viçosa, v. 58, n. 1, p. 9-16, 2011.

MARCHEZAN, A. & SOUZA, M. A. Previsão do preço dos principais grãos produzidos no Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, v.40, n.11, 2010.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M. **Análise de Séries Temporais**. 1ª Ed. E. Blucher, São Paulo, 2004.

PYNDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Econometria: modelos e previsões**. 4ª Ed. E. Elsevier, Rio de Janeiro, 2004.

SCHWARZ, G. Estimating the dimension of a model. **Annals of Statistics**. v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

SNIC – Sindicato Nacional da Indústria do Cimento, site: <http://www.snic.org.br/>
Acesso em: 25 out. 2016.

SOUZA, G. P. SAMOBYL R. W. e MIRANDA, R.. **Métodos Simplificados de Previsão Empresarial**, Rio de Janeiro, Ciência Moderna Ltda, 2008.

STEFFEN, D. **Intervalo “Bootstrap” para previsões de séries temporais obtidas pelo método theta**. 2010. 116 p. Dissertação (Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia)-Universidade Federal do Paraná, Paraná, 2010.

VICINI, L.; SOUZA, A. M. Geração de subsídios para a tomada de decisão na cadeia produtiva da bovinocultura do Brasil. **Gestão da Produção, Operações e Sistemas**. v. 2, n. 4, p. 49-64, 2007.

VORONIN, S.; PARTANEN, J. Forecasting electricity price and demand using a hybrid approach based on *Wavelet* Transform, ARIMA and Neural Networks. **International Journal Energy Research**, v. 38, n. 5, p. 626-637, 2014.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. **Revista Gestão & Produção**, v. 10, n. 1, p. 47-67. [PDF]

SOBRE O ORGANIZADOR

MARCOS WILLIAM KASPCHAK MACHADO Professor na Unopar de Ponta Grossa (Paraná). Graduado em Administração- Habilitação Comércio Exterior pela Universidade Estadual de Ponta Grossa. Especializado em Gestão industrial na linha de pesquisa em Produção e Manutenção. Doutorando e Mestre em Engenharia de Produção pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná, com linha de pesquisa em Redes de Empresas e Engenharia Organizacional. Possui experiência na área de Administração de Projetos e análise de custos em empresas da região de Ponta Grossa (Paraná). Fundador e consultor da MWM Soluções 3D, especializado na elaboração de estudos de viabilidade de projetos e inovação.

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-7247-253-1

