XXXVI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Contribuições da Engenharia de Produção para Melhores Práticas de Gestão e Modernização do Brasil João Pessoa/PB, Brasil, de 03 a 06 de outubro de 2016.

ANÁLISE DO COMPORTAMENTO FUTURO DO PREÇO DO CIMENTO PORTLAND CP IV

Bianca Reichert (UFSM)
bianca.reichert@hotmail.com
Adriano Mendonca Souza (UFSM)
amsouza@smail.ufsm.br



A variável a ser analisada foi coletada no período de julho de 2010 a março de 2016, compreendendo 69 observações mensais, coletadas em uma loja de médio porte de materiais de construção na região noroeste do Estado do Rio Grande do Sul comm o auxílio do software de gestão utilizado pela empresa. Os modelos concorrentes ajustados para este período foram: ARIMA(4,1,0), ARIMA(0,1,4) e SARIMA(1,1,0) (1,0,0)4. O modelo SARIMA foi selecionado para se realizar as previsões, pois apresentou melhores estatísticas de ajustes do modelo com valores de AIC = 1,787113 e BIC = 1,917672 e valor para erro percentual médio absoluto igual a 2,248914. Este estudo forneceu subsídios gerenciais importantes no local onde a pesquisa foi desenvolvida e já se mostrou útil no gerenciamento de compras e de estoques desta empresa.

Palavras-chave: Cimento, modelos ARIMA, modelos SARIMA, previsão



1. Introdução

O cimento Portland, um dos principais produtos utilizados na construção civil, foi criado em 1824, por um construtor inglês. Desde então é utilizado em grande escala em obras como construção de casas, prédios e pavimentações, especificamente na parte de elaboração de argamassa e de concreto. Também é utilizado na fabricação de artefatos de cimento e de prémoldados (ABCP, 2009).

Conforme o Sindicato Nacional da Indústria do Cimento, o cimento Portland origina-se a partir "de uma atividade integrada de exploração e beneficiamento de substâncias minerais (calcário e argila), sua transformação química em clínquer (cimento não pulverizado) e posterior moagem". O Brasil, em 2013, era o 5º país que mais produziu cimento no mundo, e apresentou uma produção de 70 mil toneladas no ano (CIMENTO.ORG, 2014).

Com isso, pode-se perceber que a produção e a comercialização do cimento Portland é relevante para o desenvolvimento econômico do país, pois é um dos principais produtos utilizados no setor da construção civil, que é um do setor importante para impulsionar a economia brasileira, pois em 2015 empregou 13,5% da força de trabalho do país (FIESP, 2015). A importância econômica também está relacionada à produção de materiais de construção e à comercialização e transporte do mesmos.

Apesar da produção do cimento Portland não depender da importação de matéria prima, o seu preço pode sofrer variações ao longo do ano influenciadas pela variabilidade da demanda ou até mesmo pelas variações climáticas do país, já que sua matéria prima principal (calcário) precisa ter a umidade controlada.

Como o preço de compra do cimento apresenta oscilações, é dificultoso realizar o gerenciamento de estoques e o planejamento de compras, principalmente em lojas de materiais de construção, em que geralmente este produto é o principal componente de seus portfólios e gera um impacto considerável nos resultados da empresa. Portanto, há necessidade de encontrar um método apropriado para determinar qual o momento de realizar a compra de cimento ou de manter o estoque do produto, levando-se em consideração as oscilações do preço, de forma que um maior retorno seja mantido para as lojas que o comercializam.





Considerando-se que existem muitas covariáveis que influenciam no preço final de compra do produto, e que muitas vezes não são considerados na elaboração de um modelo de previsão, busca-se responder o seguinte questionamento: os modelos econométricos, que são explicados pelos seus valores presentes e defasados, são capazes de representar o comportamento futuro da variável em estudo?

Diante do exposto, o objetivo desta pesquisa é identificar qual é o melhor modelo da classe geral ARIMA para prever o preço de compra do Cimento Portland CP IV em uma empresa de médio porte da região noroeste do Estado do Rio Grande do Sul.

O estudo será realizado utilizando apenas o preço de compra do cimento Portland CP IV, não se tendo a disponibilidade de outras variáveis, sendo esta a principal limitação do estudo, pois não será possível utilizar outros modelos econométricos comparativos, como por exemplo, os modelos de regressão. Outra limitação refere-se ao local de coleta de dados, que é uma loja de médio porte de materiais de construção e, portanto, não faz a aquisição do produto em grandes quantidades, perdendo o poder de barganha entre os fornecedores do produto. Também não se faz um estudo comparativo com outras lojas do mesmo ramo.

Este artigo está organizado em 4 tópicos, nos quais o primeiro apresenta uma introdução ao tema da pesquisa, no segundo é descrita a metodologia utilizada, no tópico 3 são divulgados os resultados obtidos e suas discussões e no tópico final são expostas as conclusões obtidas com o estudo.

2. Metodologia

As etapas metodológicas utilizadas para o atingimento dos objetivos da pesquisa serão descritas a seguir de modo que a pesquisa possa ser replicada em outros ramos de atividades. A variável a ser analisada foi coletada no período de julho de 2010 a março de 2016, compreendendo 69 observações mensais, coletadas em uma loja de médio porte de materiais de construção na região noroeste do Estado do Rio Grande do Sul com o auxílio do *software* de gestão utilizado pela empresa.

De modo geral, para o desenvolvimento desta pesquisa, serão utilizados os modelos da classe geral ARIMA, que são modelos lineares com a característica de realizar previsões no curto prazo, pois são denominados modelos de memória curta.



Inicialmente, traça-se o gráfico de sequência da série original e realiza-se uma inspeção gráfica para analisar a estacionariedade da série, também verificar a presença de componentes como tendência e sazonalidade.

Cumprida esta etapa, elabora-se o gráfico da função de autocorrelação (FAC) e a função de autocorrelação parcial (FACP). Ambas as funções também auxiliam na determinação da estacionariedade da série e na identificação geral do modelo, onde se pode optar pelos filtros autorregressivos (AR), médias móveis (MA), autorregressivo e de médias móveis (ARMA) e suas variantes quando a série for não estacionária, que neste caso será um modelo geral autorregressivo integrado e de médias móveis (ARIMA). No caso da série apresentar os efeitos de sazonalidade, ajusta-se um modelo sazonal (SARIMA) de ordem de sazonalidade *s* que corresponde ao período de repetições intra anuais.

O modelo ARIMA (p, d, q) é baseado na teoria que o comportamento da própria variável é capaz de captar os movimentos da série e realizar previsões, genericamente, representado pela Equação 1.

$$\phi(B)\Delta^d X_t = \theta(B)e_t \tag{1}$$

Onde B é o operador de retardo, d representa a ordem de integração, ϕ é o parâmetro da parte autorregressiva representado pela letra p que denomina a ordem do modelo, e θ é o parâmetro de médias móveis representado pela letra q o qual representa a ordem do modelo de médias móveis, e $e_t \approx N(0, \sigma 2)$, é o resíduo do modelo com características de Ruído Branco, isto é, média zero e variância constante e não autocorrelacionados (CASARIN; SOUZA; SPIM, 2013).

O modelo SARIMA é um modelo ARIMA com uma parte sazonal, sendo representado por SARIMA (p, d, q) (P, D, Q)_s, onde s representa o tamanho da sazonalidade. O modelo geral pode ser representado pela Equação 2.

$$\phi(B)\Phi(B)\Delta^{d}\Delta^{ds}X_{t} = \theta(B)\Theta(B)a_{t} \tag{2}$$

Nesse caso, o B é o operador de translação para o passado, os parâmetros ϕ e θ representam a parte autorregressiva e a de médias móveis, Φ e Θ representam a parte autorregressiva e a de médias móveis sazonais, e Δ^{ds} representa a diferença sazonal, a qual tem por objetivo torná-la



estacionária, o que possibilita a aplicação da metodologia de BOX e JENKINS (1970); FARIAS, ROCHA, LIMA (2005).

Após serem estimados diversos modelos da classe geral ARIMA, os quais são denominados modelos concorrentes, o melhor modelo será escolhido baseado nos critérios de informação Akaike (AIC) e critério de informação Bayesiana (BIC), que devem fornecer valores mínimos para estas estatísticas, conforme as Equações 3 e 4. Estes critérios são denominados de penalizadores, pois levam em consideração o número de parâmetros estimados.

$$AIC = T\ln(SQR) + 2n \tag{3}$$

$$BIC = T \ln(SQR) + n \ln(T) \tag{4}$$

Onde *T* representa o número de observações, *SQR* é a soma dos quadrados dos resíduos, e *n* é o número de parâmetros que foram estimados.

Determinado o melhor modelo concorrente, realizam-se as previsões no curto prazo com 3 passos à frente, as quais serão avaliadas pelo erro percentual médio absoluto (MAPE) conforme a Equação 5.

Quanto menor o valor da estatística, melhor são as previsões fornecidas pelo modelo proposto (KLIDZIO, 2009).

$$MAPE(\%) = \frac{\sum \left(\frac{x_t - x_t}{x_t}\right)}{n} \times 100$$
(5)

Onde n é o número de observações; x_t é o valor observado no instante t e x_t é o valor previsto no instante t.

Para o desenvolvimento desta pesquisa, fez-se necessário a utilização do *Software Eviews* 9 SV.

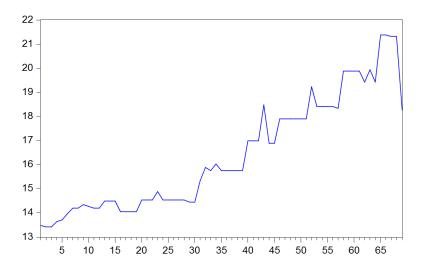
3. Resultados e discussões

Nesta etapa, emprega-se a metodologia descrita anteriormente de modo que seja possível atingir o objetivo proposto que é prever a série do preço de compra do cimento Portland CP IV, utilizando dados coletados em uma loja de médio porte de materiais de construção na região noroeste do Estado do Rio Grande do Sul.



A partir da análise dos valores do preço do cimento Portland CP IV, adquirido no período de julho de 2010 a março de 2016, com coletas mensais, observa-se na Figura 1 o comportamento da variável em nível.

Figura 1 - Gráfico da série em nível do preço de compra do cimento Portland CP IV

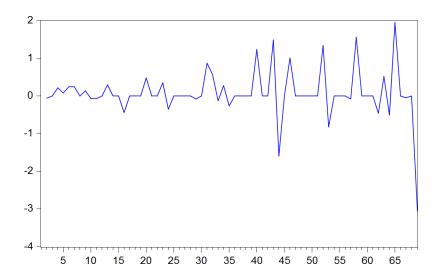


Observa-se na Figura 1 que a série é não estacionária em nível, portanto é necessário que se realize diferenças na série de modo a torná-la estacionária. A estacionariedade é uma présuposição para o ajuste dos modelos ARIMA. Também se nota que existem picos regulares dentro de um período de um ano, o que reflete a existência do efeito sazonal na série. Deste modo, estimam-se modelos concorrentes contendo ou não as características sazonais.

Figura 2 - Gráfico da série original em primeiras diferenças







Percebe-se na Figura 2 que a série após a aplicação de uma diferença torna-se estacionária em relação a sua média e evidencia-se, novamente, que os picos podem representar a sazonalidade.

Na Tabela 1, apresentam-se os modelos concorrentes para o preço de aquisição do cimento Portland CP IV e suas respectivas estatísticas e critérios de informação.

Tabela 1 - Modelos concorrentes da classe geral ARIMA para o preço do cimento Portland CP IV

Modelo	Coeficientes	p-value	AIC	BIC
ARIMA (4,1,0)	$\phi_4 = -0,446213$	< 0,05	1,862090	1,927369
ARIMA (0,1,4)	$\theta_4 = -0.413051$	< 0,05	1,852729	1,918008
	C = 0,094317	< 0,05		
SARIMA (1,1,0) (1,0,0) ₄	$\phi_1 = -0.326268$	< 0,05	1,787113	1,917672
	$\phi_4 = -0,543705$	< 0,05		

Os três modelos concorrentes apresentaram a característica de Ruído Branco, portanto, são modelos aptos a representar a série em estudo. Também se observa que todos os parâmetros são significativos com *p-valor* inferior a 5%. Dentre os modelos, optou-se por um modelo que captasse o efeito da sazonalidade, pois este apresentou os menores valores para os critérios AIC e BIC, com valores iguais a 1,787113 e 1,917672, respectivamente.



Prosseguindo no exame das condições de Ruído Branco do modelo selecionado foram elaborados os gráficos de FAC e FACP dos resíduos do modelo SARIMA, conforme as Figuras 3 e 4.

Figura 3 - Função de autocorrelação residual do modelo SARIMA $(1, 1, 0)(1, 0, 0)_4$

Autocontation	Dartial Carrelation		AC	DAG	0.01-1	Deeb
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
1 (1		1	-0.050	-0.050	0.1797	
1 🗖 1		2	-0.131	-0.134	1.4134	
1 1		3	-0.003	-0.017	1.4139	0.234
1 [] 1	' '	4	-0.111	-0.133	2.3384	0.311
1 1 1	1 1	5	0.009	-0.008	2.3452	0.504
ı <u>þ</u> ı		6	0.053	0.019	2.5611	0.634
· 🛅 ·		7	0.089	0.094	3.1823	0.672
1 🗖 1	' [] '	8	-0.088	-0.084	3.7971	0.704
ı 🗀 ı		9	0.174	0.203	6.2409	0.512
1 🗖 1	' '	10	-0.135	-0.145	7.7292	0.460
1 🗖 1		11	-0.070	0.001	8.1443	0.520
, j a ,		12	0.099	0.032	8.9766	0.534
1 (1		13	-0.035	-0.002	9.0825	0.614
' 🗐 '	' '	14	-0.110	-0.155	10.156	0.602
ı 🗀 ı		15	0.178	0.202	13.000	0.448
ı þar		16	0.102	0.047	13.959	0.453
<u> </u>	 	17	-0.294	-0.222	22.012	0.107
1 j) 1		18	0.041	-0.014	22.170	0.138
1 11 1	' '	19	0.040	0.086	22.329	0.172
' 	' -'	20	0.125	0.157	23.874	0.159
1 ()	'🗐 '	21		-0.182	24.215	0.188
' ['['	22		-0.032	24.661	0.215
' 🖺 '	' '	23		-0.014	25.172	0.240
· þ ·	' '	24	0.029	0.025	25.261	0.285
' 	' '	25		-0.000	26.455	0.280
'■ '	' '	26		-0.015	28.788	0.228
יולי	'['	27		-0.069	29.114	0.259
' [['	' '	28	-0.075	-0.113	29.779	0.277

Figura 4 - Função de autocorrelação parcial residual do modelo SARIMA (1, 1, 0)(1, 0, 0)₄





Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
1 1 1	1 1 1	1	0.021	0.021	0.0304	0.862
1 (1	[2	-0.037	-0.037	0.1270	0.938
1 1	1 1 1	3	0.007	0.008	0.1303	0.988
1		4	0.338	0.337	8.6114	0.072
ı j ı ı		5	0.040	0.031	8.7339	0.120
1 j 1 1	1 1 1	6	0.053	0.082	8.9469	0.177
1 j 1 1	1 1	7	0.050	0.055	9.1415	0.243
1 ()	' '	8	-0.023	-0.150	9.1819	0.327
1 1 1	1 1	9	0.016	-0.003	9.2016	0.419
1 (1	[10	-0.031	-0.097	9.2786	0.506
ı 📺 ı		11	0.174	0.158	11.821	0.377
1 j 1 1		12	0.052	0.113	12.052	0.442
1 j a 1		13	0.068	0.094	12.453	0.491
1 🕻 1		14	-0.049	0.012	12.664	0.553
1 11 1	'E '	15	0.032	-0.089	12.758	0.621
1 1	'['	16	0.007	-0.080	12.763	0.690
ı 🛅 ı		17	0.152	0.083	14.911	0.602
1 1 1	1 1	18	0.017	0.005	14.939	0.666
1 ()		19	-0.021	0.045	14.980	0.724
1 1		20	-0.021	0.016	15.025	0.775
1 13 1		21	0.053	-0.001	15.313	0.807
ı <u>İ</u>		22	0.149	0.133	17.619	0.728
1 1 1		23	0.015	-0.029	17.643	0.777
1 🛊 1		24	-0.026	-0.060	17.718	0.816
1 j i 1		25	0.047	0.060	17.957	0.844
ı 		26	0.168	0.091	21.162	0.734
1 🛊 1		27	-0.036	-0.010	21.309	0.772
	' '	28	-0.057	-0.094	21.698	0.795

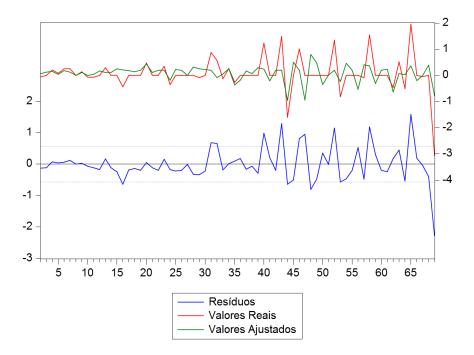
Analisando as Figuras 3 e 4, conclui-se que os resíduos são não autocorrelacionados e, portanto, o modelo escolhido é apto para realizar previsões.

Na Figura 5, observar-se que a série estimada converge para a série real, mostrando que o modelo ajustado consegue captar os movimentos oscilatórios da série, e que será útil para revelar o comortamento futuro da série.

Figura 5 – Gráfico dos valores reais, ajustados e resíduos do modelo SARIMA da variável preço de compra do cimento Portland CP IV







Visualiza-se na Figura 5 que o instante 40, que corresponde a outubro de 2013, a série não apresenta uma grande variabilidade, mas após este período há uma maior amplitude de variação, o que sugere pela inspeção gráfica um modelo heterocedástico condicionado, porém efetuando-se o teste de Heterocedasticidade condicionada, estas evidências não foram significativas. Mostrando que os resíduos oriundos deste modelo estimado não apresentam informações adicionais.

Como última etapa de modelagem e o propósito da pesquisa, realizou-se uma previsão no curto prazo 3 passos à frente do tipo "*in-sample*" conforme a Figura 6, o qual apresentou erro percentual médio absoluto igual a 2,248914.





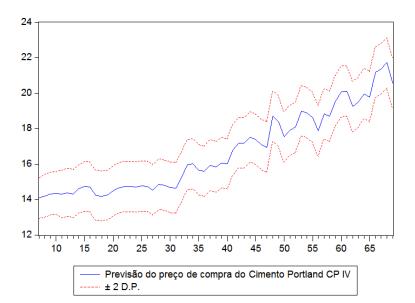


Figura 6 - Previsão in-sample do preço de compra do cimento Portland CP IV

Verifica-se na Figura 6 que o modelo SARIMA (1, 1, 0) (1, 0, 0)₄, além de captar os movimentos da série, foi capaz de prever adequadamente os valores 3 passos à frente. De posse destes valores previstos, o gestor da loja de materiais de construção poderá decidir o momento oportuno para realizar a compra para manter o estoque ou manter apenas um estoque de segurança até que o preço do produto volte ao seu nível de equilíbrio, proporcionando um fluxo de venda adequado.

4. Conclusão

A modelagem econométrica é uma ferramenta eficaz para entender o comportamento de variáveis em análise. Nesta pesquisa, o preço de compra do cimento Portland CP IV de uma loja de materiais de construção da região noroeste do Estado do Rio Grande do Sul foi objeto de estudo. Foram utilizados os modelos da classe geral ARIMA para realizar as previsões, pois havia apenas uma variável disponível a qual foi auto explicada e, desta forma, a autocorrelação existente entre as observações possibilitou realizar a previsão do preço do produto no curto prazo. Os modelos ajustados para o período de julho de 2010 a março de 2016 foram: ARIMA(4,1,0), ARIMA(0,1,4) e SARIMA(1,1,0) (1,0,0)4, o modelo SARIMA foi o que apresentou melhores estatísticas de ajustes do modelo e melhores estatísticas de previsão.



XXXVI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO



Contribuições da Engenharia de Produção para Melhores Práticas de Gestão e Modernização do Brasil João Pessoa/PB, Brasil, de 03 a 06 de outubro de 2016.

Este estudo forneceu subsídios gerenciais importantes no local onde a pesquisa foi desenvolvida e já se mostrou útil no gerenciamento de compras e de estoques desta empresa. Dessa forma, deixa-se como sugestão para futuros trabalhos, a modelagem de outras variáveis que possuam um forte impacto financeiro no desempenho mensal da empresa.

REFERÊNCIAS

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE CIMENTO PORTLAND - ABCP. **Tipos de cimento**. Disponível em: http://www.abcp.org.br/colaborativo-portal/perguntas-frequentes.php?id=21>. Acesso em: 01 abr. 2016.

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

CASARIN, V. A.; SOUZA, A. M.; SPIM, J. A. Monitoramento dos defeitos em ferro fundido usando resíduos de modelos autoregressivos. **Revista Geintec**, v.3, n.2, p. 227-238, 2013.

SINDICATO NACIONAL DA INDÚSTRIA DO CIMENTO - SNIC. **Processo de produção**. Disponível em: http://www.snic.org.br/processo.asp>. Acesso em: 18 abr. 2016.

CIMENTO.ORG. **Cimento no mundo**. Disponível em: http://cimento.org/cimento-no-mundo/>. Acesso em: 18 abr. 2016.

FARIAS, E. R.; ROCHA, F. J. S.; LIMA, R. C. **Critérios de seleção de modelos sazonais de séries temporais**: uma aplicação usando a taxa de desemprego da região metropolitana de Recife. III Encontro Regional de Estudos do Trabalho – ABET, 22 a 24 de novembro de 200 – Recife, PE. Disponível em: http://www.race.nuca.ie.ufrj.br/abet/3reg/39.DOC>. Acesso em: 20 abr. 2016.

FEDERAÇÃO DAS INDÚSTRIAS DO ESTADO DE SÃO PAULO - FIESP. **PIB do setor de construção civil caiu 2,7% no 1º trimestre do ano, mostra estudo da FIESP**. Disponível em:http://www.fiesp.com.br/noticias/pib-do-setor-de-construcao-civil-caiu-27-no-10-trimestre-do-ano-mostra-estudo-da-fiesp/>. Acesso em: 19 abr. 2016.

KLIDZIO, R.. Modelos de previsão aplicados ao controle de qualidade com dados autocorrelacionados. Santa Maria: UFSM, 2009. 155 p. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Maria, 2009.

SOUZA, A. M.; SOUZA, F.M.; ZANINI, R.R.; REICHERT, B.; LIMA JUNIOR, A. V. de. Applications Residual Control Charts Based on Variable Limits. **Int. Journal of Engineering Research and Applications**, v. 5, issue 5, (Part -1), p. 44-50, may 2015.

