**Revista ADM.MADE, Rio de Janeiro, ano 12, v.16, n.2, p.68-86, maio/agosto, 2012**

Revista do Mestrado em Administração e Desenvolvimento Empresarial da Universidade

Estácio de Sá – Rio de Janeiro (MADE/UNESA). ISSN: 2237-5139

Conteúdo publicado de acesso livre e irrestrito, sob licença Creative Commons 3.0.

Editora responsável: Isabel de Sá Affonso da Costa

Organizador do número temático: Marco Aurélio Carino Bouzada

Análise Comparativa de Modelos de Previsão: Aplicação do *Model Confidence Set* para Preços de Alumínio

*João Bosco Barroso de Castro[[1]](#footnote-1)*

*Alessandra de Ávila Montini[[2]](#footnote-2)*

Análise Comparativa de Modelos de Previsão: Aplicação do *Model Confidence Set* para Preços de Alumínio

*Commodities* primárias, tais como metais, petróleo e de agricultura, constituem matérias-primas fundamentais para a economia mundial. Dentre os metais, destaca-se o alumínio, usado em uma ampla gama de indústrias, e que detém o maior volume de contratos da London Metal Exchange (LME). Como o preço não está diretamente relacionado aos custos de produção, em momentos de volatilidade ou de choques econômicos, o impacto na indústria global de alumínio é significativo. Previsão de preços do alumínio é fundamental, portanto, para definição de política industrial, bem como para produtores e consumidores. Dadas as limitações dos métodos tradicionais para seleção de modelos de previsão, que não corrigem efeitos de *data snooping,*este trabalho aplicou o Model Confidence Set (MCS), para determinar o melhor conjunto de modelos de previsão de preços de alumínio. O MCS corrige efeitos de *data snooping* e introduz o conceito de nível descritivo para comparação múltipla de modelos. Foram desenvolvidos três modelos: ARFIMA, estrutural e mudança de regime markoviana, utilizando a base de dados de janeiro de 1980 a abril de 2012. Para cada modelo, foram geradas 60 previsões fora da amostra por meio de *rolling regressions* para estimativas de um, três, seis, 12 e 24 meses à frente. O modelo ARFIMA apresentou melhor acuracidade de previsão para três, seis, 12 e 24 meses à frente. Para previsão um mês à frente, o modelo de mudança de regime apresentou melhor acuracidade, enquanto o modelo ARFIMA proporcionou resultados equiparáveis ao de mudança de regime para um nível descritivo determinado pelo MCS de 0,10. Dessa forma, obtém-se um intervalo de acuracidade de previsão dos modelos por meio do MCS, o que não é obtido por meio dos métodos tradicionais de avaliação de previsões.

**Palavras-chave:** seleção de modelos de previsão; *Model Confidence Set*; preço de *commodities*.

**Keywords:** forecasting model selection; Model Confidence Set; commodity prices.

Comparative Analysis of Forecasting Models: Application of the Model Confidence Set for Aluminum Prices

Primary commodities, including metals, oil and agricultural products are key raw materials for the world economy. Among metals, aluminum stands out for its large use in several industrial applications and for holding the largest contract volume on the London Metal Exchange (LME). As the price is not directly related to production costs, during volatility periods or economic shocks, the impact on the global aluminum industry is significant. Aluminum price forecasting, therefore, is critical for industrial policy as well as for producers and consumers. Given limitations of traditional methods for forecasting model selection, that do not treat data snooping effects, this work has applied the Model Confidence Set (MCS), proposed by Hansen, Lunde and Nason (2011), in order to determine the best set of models for aluminum price forecasting. The MCS approach treat data snooping and introduces the concept of descriptive level for multiple model comparisons. Three models were developed: ARFIMA, structural and Markov regime switching, using monthly data from January 1980 to April 2012. For each model, 60 out-of-sample forecasts were generated through rolling regressions for 1, 3, 6, 12 and 24 monthly steps ahead. The ARFIMA model presented the best forecast accuracy results for 3, 6, 12, and 24 months. For 1 month ahead, the Markov switching model has showed the best results, while the ARFIMA model presented comparable forecast accuracy at 0.1 MCS p-value. As a result, this approach provides an interval for model forecasting performance, which is not possible to obtain by using traditional forecasting evaluation methods.

**1. Introdução**

*Commodities* primárias, tais como metais, petróleo e de agricultura, constituem matérias-primas fundamentais dos processos produtivos da economia mundial. Dentre os metais, o alumínio destaca-se por ser o elemento mais abundante na crosta terrestre (8,1%). Após o oxigênio e o silício, é o terceiro elemento, entre metálicos e não metálicos, mais abundante. Apesar de ser um metal relativamente recente, com pouco mais de 100 anos desde sua primeira comercialização, o seu uso supera o de qualquer outro metal, exceto aço. O alumínio é usado virtualmente em todos os segmentos da economia mundial, desde transportes, construção, setor elétrico até embalagens, equipamentos e indústria aeroespacial. Caracteriza-se por ser um produto leve (um terço da densidade do aço), anti-corrosivo, flexível, de boa condutividade elétrica (1 kg de alumínio conduz a mesma quantidade de eletricidade que 2 kg de cobre), refletor de calor irradiante, transmissor de calor por convecção, além de ser 100% reciclável. A sua principal fonte de obtenção é a bauxita, que necessita ser transformada em alumina, a partir da qual se produz alumínio.

O Brasil destaca-se na indústria global do alumínio, uma vez que reúne características para isso: possui a terceira maior reserva de bauxita, é o terceiro maior produtor de bauxita e alumina e é o sexto maior produtor de alumínio no mundo. A cadeia do alumínio no País registrou faturamento de US$ 13,3 bilhões em 2009 (equivalente a 3,9% do PIB industrial), investimentos de US$ 1,2 bilhão, e produção de alumínio primário de 1,5 milhão de toneladas e de produtos transformados de 1,1 milhão de toneladas – sendo que estes últimos incluem chapas, folhas, perfis, tubos, fundidos, fios e cabos, para uma ampla gama de aplicações industriais. O Brasil reciclou 385 mil toneladas de alumínio em 2009, correspondente a 38,3% do consumo interno, e desde 2001 lidera mundialmente a reciclagem de latas de alumínio para bebidas, tendo atingido 98,2% do total comercializado em 2009.

O alumínio é uma *commodity* negociada no mundo inteiro, com base na cotação diária da London Metal Exchange (LME), principal bolsa mundial para metais não ferrosos, e que em 1978 introduziu contratos a vista e a termo – neste último caso, para três meses. O alumínio representa o maior contrato da LME, tanto em contratos futuros como opções. Como o preço não está diretamente relacionado aos custos de produção, em momentos de volatilidade de mercado ou de choques econômicos o impacto na indústria global, nos países e nas empresas, pode ser significativo.

A crise financeira global de 2008/09, por exemplo, causou queda do preço do alumínio, que passou de cerca de US$ 3.071/t em julho de 2008 para $1.330/t em fevereiro de 2009. Ao mesmo tempo, os estoques mundiais de alumínio aumentaram continuamente, passando de 11,4 milhões de toneladas em julho de 2008 para 46,0 milhões de toneladas em setembro de 2009. Esta situação levou ao corte de capacidade produtiva de 3 milhões de toneladas em 2008/2009, sendo 1,9 milhão de toneladas na China e 1,1 milhão de toneladas na Europa e nos Estados Unidos. Em dezembro de 2011, os estoques ainda continuavam no patamar elevado de 47,9 milhões de toneladas e o preço permanecia em torno de US$ 2.000 por tonelada. Desde então, os preços continuam baixos, oscilando em torno de US$ 2.000/t a $2.300/t, em comparação a uma média histórica de 11 anos, referente ao perído de 2000/11, de US$ 2.500/t, a valores constantes de 2010. A indústria voltou a fazer cortes em 2010 e houve fechamento adicional de capacidade em 2011 e em 2012.

A possibilidade de que preços sejam frequentemente aleatórios introduz uma parcela importante de risco e de incerteza no processo de análise de mercado e de previsão do preço do alumínio. Esta aleatoriedade pode ser mais bem compreendida a partir de sua dinâmica de curto, médio e longo prazos.

No curto prazo, choques de mercado tendem a estar associados a fatores financeiros, principalmente à especulação e ao *hedging* em mercados futuros, em opções e em derivativos; uma ampla literatura existe para análise no curto prazo, incluindo séries temporais para dados de alta frequência (BARKOULAS et al., 1997; ADAMS; VIAL, 1988).

No médio prazo, a previsão de preços e sua interrelação com ciclos da indústria, influenciados por forças de mercado e por condições econômicas nacionais, têm sido aspectos preponderantes. Métodos econométricos utilizam análise espectral e de séries temporais, incluindo modelos estruturais de séries de tempo, os quais incorporam análise de componentes cíclicos (HARVEY, 1989).

No longo prazo, análise de tendência e de cenários de preços são importantes para avaliar investimentos de longa maturação de uma indústria de base, acima de 20 anos. Métodos econométricos de interesse têm incluído choques estruturais, subidas e quedas bruscas de preços, e movimentos de reversão (CASHIN; McDERMOTT, 2002; ANDREWS, 1993; PERRON, 1989). Neste contexto, um entendimento melhor da dinâmica de preço do alumínio, sujeito a ciclos de negócio, é extremamente desejável, tanto do ponto de vista de diretriz econômica quanto na ótica dos produtores e dos consumidores. O propósito deste trabalho é avançar na análise da dinâmica de curto e de médio prazos para determinar o melhor conjunto de modelos de previsão de preços de alumínio, utilizando o Model Confidence Set. Para isso, foram desenvolvidos três modelos: ARFIMA, estrutural e mudança de regime markoviana, utilizando uma base de dados de janeiro de 1980 a abril de 2012. Para cada modelo, foram geradas 60 previsões fora da amostra por meio de *rolling regressions* para estimativas de um, três, seis, 12 e 24 meses à frente.

O trabalho apresenta, no item 2, o referencial teórico sobre métodos de seleção de modelos, incluindo abordagens tradicionais, a metodologia de Diebold e Mariano (1995) e o Model Confidence Set(MCS), introduzido por Hansen, Lunde e Nason (2011). No item 3, apresentam-se as bases teóricas dos modelos de previsão utilizados. O item 4 descreve a série de preços de alumínio e apresenta os modelos desenvolvidos. O item 5 apresenta os resultados da seleção dos modelos de previsão por meio da aplicação do MCS e o item 6 conclui.

### 2. Métodos para Seleção de Modelos de Previsão

### 2.1. Abordagens tradicionais para seleção de modelos

As abordagens tradicionais para seleção do melhor modelo de previsão baseiam-se geralmente em medidas associadas aos erros de previsão. No entanto, tais medidas podem levar a conclusões errôneas devido a existir apenas uma realização do processo estocástico. Um modelo pode ter desempenho de previsão aparentemente superior a outro simplesmente por um resultado do acaso mais do que, de fato, por possuir melhor poder preditivo. Isso está associado ao problema de *data snooping,* que ocorre quando um conjunto de dados é usado mais de uma vez para fins de inferência e de seleção de modelos (WHITE, 2000).

Sejam e duas previsões de uma série temporal e os erros de previsão e onde ) e ). Medidas associadas aos erros de previsão usualmente incluem:

* Mean Absolute Error (MAE)

MAE =

* Mean Square Error (MSE)

MSE =

* Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE =

* Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE =

* Mean Square Percentage Error (MSPE)

MSPE =

* Root Mean Square Percentage Error (RMSPE)

RMSPE =

O problema de *data snooping* é inevitável em análise de séries temporais pelo fato de se trabalhar com apenas uma série histórica para estimar o modelo de previsão. Apesar de ser um problema geral e reconhecido por pesquisadores, ainda rotineiramente utilizam-se as abordagens tradicionais. Leamer (1978, 1983) foi um dos primeiros a apontar tais problemas e indicar as fragilidades dos métodos tradicionais. Outros trabalhos relevantes incluem os de Mayer (1980), de Miller (1981), de Cox (1982) e de Lovell (1983). Lo e McKinley (1990) chamaram a atenção deste fato para uma ampla audiência e de forma bem documentada.

Nenhum desses trabalhos, porém, resultou em um método rigoroso para avaliar se um modelo, de fato, possuía melhor poder preditivo do que outros, levando em conta os efeitos de *data snooping*. Em 1995, Mariano e Diebold propuseram um método formal para solucionar este problema, mas considerando apenas dois conjuntos de modelos, o qual será discutido a seguir.

### 2.2. O método de Diebold e Mariano

Para cada período t e para um modelo i, seja uma função de perda g(,), que, em geral, está associada diretamente ao erro de previsão, ou seja:

g(,) = g()

A hipótese nula do método proposto por Diebold e Mariano (1995) é:

: E[g()] = E[g()], ou seja, a função de perda dos dois modelos que geram as previsões  e  não seria estatisticamente diferente.

Fazendo  = [g() - g()], onde a a perda diferencial amostral, a hipótese nula é reescrita como:

: E[] = 0

As hipóteses alternativas são dadas por duas situações:

: E[]> 0, onde o modelo j possui melhor poder preditivo que o modelo i

: E[]< 0, onde o modelo i possui melhor poder preditivo que o modelo j

Seja = a perda média de previsão amostral. A estatística do teste é de Diebold e Mariano (1995) é dada por:

S = ,

onde  é um estimador consistente da variância assintótica de . Diebold e Mariano (1995) demonstram que:

S ~ N(0,1)

Portanto, utilizando testes usuais da normal padrão, pode-se determinar, entre dois modelos, o que apresenta melhor acuracidade de previsão.

**2.3. Model Confidence Set (MCS)**

O objetivo do Model Confidence Set (MCS), introduzido por Hansen, Lunde e Nason (2011), é determinar o conjunto de modelos , que contenha o(s) melhor(es) modelo(s) de uma coleção de modelos , em que o conceito de “melhor” é definido a partir de um critério associado à performance de previsão. O MCS estima um conjunto , que é o conjunto que contém os melhores modelos para um dado nível descritivo.

Uma contribuição importante do MCS é que esta abordagem reconhece as limitações dos dados e corrige efeitos de *data snooping*. Dados com mesma capacidade informacional resultam em um  que contém apenas um modelo. Dados com menor capacidade informacional resultam em um conjunto de modelos com performance de previsão equiparáveis, a um dado nível de significância. Portanto, o MCS difere dos métodos de seleção de modelos convencionais, que determinam apenas um modelo como o melhor entre todos os ajustados, com base em apenas um critério, independentemente da natureza dos dados.

O método de seleção pelo MCS é baseado em um teste de equivalência, e uma regra de eliminação . O teste de equivalência é aplicado para o conjunto = . Se é rejeitado, então há evidência de que os modelos não apresentam o mesmo poder preditivo e é utilizada para eliminar os modelos com baixa performance de previsão. Esse procedimento é repetido até que é aceito e o é definido para um conjunto dos melhores modelos. Utilizando um nível descritivo em todos os testes, o método assegura que ( ) Quando contém apenas um modelo, tem-se o caso forte em que ( )

O MCS também gera níveis descritivos para cada modelo comparado. Para um dado modelo i , o nível descritivo é o *threshold* para o qual i , se e somente se > Dessa forma, um modelo com baixo nível descritivo o torna improvável de estar entre os melhores de acuracidade de previsão.

O algoritmo do MCS baseia-se nos seguintes passos: (i) inicialmente, fazer *M* = . Testar a hipótese usando ao nível descritivo Se é aceita, então definimos = *M*, caso contrário, usamos para eliminar o modelo de baixa performance e repete-se a rotina. Esse algoritmo foi implementado no software *Ox Metrics* por Doornik através do pacote MULCOM e que é aplicado no desenvolvimento do presente trabalho para a seleção dos melhores modelos de previsão de preço de alumínio.

**2.4. Abordagens para previsão de preços de *commodities***

**2.4.1. ARFIMA**

O modelo ARFIMA foi introduzido por Granger e Joyeux (1980), no sentido de captar efeito de memória longa através de uma diferenciação fracionária. A razão da escolha desse processo para modelar séries com memória longa é que o efeito do parâmetro d em observações distintas decai hiperbolicamente à medida que a distância aumenta, enquanto os efeitos de e de decaem exponencialmente. O parâmetro d deve ser escolhido para explicar a estrutura de correlações de ordens elevadas da série, enquanto e explicam as correlações de baixa ordem.



A expressão geral do modelo SARIMA (BOX; JENKINS, 2008) é dada pela expressão abaixo, onde B representa o operador de defasagem e Dessa forma, se a série fracionalmente diferenciada por d maior que -0,5 e menor que 0,5 no componente (1, segue-se um modelo ARFIMA(p,d,q).



(1∅1B1 ... ∅pBp) (11Bs ... PBsP)(1Bd) (1BS)DXt= (1 + θ1B1 + ... + θqBq)(1 + Θ1B𝑠 + ... + ΘQBsQ)Zt

**2.4.2. Modelo estrutural**

Formalmente proposto por Harvey (1989), o modelo estrutural modela uma série temporal em função de seus componentes não observáveis: tendência; sazonalidade; componente cíclico, segundo um abordagem linear. A denominação estrutural decorre do fato de se buscar uma modelagem por meio de componentes com uma clara interpretação da realidade.

O modelo geral linear aditivo é expresso por

+ + (3)



onde , , são os componentes estocásticos de tendência, sazonalidade e cíclica e é um ruído branco, conforme descritos na seção 2.2.1. Os componentes , , seguem as leis de formação abaixo. Os parâmetros a serem estimados são . O componente sazonal requer geralmente (s-1) equações de estado, onde s é o período sazonal; no caso abaixo, consideramos s = 4.



1. Tendência

+ t , t ~ 𝑁 𝐼 ( 0 , 𝜎 2 )



+ t , t ~ 𝑁 𝐼 ( 0 , 𝜎 2 )



1. Sazonalidade

+ t,t~𝑁𝐼(0,𝜎2)



(iii) Ciclo

𝜔 t = t t , t ~ 𝑁 𝐼 (0 , 𝜎 2 )

t = t − 1 + t , t ~ 𝑁 𝐼 (0 , 𝜎 2 )

**2.4.3. Modelo de mudança de regime**

O modelo de mudança de regime foi proposto por Hamilton (1994) para explicar a dinâmica de evolução do PIB norte-americano. O modelo de mudança de regime é uma abordagem não linear e considera que a série é governada por processos auto-regressivos distintos.

No caso de um modelo com dois regimes, seguem os seguintes processos:

+ , para regime 1

+ , para regime 2

onde



Não se conhece , mas assume-se que existe uma matriz de probabilidades que governa a mudança de regime, dada por:

P = ,

onde é a probabilidade de passar para o regime i, dado que está no regime j.

### 3. Série de Preços de Alumínio e Relação com Preço de Petróleo Brent

O conjunto de dados utilizados consiste na série mensal de preço a vista de alumínio, de janeiro de 1980 a abril de 2012. A série foi obtida a partir dos dados diários de fechamento de preço de venda de alumínio a vista, diretamente da LME, desde 2 de janeiro de 1980 até 30 de abril de 2012, durante os dias úteis de seu funcionamento.

A série de preço do alumínio está apresentada nas Figuras 1a e 1b, onde se observa um pico de US$ 3.645/t em junho de 1988. Entre 1990 e 2005, os preços oscilaram em torno de US$ 1.500/t, notando-se aumento significativo até meados de 2008, principalmente em função da demanda da China. A queda do preço do alumínio de cerca de US$ 3.071/t em julho de 2008 para $1.330/t em fevereiro de 2009 é explicada pela crise financeira global de 2008/09. Observa-se uma recuperação do preço até o primeiro trimestre de 2011, quando os efeitos da crise da Europa, associados a uma crescimento menor da demanda da China (em torno de 8% a 9%, comparado a taxa acima de 10% em períodos anteriores) levaram a nova queda de preços, em um patamar que permanece em torno de US$ 2.000/t.

A aplicação dos testes de raiz unitária indica que a série de preço de alumínio não é estacionária a 5% tanto pelo ADF como pelo KPSS, pois há aceitação da hipótese nula do teste ADF de que a série não é estacionária (possui raiz unitária) e rejeição da hipótese nula do KPSS de estacionariedade, conforme indicado na Tabela 1.

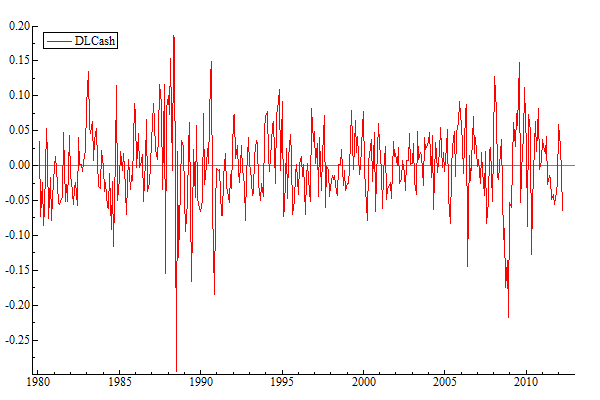
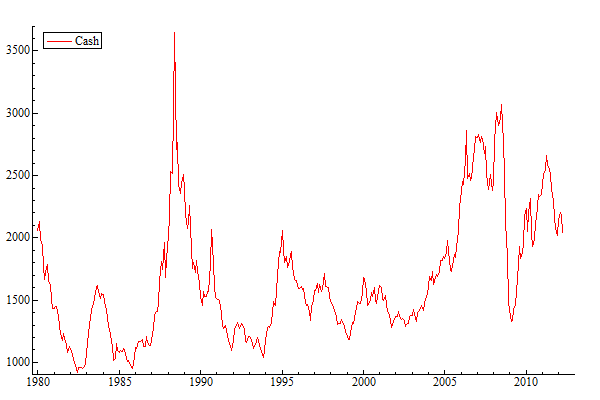
Isso significa que os preços de alumínio apresentam tendência e que, portanto, para as abordagens ARFIMA e de mudança de regime, será necessário fazer a diferenciação da série, antes de identificar o melhor modelo ajustado. A Tabela 2 mostra o teste ADF com a série em primeira diferença – a estatística t é -14,651, bem acima do valor crítico de -3,455 para 1% de nível descritivo, indicando que a série torna-se estacionária.

**Figura** **1b - Log-retornos de alumínio**

**Janeiro de 1980 a abril de 2012.**

**Figura 1a - Preço de alumínio (*cash*) em US$/t**

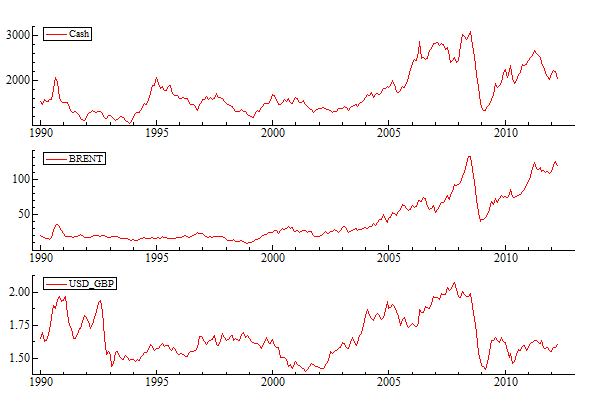
**Janeiro de 1980 a abril de 2012.**



Fonte: London Metal Exchange.

Fonte: London Metal Exchange.

**Figura 2 - Preço de alumínio (*cash*) em US$/t e de petróleo Brent (US$/barril), e câmbio (USD/GBP)**



Fontes: London Metal Exchange, IPEADATA.

Tabela 1 - Resultados dos testes de raiz unitária - ADF e KPSS

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Teste | Estatística observada | Nível Descritivo |
| Preço alumínio | ADF | -2,456 (estatística t) | 0,1274 |
| (US$/t) | KPSS | 0,635 (estatística LM) | - |
| Câmbio | ADF | -3,102 (estatística t) | 0,0275 |
| (US$/£) | KPSS | 0,181 (estatística LM) | - |
| Preço petróleo | ADF | -0,657 (estatística t) | 0,8541 |
| (US$/barril) | KPSS | 1,573 (estatística LM) | - |

Nota: ADF - t crítico de -3,453 a 1% nível descritivo, -2,871 a 5% e -2,572 a 10%.

KPSS - t crítico de 0,739 a 1% nível descritivo, 0.463 a 5% e 0,347 a 10%.

Fonte: Elaboração dos autores.

**Tabela 2 – Teste ADF para o Preço de Alumínio em Primeira Diferença**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  | **t-Statistic** | **Prob.** |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | | | -15,155 | 0.0000 |
| Test critical values: | 1% level |  | -3,455 |  |
|  | 5% level |  | -2,872 |  |
|  | 10% level |  | -2,573 |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |

Fonte: Elaboração dos autores.

A Figura 2 mostra também a série da taxa de câmbio em termos de dólar norte-americano por libra esterlina e de preços de petróleo Brent desde janeiro de 1990 a abril de 2012, uma vez que são variáveis que influenciam as margens da indústria de alumínio. O câmbio utilizado foi a libra esterlina por dólar norte-americano porque corresponde à única taxa continuamente cotada para fechamentos de contratos de alumínio, desde que foram introduzidos pela LME. A série de câmbio mostra uma forte desvalorização do dólar no início dos anos de 1990, seguido de período relativamente estável até 2005, apreciação e posterior queda em função da crise de 2008/09. Sua recuperação não voltou aos níveis que vigoraram de 2006 a meados de 2008. O preço de petróleo apresenta contínuo aumento a partir de 2009, atingindo US$ 125/barril em março de 2012, tendo como um dos fatores importantes o agravamento do contexto político no Oriente Médio. Conforme indicado na Tabela 1, a série de câmbio é estacionária a 5% e a série de preço de petróleo não é estacionária nem a 10% de nível descritivo.

Foi realizado o teste de Engle e Granger a fim de determinar se a série de preço de alumínio apresenta relação de longo prazo com taxa de câmbio (US$/£) e com preço de petróleo. Para isso, foi realizada inicialmente uma regressão da série de preço de alumínio com as outras duas. Com base nos resíduos obtidos, foi feito o teste de cointegração, utilizando os valores críticos de McKinnon. As Tabelas 3a e 3b mostram as regressões do preço do alumínio contra câmbio e preço de petróleo, respectivamente. A Tabela 4 mostra o resultado do teste ADF dos resíduos obtidos das regressões.

**Tabela 3a - Regressão do preço de alumínio contra taxa de câmbio (US$/£)**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| **Variable** | **Coefficient** | **Std. Error** | **t-Statistic** | **Prob.** |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| C | -1078,593 | 264,5168 | -4,077596 | 0,000 |
| USD\_GBP | 1711,437 | 158,1718 | 10,82012 | 0,000 |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |

Fonte: Elaboração dos autores

**Tabela 3b - Regressão do preço de alumínio contra preço de petróleo**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |
| **Variável** | **Coeficiente** | **Erro-padrão** | **Estatística-t** | **Prob.** |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| C | 1336,300 | 35,43407 | 37,71230 | 0,0000 |
| BRENT | 11,30267 | 0,727477 | 15,53680 | 0,0000 |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |

Fonte: Elaboração dos autores.

**Tabela 4 - Teste ADF dos resíduos das regressões**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| **Regressão (y *vs* x)** |  |  | **Estatística-t** | **Prob.\*** |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| Preço de alumínio vs câmbio | | | -2,642 | 0,086 |
| Preço de alumínio vs preço de petróleo | | | -2,960 | 0,004 |

Fonte: Elaboração dos autores.

Comparando as estatísticas t com os valores críticos de McKinnon para cointegração do teste de Engle e Granger, quais sejam, -3,434 a 1%; -2,862 a 5% e -2,57 a 10%, conclui-se que há uma relação de longo prazo entre preço de alumínio e preço de petróleo a 5% de nível descritivo, mas não entre preço de alumínio e câmbio.

O período considerado para previsão fora da amostra foi de 60 meses, de maio de 2007 a abril de 2012. Foi utilizado o OxMetrics para estimação dos modelos e o pacote MULCOM, também do OxMetrics, para a aplicação do MCS.

1. **Modelos Desenvolvidos para Previsão de Preços de Alumínio**

**4.1. ARFIMA**

As Tabelas 5a e 5b mostram os resultados da estimação e estatísticas de teste do modelo ARFIMA.Todos os coeficientes foram significativos a um nível descritivo de 5%. No entanto, observou-se correlação serial e efeitos de heterocedasticidade nos resíduos a partir da quinta defasagem, sugerindo que modelos de volatilidade possam ser adequados para os dados em questão.

De fato, a partir do estabelecimento da LME como referência para preços e comercialização de contratos futuros de alumínio, o mercado global de alumínio passou a ser visto como uma alternativa de investimento financeiro pelos diversos agentes de mercado. Investidores acompanham de perto os desenvolvimentos dos mercados de *commodities*, bem como dos mercados financeiros. Assim, a negociação no mercado global de alumínio tende a seguir padrões similares aos mercados financeiros.

Os preços de ativos financeiros usualmente apresentam variância dependente do tempo, e os investidores precisam projetar a volatilidade desses ativos para tomar posições no mercado. O fato de os mercados de *commodities* também serem utilizados como especulação e *hedging* torna relevante a adotar outras abordagens, incluindo modelos de volatilidade. Neste contexto, optou-se pela utilização de modelos de mudança de regime e estrutural, cujos resultados serão discutidos a seguir.



Fonte: Elaboração dos autores.

**4.2. Modelo estrutural**

A Tabela 6 mostra os resultados da estimação do modelo estrutural, realizados com base no logaritmo natural dos preços do alumínio. O modelo incluiu componentes de quatro tipos: nível, tendência, sazonalidade e ciclo (cinco, 10 e 20 anos). Os resultados indicam que a variância do nível é a mais relevante para explicar a variabilidade dos dados para um, seis, 12 e 24 meses à frente, seguida pela variância da tendência. Para seis meses à frente, o componente cíclico é o mais significativo, seguido pela variância da tendência e do nível.

**Tabela 6 – Modelo Estrutural sem AR(1): Variâncias(q-ratio)**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Horizonte** | **Nível** | **Tendência** | **Sazonal** | **Irregular** |
| 1 mês | 0.001 (1.000) | 9.62e-5 (0.065) | 0.000 (0.000) | 9.15e-6 (0.006) |
| 6 meses | 1.98e-5 (0.012) | 3.70e-5 (0.023) | 0.000 (0.000) | 0.000 (0.000) |
| 12 meses | 0.002 (1.000) | 0.001 (0.085) | 0.000 (0.000) | 0.000 (0.000) |
| 24 meses | 0.002 (1.000) | 0.002 (0.093) | 0.000 (0.000) | 0.000 (0.000) |
| ***Ciclos - Variâncias(q-ratio)*** | | | |
|  | **Cycle 1** | **Cycle 2** | **Cycle 3** |
| 1 mês | 7.37e-5 (0.051) | 9.65e-5(0.066) | 1.34e-6(0.001) |
| 6 meses | 1.26e-6 (0.001) | 0.002 (1.000) | 8.09e-7 (0.001) |
| 12 meses | 3.80e-8 (2.12e-5) | 9.15e-7 (0.001) | 4.27e-8 (2.38e-5) |
| 24 meses | 2.74e-10 (1.57e-7) | 1.35e-8 (7.77e-6) | 0.000 (0.000) |

Fonte: Elaboração dos autores.

**4.3. Modelo de mudança de regime Markoviana**

Modelagem por mudança de regime requer que a série de dados seja estacionária. Dessa forma, o ajuste foi realizado com base nos log-retornos do preço de alumínio, que se mostraram uma série estacionária, conforme demonstrado no item 3. Utilizou-se mudança na variância em dois regimes, onde o log-retorno com uma defasagem e o componente sazonal foram incluídos como variáveis independentes, mas sem operar mudança de regime. Os coeficientes de ambos regressores foram significativos a 5% de nível descritivo. As matrizes de transição apresentaram baixa probabilidade de mudança do regime 0 (preços desfavoráveis) para o regime 1 (preços favoráveis) e vice-versa, enquanto indicaram elevada probabilidade de manutenção dos preços no regime corrente. As Tabelas 7a e 7b mostram os resultados das estimações e principais estatísticas de teste. A Figura 3 mostra que o regime de preços desfavoráveis ocorreu principalmente no final da década de 1990 (com a sobreoferta de alumínio pela antiga União Soviética) e em 2008/09, decorrente da crise financeira internacional.

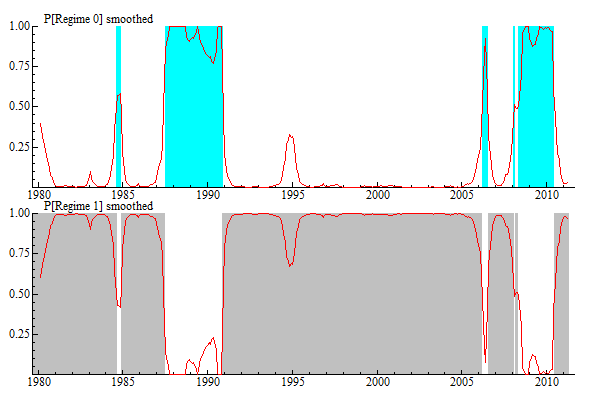


Fonte: Elaboração dos autores.



Fonte: Elaboração dos autores.

Figura 3 – Modelo de Mudança de Regime



Fonte: Elaboração dos autores.

**5. Seleção dos Modelos de Previsão por Meio do Model Confidence Set**

Para a aplicação do MCS, foram consideradas 60 previsões de maio de 2005 a abril de 2012, com nível descritivo de 0,1 para comparação múltipla de modelos. Os resultados da comparação dos modelos pelo MCS estão indicados na Tabela 8.



Fonte: Elaboração dos autores

Os resultados mostram que o modelo ARFIMA apresentou melhor acuracidade de previsão para três, seis, 12 e 24 meses à frente, enquanto o modelo de mudança de regime apresentou resultados equiparáveis a 0,1 de nível descritivo. Para previsão um mês à frente, o modelo de mudança de regime proporcionou os melhores resultados, enquanto o modelo ARFIMA demonstrou acuracidade equiparável ao de mudança de regime com um nível descritivo determinado pelo MCS de 0,7573. O método tradicional, com base no erro quadrático médio (EQM), apontou resultados em linha com os do MCS. No entanto, para um mês à frente, não possui poder de informação para caracterizar os modelos de regime e ARFIMA como tendo previsão similares ao nível descritivo de 0,1.

A Figura 4 mostra os preços de alumínio realizados e os previstos pelo modelo de mudança de regime, calculados ponto a ponto por meio de *rolling regressions* para um mês à frente, de maio de 2007 a abril de 2012. Os resultados demonstram que 92% - correspondente a 55 dos 60 meses - dos preços observados ficaram dentro do intervalo de confiança, indicando boa qualidade do modelo estimado.

Figura 4 – Projeção de Preço de Alumínio pelo Modelo de Mudança de Regime para um intervalo de confiança com ± 2 erros-padrão (~95% confiança)



Fonte: Elaboração dos autores.

**5. Conclusões**

Os métodos tradicionais de seleção de modelos não reconhecem as limitações dos dados da amostra e determinam apenas um melhor modelo, que pode ser selecionado simplesmente por um resultado do acaso mais do que, de fato, por possuir melhor poder preditivo. O MCS, por outro lado, seleciona o melhor conjunto de modelos para um dado intervalo de confiança e reconhece as limitações dos dados, avaliando as informações da amostra sobre o desempenho relativo dos modelos em questão.

Os resultados do MCS indicaram que o modelo ARFIMA é o *benchmarking*, para três, seis, 12 e 24 meses à frente, com base em 60 previsões fora da amostra, de maio de 2007 a abril de 2012, por meio de *rolling regressions*, enquanto o modelo de mudança de regime apresentou resultados equiparáveis para um nível de significância de 0,1*.* Os resultados podem sugerir que a capacidade do modelo ARFIMA de captar efeitos de memória longa resultaria em uma melhor acuracidade de previsão nesses casos.

Para previsão um mês à frente, por outro lado, conforme indicado pelo MCS, o modelo de mudança de regime apresentou os melhores resultados, enquanto o modelo ARFIMA apresentou acuracidade de previsão equiparável ao de mudança de regime para nível de significância de 0,1. Utilizando o modelo de mudança de regime para previsão um mês à frente, 92% dos preços observados ficaram dentro do intervalo de confiança, indicando a boa qualidade do ajuste do modelo de mudança de regime.

O método tradicional, com base no erro quadrático médio, apontou resultados direcionalmente em linha com os do MCS. No entanto, foi capaz de determinar apenas um melhor modelo para cada horizonte de tempo, em contraste com os resultados acima do MCS, o qual selecionou o ARFIMA e o modelo de mudança de regime como o conjunto de melhores modelos ao longo dos horizontes de tempo analisados.

Adicionalmente, para um nível de significância de 5%, determinou-se que o preço de petróleo pode ter relação de longo prazo com o preço de alumínio. Como extensão do trabalho, é sugerido um modelo VAR/VEC para previsão de preços, com inclusão de mudança de regime. Vale ressaltar que modelos de volatilidade tradicionais da família GARCH também apresentam limitações de poder preditivo sob quebra estrutural (HWANG; VALLS PEREIRA, 2006). Assim, estudos futuros indicariam a aplicação do MCS para previsão de preços de *commodities*, incluindo VAR/VEC e modelos de volatilidade com mudança de regime.

**Referências**

ADAMS, F.; VIAL, J. Explaining recent metals price swings. **Resources Policy**, v.14, p.85-96, 1988.

ANDREWS, D. Tests for parameter instability and structural change with unknown change point. **Econometrica**, v.71, n.2, p.579-625, 1993.

BARKOULAS, J.; LABYS, W.; ONOCHIE, J. Fractional dynamics in international commodity prices. **Journal of Future Markets,** v.17, n.2, p.161-189, 1997.

BOX, G.; JENKINS, G.; REINSEL, G. **Time series analysis**. New York: Wiley, 2008.

CASHIN, P.; McDERMOTT, C. Long run behavior of commodity prices: small trends and big variability. **IMF Staff Papers**, v.49, n.2, p.175-199, 2002.

CHEN, Y.; ROGOFF, K.; ROSSI, B. Can exchange rates forecast commodity prices. **The Quarterly Journal of Economics**, v.125, n.3, p.1145-1194, August, 2010.

COX, D. R. Statistical significance tests. **British Journal of Clinical Pharmacology**, v.14, p.325-331, 1982.

DIEBOLD, F. X.; MARIANO, R. Comparing predictive accuracy. **Journal of Business and Economic Statistics**, v.13, p.253–263, 1995.

ENGLE, R. F.; BROWN, S. J. Model selection for forecasting. **Journal of Computationin Statistics**, v.51, p.341–365, 1985.

GONÇALVES, S.; WHITE, H. Bootstrap standard error estimates for linear regression. **Journal of the American Statistical Association,** v.100, p.970–979, 2005.

GRANGER, C.; KING, W. J.; WHITE, H. Comments on testing economic theories and the use of model selection criteria. **Journal of Econometrics**, v.67, p.173–187, 1995.

HAMILTON, J. **Time series analysis**. Princeton: Princeton University Press, 1994.

HANSEN, P.; LUNDE, A.; NASON, J. The Model Confidence Set. **Econometrica**, v.79, n.2, p.453-497, March, 2011.

HANSEN, P. R. A Test for superior predictive ability. **Journal of Business & Economic Statistics**, v.23, p.365–380, 2005.

HARVEY, A. **Forecasting, structural time series models and the Kalman filter**. Cambridge: Cambridge University Press. 1989

\_\_\_\_\_\_.; **Time series models**. 2nd edition. Cambridge: The MIT Press, 1994.

\_\_\_\_\_\_.; **The econometric analysis of time series**. Cambridge: The MIT Press, 1989.

HWANG, S; VALLS PEREIRA, P. L. Small sample properties of GARCH estimates and persistence. **European Journal of Finance**, v.12, n.6-7, p. 473-494, Oct, 2006.

LEAMER, E. **Specification searches:** ad hoc inference with non experimental data. New York: Wiley, 1978.

LEE, K.; NI, S. On the dynamic effects of oil price shocks: a study using industry level data. **Journal of Monetary Economics,**  v.49, p.823–852, 2002

LO, A.; MACKINLEY, C. Data Snooping Biases in Tests of Financial Asset Pricing Models. **Review of Financial Studies**, v.3, p.431-468, 1990.

LOVELL, M. C. Data mining. **Review of Economics and Statistics**, v.45, p.1-12, 1983.

MAYER, T. Economics as a hard science: realistic goal or wishful thinking? **Economic Inquiry**, v.18, p.165-178, 1980.

MILLER JR., R. G. **Simultaneous statistical inference**. New York: Springer-Verlag, 1981.

PERRON, P. The great crash, the oil price shock and the unit root hypothesis. **Econometrica**, v.55, p.277-309, 1989.

SCHAEFFER, P. **Commodity modeling and pricing**. New York: Wiley, 2008.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. Forecasting inflation. **Journal of Monetary Economics**, v.44, p.293–335, 1999.

WHITE, H. **Estimation, inference and specification analysis**. Cambridge: Cambridge University Press, 1994.

\_\_\_\_\_\_. Reality check for data snooping. **Econometrica**, v.68, n. 5, p. 1097-1126, Sep., 2000.

1. Uma versão preliminar deste artigo foi apresentada e publicada nos Anais do XV SEMEAD – Seminários em Administração da FEA/USP, outubro de 2012, São Paulo - SP.

   Artigo recebido em 19/11/2012 e aprovado em 14/12/2012. Artigo convidado à submissão e avaliado em *double blind review*.

   Mestre em Contabilidade e Finanças pela Pontifícia Universidade Católica de São Paulo (PUC-SP). Master in Business Administration, Rensselaer Polytechnic Institute, EUA.Doutorando em Administração de Empresas pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo (FEA/USP). Endereço: FEA/USP - Rua Professor Luciano Gualberto, 908 – Butantã - CEP: 05508-010 – São Paulo, SP. Email: [joaobosco.castro@usp.br](mailto:joaobosco.castro@usp.br) [↑](#footnote-ref-1)
2. Doutora em Administração de Empresas pela FEA/USP. Professora da FEA/USP. Endereço: FEA/USP - Rua Professor Luciano Gualberto, 908 – Butantã - CEP: 05508-010 – São Paulo, SP. Email: [amontini@usp.br](mailto:amontini@usp.br) [↑](#footnote-ref-2)