

Área temática:

Finanças

AUTORES**CARLOS ANDRE VAZ JUNIOR**

Universidade Federal do Rio de Janeiro

cavazjunior@gmail.com

BRUNO DE ALMEIDA BARBABELA

Universidade Federal do Rio de Janeiro

bbarbabela@con.ufrj.br

Título do trabalho:

Análise exploratória da aplicação de modelos auto-regressivos na previsão do comportamento dos preços de derivados de petróleo

Resumo :

Modelos auto-regressivos das classes AR, ARX e ARMAX são amplamente usados como ferramentas preditoras do comportamento futuro de mercados. Aplicou-se neste trabalho tal metodologia para gerar previsões de tendência para o mercado *spot* de gasolina e gásóleo. Além das informações advindas da própria série temporal, utilizaram-se também informações advindas do mercado de petróleo. Foram avaliadas séries de variações de preços diárias e de 5 dias, para o período de 8 de janeiro de 1990 a 13 de fevereiro de 2006. A partir do estudo das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial optou-se por avaliar modelos auto-regressivos com ordens entre 1 e 5. Modelos de ordens baixas mostraram-se mais adequados para a elaborações destes mercados. Conforme esperado, forte influência do preço do petróleo sobre o de seus derivados foi diagnosticada. Este estudo mostrou que maior eficiência de previsão pode ser obtida através do uso de séries temporais semanais. A excessiva volatilidade presente nas séries diárias não é corretamente representada através dos modelos aqui estudados.

Abstract

Auto-regressive models like AR, ARX and ARMAX are widely used as predictions tools of diferents markets. Auto-regressive models were applied in this work to generate forecasts of trend for the market of gasoline and gasoleum. Information of gasoline, gasoleum and petroleum time series were used. Time series of daily and weekly variations of prices had been evaluated. The period was of 8 of January of 1990 to 13 of February of 2006. The autocorrelation function and partial autocorrelation function were used to define the models orders. Models with orders between 1 and 5 are used. Models of order 3 or lower had revealed more adequate for the elaborations of these markets. A strong influences of petroleum over gasoline price was diagnosised. This study showed that bigger efficiency of forecast can be gotten through the use of weekly time series. Daily time series have extreme volatility. High volatility is not correctly represented by a simple autoregressive model.

Palavras-chave:

Modelos auto-regressivos, Petróleo, Séries Temporais.

1. Introdução

A utilização de ferramentas matemáticas na busca pela antecipação do comportamento do mercado, permitindo assim a obtenção de lucro, é tema de diversos estudos. Estes não se restringem apenas aos mercados acionários, estendendo-se também a outros mercados, tais como o mercado internacional de *commodities*. O petróleo e seus derivados, como gasolina e gásóleo, são *commodities* de alta importância no mundo moderno, e seus mercados *spot* apresentam grande quantidade de negócios diariamente. Desse modo, a busca por ferramentas que tornem a operação mais lucrativa é tema recorrente na literatura econômica.

Diferentes trabalhos buscam obter, a partir de séries temporais, informações sobre o comportamento passado do mercado que permitam prever seu comportamento futuro. Abordagens por redes neurais são um exemplo. Zaneti Junior e Almeida [1998] desenvolveram estudo exploratório usando redes neurais na previsão do comportamento do mercado acionário brasileiro. Redes também foram usadas por Hamid e Iqbal [2003] em análises do mercado futuro de ações nos Estados Unidos. Por outro lado, Fang e Xu [2003] e Freitas e Silva [1999] unem a abordagem por redes neurais com metodologias de análise técnica, buscando assim uma complementação dos dois conceitos.

De aplicação semelhante às redes neurais estão os modelos auto-regressivos [BOX *et al.* 1994]. Wu *et al.* [2005] usam modelos desse tipo para avaliar os parâmetros significativos na previsão de demanda de moeda por parte da população economicamente ativa do Taiwan. Akal [2004] usa a mesma classe de modelos para prever a demanda mundial por viagens para a Turquia.

Estudos baseados em séries temporais também foram desenvolvidos para o mercado de petróleo. Modelos auto-regressivos foram aplicados no desenvolvimento de previsões relacionadas ao mercado futuro de petróleo por Sadorsky [2002]. Além da previsão de preço, a relação entre o comportamento dos mercados de petróleo e de seus derivados vem despertando interesse. Pindyck [2001] e Radchenko [2005/1] apontam diferentes padrões de choques no mercado de petróleo, classificando-os em choques de curto e longo prazo. De acordo com os estudos, o preço da gasolina responderia de forma diversa as duas classes de choques.

Kaufmann e Laskowski [2005] estudam o fenômeno de assimetria nas respostas do preço de derivados de petróleo aos choques do mercado do óleo cru. Em condições de assimetria, a resposta dinâmica do preço da gasolina as elevações do preço do petróleo não se mostra simétrica à ocorrida em períodos de queda nos preços. Kaufmann e Laskowski buscam em parâmetros como estoque de produto e taxa de utilização das refinarias, justificativas para a assimetria. Radchenko [2005/2], por outro lado, investiga a correlação entre volatilidade do mercado de petróleo e a assimetria no preço da gasolina.

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de ferramenta de previsão de tendência, denominada “ferramenta preditora”, para o mercado *spot* de gasolina e gásóleo. O “preditor” foi desenvolvido a partir de modelos auto-regressivos baseados em séries temporais. Alguns dos modelos auto-regressivos aplicados aqui, além das informações da própria série temporal, utilizam também informações advindas de séries externas. Inúmeros trabalhos relacionam fortemente o comportamento do preço do petróleo com o de seus derivados. Asche *et al.* [2003] afirmam que essa relação pode ser utilizada no desenvolvimento de previsões. Sendo, desse modo, o preço do petróleo a série externa escolhida.

Espera-se que uma ferramenta de previsão de tendência seja capaz de antecipar corretamente períodos de alta ou de baixa nos preços. Nesse trabalho, buscou-se desenvolver uma ferramenta para prever momentos de alta ou baixa, porém não o valor exato que o preço assumirá. Essa diferenciação é importante, pois inúmeras ferramentas baseadas em séries temporais mostraram-se, por si só, incapazes de prever valores futuros para o mercado de forma precisa [ZANETI JUNIOR e ALMEIDA, 1998]. A previsão de tendência, por si só, torna o preditor um indicador para operações de compra ou venda.

O trabalho está assim organizado, na sessão 2 abordar-se a metodologia aplicada no estudo. Na sessão 3, os dados experimentais referentes as séries temporais do mercado de gasolina, gásóleo e petróleo são caracterizados. A aplicação da metodologia aos dados experimentais e os resultados obtidos são então apresentados na sessão 4. Finalmente, na sessão 5 apresentam-se as conclusões.

2. Metodologia

Existem muitos métodos atualmente disponíveis para a formulação de sistemas de previsão de variáveis de mercado. Nesse trabalho, enfocam-se modelos auto-regressivos dos tipos AR (*autoregressive*), ARX (*autoregressive exogenous*) e ARMAX (*autoregressive moving average exogenous*). Grande parte da metodologia descrita aqui foi formalizada por George Box e Jenkins [1994], sendo chamada “metodologia Box e Jenkins”.

É importante diferenciar os modelos baseados em séries temporais de acordo com o número de variáveis incluídas. Modelos baseados em uma única variável são chamados de “modelos monovariáveis” [VANDAELE, 1983]. Esses modelos são baseados no uso de apenas uma série temporal, ou seja, baseiam-se nos dados de comportamento passado de uma única variável, assumindo que fatores externos a ela não mudem ao longo do período de previsão. Modelos da classe AR são monovariáveis.

Por outro lado, modelos que usam explicitamente outras variáveis para descrever o comportamento do parâmetro desejado são chamados de “modelos multivariáveis” ou “múltiplos” [VANDAELE, 1983], e expressam a relação dinâmica entre as diversas variáveis. As classes ARX e ARMAX são compostas por modelos multivariáveis.

Todos os procedimentos matemáticos desenvolvidos neste trabalho foram implementados em ambiente MATLAB 6.1 (MathWorks Inc.).

2.1 Visão geral da metodologia Box-Jenkins

Os modelos AR, ARX e ARMAX pertencem a uma mesma família e são a combinação de até três componentes denominados “filtros”: o componente auto-regressivo (AR), o componente de médias móveis para amortecimento dos erros de predição (MA) e o componente para dependência de uma série externa (X). O objetivo é que, após a aplicação dos filtros, a série temporal torne-se um ruído aleatório, demonstrando que o modelo consegue descrever a série salvo de um ruído. Satisfeita esta condição e invertidos os filtros, o modelo pode ser utilizado para a predição de dados futuros da variável de interesse, conforme apresentado na Figura 1. Na figura, $u(t)$ é a série temporal de entradas, $y(t)$ a série temporal de saídas e $v(t)$ ruído.

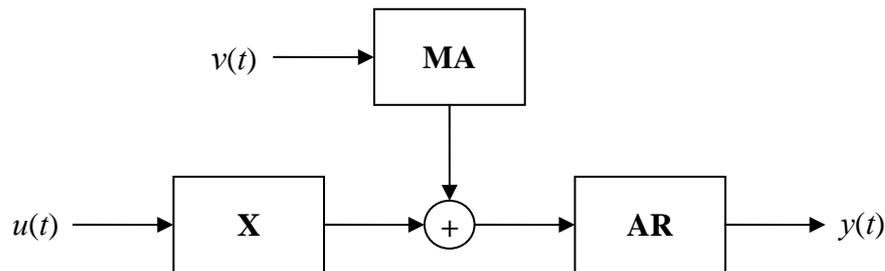


Figura 1: Esquema de predição dos modelos da família ARMAX

Pode-se descrever as etapas da metodologia Box-Jenkins em quatro itens gerais [BOX *et al.* 1994]:

- **Identificação:** é a etapa de definição dos filtros mais adequados para a série analisada. Utilizar filtros em excesso na descrição de uma série não promove previsões melhores, além de complicar desnecessariamente seu processamento matemático. Muitas vezes, a identificação dos filtros necessários é feita pela observação do comportamento de funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) [WERNER e RIBEIRO, 2003].
- **Estimação:** escolhidos os filtros, estimam-se as ordens e os parâmetros que compõem os modelos. Novamente, é importante manter o modelo em sua forma mais simples, com a menor ordem em cada filtro. Elevar a ordem, ou seja, usar dados referentes ao passado distante que não exercem influência sobre o comportamento presente não melhora o desempenho do modelo.
- **Diagnóstico:** determinar a acurácia do modelo estimado através da comparação dos dados previstos com os dados obtidos a partir da série real. Nessa etapa é realizada avaliação para verificar se o modelo é capaz de prever de forma segura o comportamento futuro do mercado. Caso não seja obtido sucesso no seu uso como “preditor”, retorna-se as etapas anteriores para a busca de um novo modelo.
- **Aplicação:** após as etapas anteriores terem obtido êxito, a ferramenta é colocada em uso.

2.2 Estacionariedade

Para o uso de algumas metodologias que envolvem séries temporais, é importante garantir a estacionariedade da mesma. Uma série é dita estacionária quando não existe tendência, i.e., a média é constante durante toda a série temporal. Variância constante e autocorrelação entre valores da série dependente apenas da distância entre os pontos e não do intervalo temporal analisado são outras condições necessárias para garantir a estacionariedade [WERNER e RIBEIRO, 2003].

A detecção de não estacionariedade de uma série pode muitas vezes ser efetuada simplesmente pela observação gráfica da mesma. Além da análise visual, o comportamento da FAC também funciona como indicativo de não estacionariedade [WERNER e RIBEIRO, 2003]. Adicionalmente, a estacionariedade de uma série temporal pode ser testada aplicando-se testes de raiz unitária [AKAL, 2004]. Um teste de raiz unitária amplamente usado é o de Dickey e Fuller, o qual aplicou-se neste trabalho. A hipótese nula deste teste é a não

estacionariedade, sendo testada contra a hipótese alternativa de estacionariedade. A metodologia do teste foi descrita com detalhes por Dickey e Fuller [DICKEY e FULLER, 1979].

Séries temporais de preço de mercado costumam ser não estacionárias. Por outro lado, séries de variações percentuais do preço ao longo do tempo tendem a ser estacionárias [VANDAELE, 1983]. Por esta razão, optou-se por trabalhar aqui com séries temporais de variações de preços.

2.3 Identificação e estimação do modelo

Duas ferramentas tradicionalmente empregadas nas etapas de identificação do modelo e estimação de sua ordem são as funções de autocorrelação (FAC) e função de autocorrelação parcial (FACP) [VANDAELE, 1983]. A identificação inicialmente é realizada através da comparação do comportamento da FAC e FACP geradas a partir da série temporal com o comportamento teórico característico das diversas classes possíveis de modelos. Por basear-se na comparação visual entre dois comportamentos gráficos, tal procedimento é bastante subjetivo.

Por sua vez, a estimativa das ordens dos modelos a serem testados é baseada no número de atrasos estatisticamente significantes da FAC e FACP. Assim, caso os dados apresentem funções FAC e FACP com no máximo 3 ordens de atraso significantes, deduz-se que valores defasados de mais de três instantes de tempo não exercem influência significativa sobre o valor presente. Assim, apenas modelos de ordem 3 ou inferior necessitariam ser testados. Quando séries temporais externas também são usadas, como nos modelos das classes ARX e ARMAX, torna interessante estudar a função de correlação cruzada (FCC) entre a variável predita e a variável externa. O resultado da FCC pode ser usado para estimar quantos instantes passados da variável externa influenciam de forma importante o valor presente da variável predita.

Por fim, a estimação dos parâmetros que compõe o modelo é efetuada através do método dos mínimos quadrados ou da máxima verossimilhança, ambos descritos por Vandaele [1983].

Para que seja possível realizar as etapas de identificação e estimação descritas acima, é necessário utilizar certa quantidade de dados históricos. Esses dados devem ser representativos do comportamento dos mercados envolvidos, permitindo uma correta sintonia dos parâmetros do modelo. Esse trecho da série temporal usada na fase de estimação é denominado “fase de treino”. Após, segue-se a “fase de teste”, na qual realiza-se a etapa de diagnóstico apresentada a seguir. A figura 2 ilustra o processo.

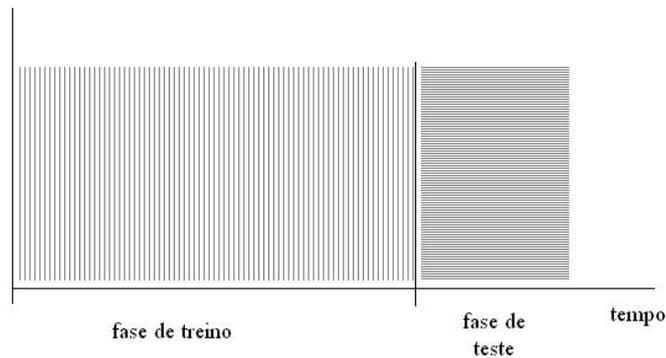


Figura 2: Sequência de treinamento e teste segundo metodologia Box-Jenkins

2.4 Diagnóstico

Uma vez que o modelo tenha sido identificado em termos de sua classe e ordem, e seus parâmetros estimados, é necessário comparar o desempenho dos diferentes modelos ajustados e verificar se ainda é possível aprimorar os resultados. Essa avaliação é feita através de alguns recursos estatísticos tais como estimação do coeficiente de determinação do modelo, o critério AIC (Akaike Information Criterion) e o critério SBC (Schwartz Bayesian Criterion) [ÂNGELO *et al.*, 2003].

Conforme mencionado, o objetivo desse trabalho é obter sucesso nas previsões de tendência futura do comportamento dos mercados *spot* de gasolina e gásóleo. Deseja-se desenvolver ferramenta capaz de prever corretamente se a tendência futura é de alta ou de baixa, ou seja, se as variações futuras nos preços serão positivas ou negativas. Ultrapassa o escopo desse estudo a previsão de valores exatos para essas variações. Desse modo, foi desenvolvido teste específico para avaliar o desempenho dos modelos nessa tarefa. Este teste foi denominado “grau de acerto”. Nele, define-se como “acerto” ocorrências nas quais o valor previsto pelo modelo e o observado no mercado tem o mesmo sinal. Devido à natureza do teste, existem basicamente duas respostas possíveis: “a variação é positiva” ou “a variação é negativa”, visto que períodos de variação nula são raros nos mercados analisados. Como consequência, o modelo somente será considerado eficiente em sua tarefa de prever tendência caso seu grau de acerto seja significativamente superior a 50%.

3. Dados experimentais

Neste estudo foram usadas três séries temporais: “preço FOB do petróleo (Brent) no mercado *spot* europeu” (em dólares por barril), “preço FOB da gasolina no mercado *spot* de Rotterdam” (em centavos de dólar por galão), e “preço FOB do gásóleo no mercado *spot* de Rotterdam” (centavos de dólar por galão). As séries temporais foram compostas pelos preços diários dos três produtos analisados no período de 8 de janeiro de 1990 até 13 de fevereiro de 2006. Os dados encontram-se disponíveis através da *Energy Information Administration* (<http://www.eia.doe.gov>).

As séries temporais foram então divididas em dois grandes períodos de tempo. Os dados disponíveis para o período entre 8 janeiro de 1990 até 30 de junho de 2005 foram usados na “fase de treino”. Por outro lado, os dados disponíveis para o período de 1 de julho de 2005 até 13 de fevereiro de 2006 foram usados para a “fase de teste”.

Conforme mencionado, as séries temporais de preços tendem a não ser estacionárias, [VANDAELE, 1983]. Deste modo, foram elaboradas séries temporais da variação do preço diário de cada mercado. Todas as séries de variações de preços utilizadas foram consideradas estacionárias pelo Teste de Dickey Fuller para um nível de significância de 1% [DICKEY e FULLER, 1979].

Com a finalidade de estudar a dinâmica de resposta dos mercados, além das três séries temporais compostas pelas variações diárias dos preços, foram elaboradas três outras. Estas, baseadas no comportamento da média dos dados agrupados em períodos de 5 dias. Tal intervalo de tempo reproduz de maneira aproximada o comportamento dinâmico dos preços em um período de uma semana.

Um resumo do comportamento estatístico das séries temporais utilizadas é apresentado na Tabela 1. A propriedade “N” refere-se a quantidade de dados disponíveis em cada uma das duas fases, “treino” e “teste”. Por sua vez, as propriedades “>0” e “<0” informam a quantidade de dados cujo valor é maior ou menor que zero, respectivamente. Observa-se que nos três mercados analisados, existe leve tendência que o número de períodos de alta superem os de baixa, ao menos no intervalo temporal analisado. Este fato reflete-se na média, levemente positiva em todas as séries temporais utilizadas.

Para as séries temporais referentes aos mercados de gasolina e gasóleo, é informado também o termo estatisticamente significativo (intervalo de confiança de 95%) de maior ordem das funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP).

4. Resultados

O diagrama de dispersão (figura 3) demonstra tendência para uma relação linear positiva entre os mercados de gasolina e petróleo, conforme esperado. O resultado apresentado na figura 3 foi obtido a partir das séries temporais de 5 dias de petróleo e gasolina. Resultados análogos são observados para as séries diárias. Resultado similar também foi atingido para o mercado de gasóleo.

A função de correlação cruzada (FCC), também foi aplicada a fim caracterizar matematicamente a relação entre o comportamento dos preços nos mercados de gasolina, gasóleo e petróleo. Na tabela 2 apresenta-se a ordem máxima de atraso estatisticamente significativo (95%) para cada FCC calculado entre “gasolina e petróleo” e para “gasóleo e petróleo”. Esses valores, juntamente com as funções FAC e FACP, contribuem no desenvolvimento de uma análise da eficiência de cada modelo ajustado.

Foram então definidas as ordens dos modelos a serem testados. Para as séries de variações diárias e de 5 cinco dias, testou-se modelos AR, ARX e ARMAX com ordens entre 1 e 5, como mostra a tabela 3. A princípio, apenas parâmetros referentes a ordem 4 ou inferior devem ser significativos, conforme os valores obtidos para FAC, FACP e FCC. O modelo de ordem 5 deve mostrar-se com excesso de parâmetros.

Tabela 1: Resumo estatístico das séries de variações de preços

	Brent (diário)	Brent (5 dias)
Média	0.0526	0.2123
N (treino)	3991	799
N (teste)	161	33
Desvio-padrão	2.3850	4.3360
Max.	18.9262	27.3455
Min.	-30.3170	-25.0312
>0	1963	412
<0	1869	385
	Gasolina (diário)	Gasolina (5 dias)
Média	0.0468	0.2135
N (treino)	3991	799
N (teste)	161	33
Desvio-padrão	2.1705	4.3824
Max.	19.1061	17.3571
Min.	-29.3744	-19.4729
>0	1755	422
<0	1590	375
FAC	2	4
FACP	2	4
	Gasóleo (diário)	Gasóleo (5 dias)
Média	0.0480	0.2065
N (treino)	3991	799
N (teste)	161	33
Desvio-padrão	2.2206	4.0837
Max.	18.0850	23.8417
Min.	-28.7141	-22.0864
>0	1894	413
<0	1808	385
FAC	3	1
FACP	3	1

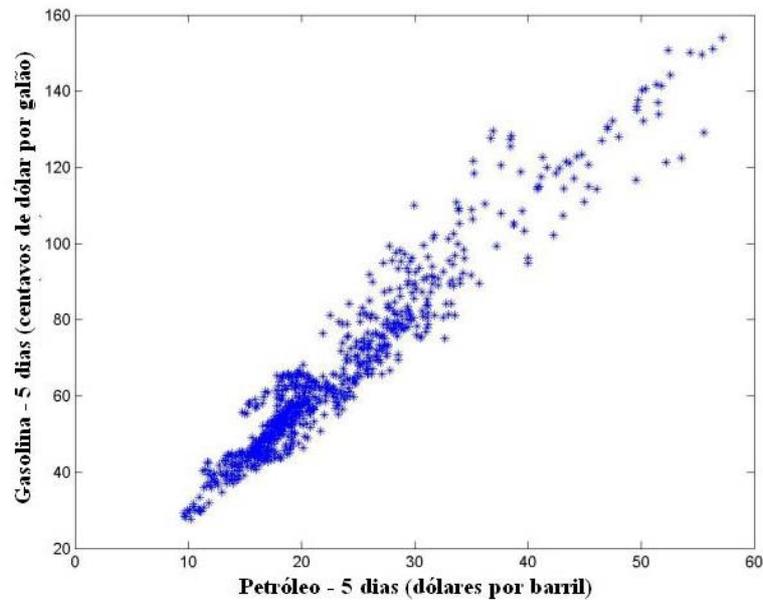


Figura 3: Diagrama de dispersão relacionando os mercados de petróleo e gasolina

Tabela 2: Ordem máxima significativa para FCC entre mercados

	Gasolina vs. Petróleo (diário)	Gasolina vs. Petróleo (5 dias)
FCC	2	3
	Gasóleo vs. Petróleo (diário)	Gasóleo vs. Petróleo (5 dias)
FCC	1	3

Tabela 3: Modelos auto-regressivos e as ordens testadas

AR(n)	onde n=1...5
ARX(n)	onde n=1...5
ARMAX(n)	onde n=1...5

4.1 Mercado de gasolina

a) variações diárias:

Conforme apresentado na tabela 1, na análise da série temporal de variações diárias do preço da gasolina, valores estatisticamente significativos são encontrados para atrasos de ordem 1 e 2 na função de autocorrelação (FAC) e função autocorrelação parcial (FACP). A correlação cruzada (FCC) entre a série gerada por esse mercado e a série de variações diárias do preço do petróleo resultou também em duas ordens de atraso significativas (tabela 2). Essa avaliação inicial retrata que apenas o passado recente interfere significativamente sobre o preço atual da gasolina no mercado diário.

Os resultados obtidos na análise por “grau de acerto” para os modelos AR, ARX e ARMAX de diferentes ordens, são apresentados na figura 4. Modelos ARX em geral, e de primeira ordem em particular, apresentam grau de acerto superior a 50% e superior ao obtido para modelos baseados unicamente na série temporal da gasolina. Confirma-se assim que a

informação obtida a partir da série temporal do mercado de petróleo contribuiu para a estimativa do comportamento futuro do preço da gasolina. Todos os parâmetros ajustados para o modelo ARX de ordem 1 foram considerados estatisticamente significantes para uma confiança de 95%.

Modelos ARX de ordem superior a “1” apresentaram desempenho análogo, sendo descartados pelo princípio da parcimônia [LEVINE *et al*, 2005]. Esse resultado é coerente com o obtido nos estudos por FAC, FACP e FCC, onde apenas atrasos de pequena ordem mostraram-se significantes. Modelos ARMAX, além de apresentarem desempenho inferior, são de processamento mais complexo do que os ARX, sendo descartados.

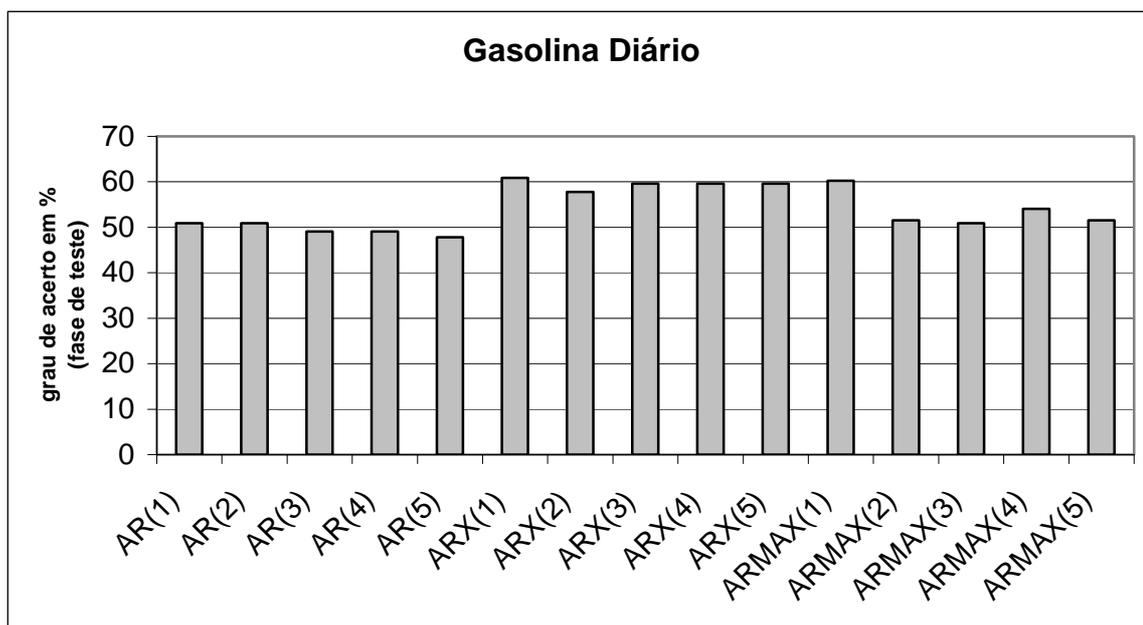


Figura 4: Grau de acerto para previsões no mercado diário de gasolina

b) variações de 5 dias:

Para a série temporal de variações de 5 dias do mercado de gasolina os resultados obtidos para o teste de grau de acerto são exibidos na figura 5. Grau de acerto superior a 75% é obtido através de modelo ARX de ordem 4, enquanto modelos de AR de ordem 3 apresentam grau de acerto de 72%. Conforme esperado, ordens mais elevadas para modelos ARX e AR não resultaram em desempenho superior, além de possuírem parâmetros estaticamente não significantes.

Observa-se que os modelos que atingiram melhor desempenho para séries temporais relativas ao período de 5 dias tem ordem superior ao escolhido para séries de variações diárias. Esse resultado mostra-se coerente com os valores mais elevados de FAC e FACP para séries de 5 dias (tabela 1). Observa-se também um maior grau de acerto para previsões efetuadas em relação à série de 5 dias quando comparado ao desempenho encontrado para séries diárias. É possível que séries de 5 dias consigam reduzir a influência de perturbações atípicas de curtíssimo prazo encontradas nas séries diárias, as quais não são corretamente representadas pelos modelos aqui utilizados.

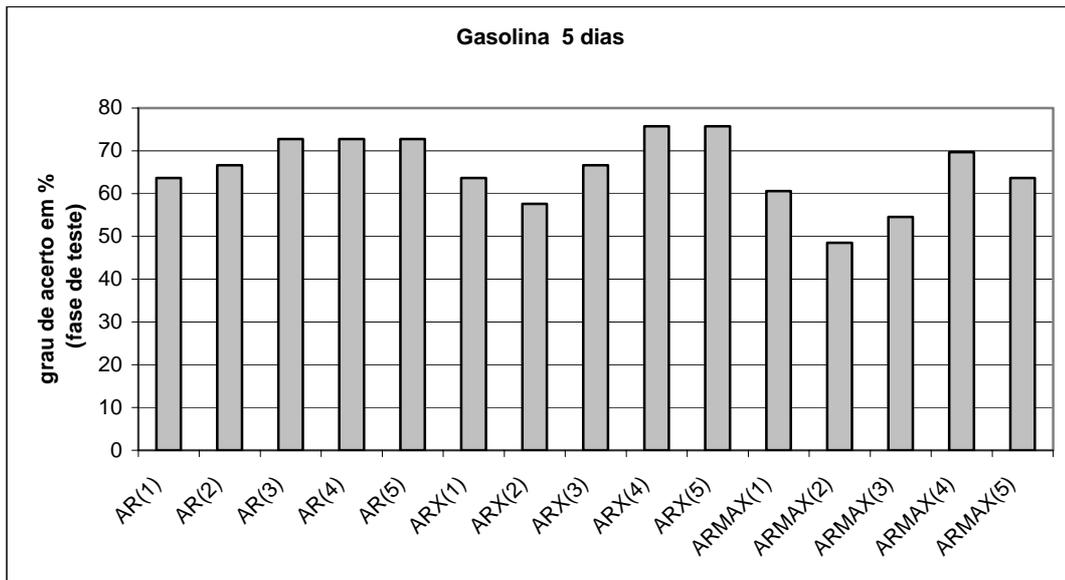


Figura 5: Grau de acerto obtido para previsões em séries de 5 dias do mercado de gasolina

4.2 Mercado de gásóleo

Do mesmo modo que a gasolina, o gásóleo é um importante derivado do petróleo. Assim, variações no custo do petróleo devem influenciar o seu preço. A seguir, analisam-se os resultados obtidos.

a) variações diárias:

Todos os modelos aplicados para a série temporal de variações diárias do preço de mercado do gásóleo mostraram-se insatisfatórios em termos de grau de acerto (figura 6). Mesmo modelos que usam informações do mercado de petróleo foram incapazes de prever tendências futuras.

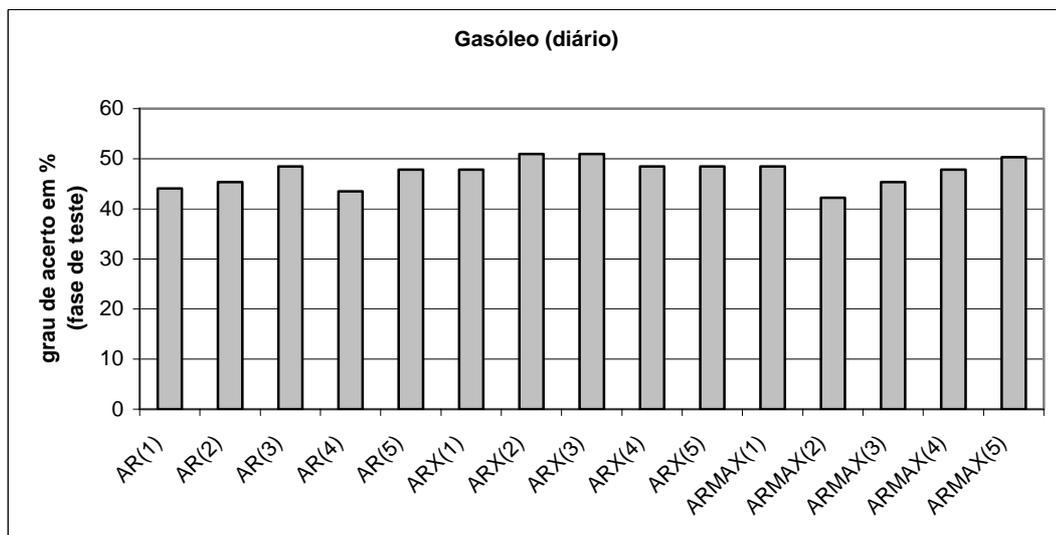


Figura 6: Grau de acerto para previsões em séries diárias de gásóleo

b) variações de 5 dias:

Ao contrário do obtido para variações diárias, para séries de 5 dias foi possível obter modelos que prevejam o comportamento futuro com grau de acerto superior a 50%. Modelos AR e ARX de ordem 2 apresentaram os melhores resultados quando avaliados segundo o critério do grau de acerto (figura 7). Enquanto o modelo AR de ordem 2 alcançou desempenho de 70%, o ARX de mesma ordem teve desempenho de 73%.

Por outro lado, as funções FAC e FACP aplicadas a esta série demonstraram a existência de apenas uma ordem de atraso estatisticamente significativa. Desse modo, torna-se necessário avaliar o quanto significativamente melhor o desempenho dos modelos AR e ARX de segunda ordem foram quando comparados aos de primeira ordem. Estudo mais aprofundado também se mostra necessário a fim de confirmar a superioridade do ARX(2) sobre o AR(2), especialmente quando considerada a maior simplicidade matemática deste último. Todos os parâmetros estimados para os modelos AR e ARX de ordem 1 e 2 são estatisticamente significantes com uma confiança de 95%.

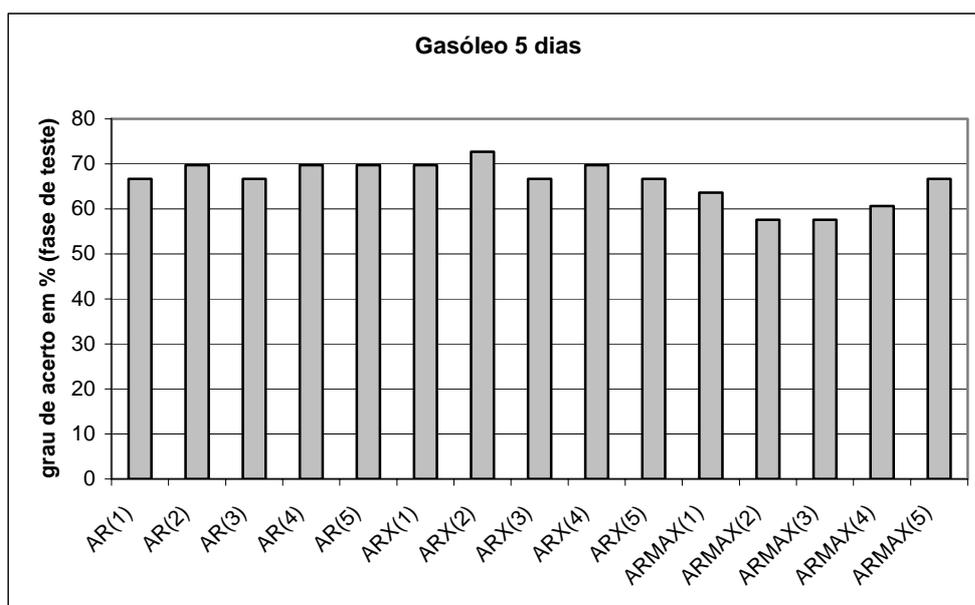


Figura 7: Grau de acerto para previsões em séries de 5 dias de gasóleo

5. Conclusão

Bons resultados em termos de previsão de tendência foram obtidos para o comportamento dos mercados de gasolina e gasóleo em termos de variações de 5 dias. Para determinadas ordens de modelos AR e ARX, o grau de acerto superou 70%. As previsões realizadas para o mercado diário mostraram desempenho inferior, especialmente para o gasóleo. O grau de acerto obtido por modelos da classe ARMAX não justificou seu uso, especialmente devido a sua maior complexidade matemática.

Dois fatores mostraram-se decisivos para a aceitação da hipótese da utilidade do uso das séries temporais de petróleo na elaboração de previsões para comportamento dos mercados *spot* de gasolina e gasóleo:

- o desempenho superior alcançado pelos modelos da classe ARX em relação ao apresentado pelos modelos AR para algumas das séries analisadas.
- os parâmetros que descrevem a influência do preço do petróleo sobre o comportamento de seus derivados foram considerados estatisticamente significantes.

Apesar de obter algum sucesso na previsão de tendência, os modelos aqui estudados mostraram-se incapazes de aderir fortemente à série temporal de variações do mercado, como exibido na figura 8. Tais modelos não se mostraram adequados para a elaboração de previsões de valores futuros exatos para a variação de preço, mas apenas para a sua tendência. Uma possível razão que contribui para o baixo desempenho dos modelos é a elevada volatilidade dos mercados envolvidos.

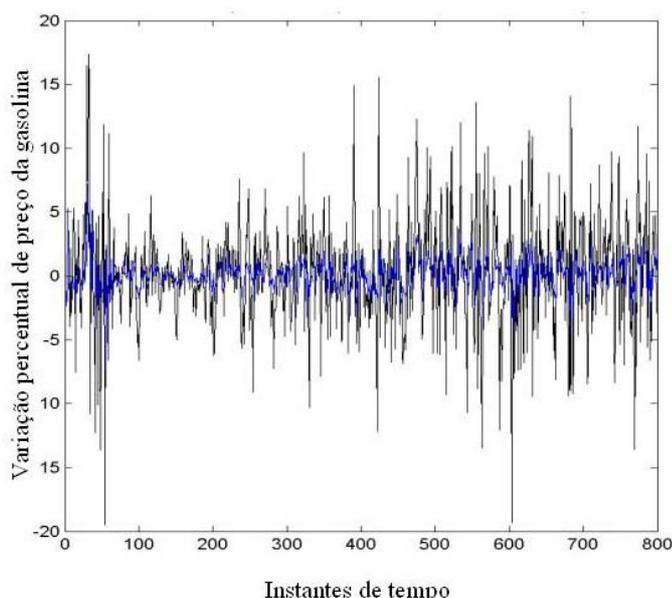


Figura 8: Comportamento do modelo ARX de ordem 4 (em azul) no ajuste da série de 5 dias do mercado de gasolina (em preto)

Por fim, optou-se nesse trabalho por uma abordagem tradicional baseada na metodologia Box-Jenkins, escolhendo-se períodos fixos para as fases de treino e teste. A duração ótima de cada fase não foi investigada. O relato de assimetrias exibidas por esses mercados [Kaufmann e Laskowski 2005] pode indicar a necessidade do ajuste de diferentes modelos para diferentes perfis de comportamento de longo prazo. Ou seja, modelos diferentes seriam ajustados para fases diferentes.

6. Referências Bibliográficas

ASCHE, F.; GJOLBERG, O.; VOLKER, T., **Price relationships in petroleum market: an analysis of crude oil and refined product prices**. Energy Economics, 25, p. 289-301, 2003.

AKAL, M., **Forecasting Turkey's tourism revenues by ARMAX model**. Tourism Management, 25, p. 565-580, 2004.

ÂNGELO, C.F.; FÁVERO, L.P.L.; SIQUEIRA, J.P.L.; D'EMÍDIO, M., **Modelagem temporal de faturamento de venda direta no Brasil: um mercado em crescimento**. Management in Iberoamerican Countries, FGV-EAESP, São Paulo, Brasil, 2003.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C., **Time Series Analysis Forecasting and Control**, 3^a ed., Editora Prentice Hall, 1994.

DICKEY, A. D.; FULLER, W. A., **Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root**. Journal of the American Statistical Association, 74, n° 366, p. 427-431, 1979.

FANG, Y.; XU, D., **The predictability of asset returns: an approach combining technical analysis and time series forecast**. International Journal of Forecast, 19, p. 369-385, 2003.

FREITAS, A. A. C.; SILVA, I. N., **Análise técnica de títulos financeiros através de redes neurais artificiais**. IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais, São José dos Campos, SP, Brasil, 1999.

HAMID, S.; IQBAL, Z., **Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 index futures prices**. Journal of Business Research, 57, p. 1116-1125, 2004.

KAUFMANN, R. K.; LASKOWSKI, C., **Causes for an asymmetric relation between the price of crude oil and refined petroleum products**. Energy Policy, 33, p. 1587-1596, 2005.

LEVINE, D. M.; STEPHAN, D.; KREHBIEL, T. C.; BERENSON, M. L., **Estatística – Teoria e Aplicações usando o Microsoft Excel em Português**, 3^a ed., Editora LTC, 2005

PINDYCK, R. S., **The dynamics of commodity spot and future market: a primer**. The Energy Journal, 22, n° 3, p. 1-29, 2001.

RADCHENKO, S., **Oil price volatility and the asymmetric response of gasoline prices to oil price increases and decreases**. Energy Economics, 27, p. 708-730, 2005/1.

RADCHENKO, S., **Lags in the response of gasoline prices to changes in crude oil prices: the role of short-term and long-term shocks**. Energy Economics, 27, p. 573-602, 2005/2.

SADORSKY, P., **Time-varying risk premiums in petroleum futures prices**. Energy Economics, 24, p. 539-556, 2002.

VANDAELE, W., **Applied time series and Box-Jenkins Models**. Academic Press, 1983.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D., **Previsão de demanda: uma aplicação Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais**. Gestão & Produção, 10, n°1, p. 47-67, 2003.

WU, C. S.; LIN, J. L.; TIAO, G. C.; CHO, D. D., **Is money demand in Taiwan stable?** Economic Modelling, 22, p. 327-346, 2005.

ZANETI Jr., L. A.; ALMEIDA, F. C., **Exploração do uso de redes neurais na previsão do comportamento de ativos financeiros**. III SEMEAD/USP, São Paulo, Brasil, 1998.