

1199300549



NT

ST

SISTEMAS DE PREVISÃO DE PREÇOS DE COMMODITIES NO MERCADO FUTURO



Banca Examinadora

Prof. Orientador: _____
Norberto Antonio Torres

Prof. _____

Prof. _____

Prof. _____

Prof. _____

Aos entes queridos
Eliane, Anaí, Ivan, Janaina e Valdinei,
mulher e filhos, pela compreensão e ajuda

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

JAIR PEREIRA DOS SANTOS

**SISTEMAS DE PREVISÃO DE PREÇOS DE
COMMODITIES NO MERCADO FUTURO**

Tese apresentada à Comissão de Pós-Graduação da
Escola de Administração de Empresas de São Paulo da
Fundação Getúlio Vargas - Área de Concentração: Produção e Sistemas
de Informação - como requisito para obtenção de título de Doutor em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Norberto Antonio Torres

São Paulo, fevereiro de 1.993

SANTOS, Jair Pereira dos - Sistemas de Previsão de Preços de Commodities no Mercado Futuro. São Paulo, EAESP-FGV, 1993, 129 páginas (Tese de Doutorado apresentada à Comissão de Pós-Graduação de EAESP-FGV, Área de Concentração: Produção e Sistemas de Informação)

Resumo: Este trabalho compara procedimentos de previsão de preços de commodities, utilizados de maneira empírica pelos analistas de mercado, com os procedimentos fornecidos pela Análise de Séries Temporais. Aplicamos os métodos de previsão utilizando as Médias Móveis, os métodos baseados em Alisamentos exponenciais e principalmente os modelos ARIMA de Box-Jenkins. Estes últimos são, em geral, generalizações dos primeiros, com a vantagem de utilizar os instrumentos estatísticos de medidas das incertezas, como o desvio-padrão e os intervalos de confiança para as previsões.

Palavras-Chave: Previsão, Commodities, Mercado Futuro, Modelos ARIMA, Box-Jenkins, Alisamento Exponencial, Médias Móveis, Modelo de Função de Transferência.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos aqueles que, de forma direta ou indireta, foram co-responsáveis pela realização deste trabalho.

Aos colegas, professores da EAESP-FGV, especialmente ao prof. Norberto Torres, meu orientador, por todo o apoio recebido. Aos colegas, professores Samuel Hazzan e Moriz Blikstein pelo estímulo e incentivo.

Aos colegas, professores da Faculdade de Economia e Administração da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, especialmente à Profa. Vera, também pelo apoio e incentivo.

Aos colegas, professores da Universidade Católica de Santos, especialmente à Profa. Gisella, Coordenadora dos Cursos de Pós-Graduação e à Da. Vilma, também pela colaboração e apoio.

Ao colega, Luis Flávio Barizon, do Centro de Estratégia Operacional, pelo apoio ao ceder-me inúmeros Bancos de Dados sobre Commodities utilizados.

Ao meu amigo, Leo, pela grande ajuda na digitação e editoração.

São Paulo, fevereiro de 1993.

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS

RESUMO

INTRODUÇÃO	1
Capítulo 1 - OS MERCADOS FUTUROS	3
1.1 - Introdução	3
1.2 - Principais Características	5
1.3 - O Contrato Futuro	7
1.4 - Participantes do Mercado	8
1.5 - As Bolsas	9
1.6 - Mercado de Opções	10
Capítulo 2 - PRINCIPAIS COMMODITIES NO BRASIL	13
2.1 - IBOVESPA Futuro	14
2.2 - Ouro Disponível	15
2.3 - Ouro Futuro	16
2.4 - Mercado a Termo	17
2.5 - Opção de Compra de Ouro	17
2.6 - Contrato Futuro de Taxa Média de Depósitos interfinanceiros de um dia	18
2.7 - Especificações do Contrato Futuro de Taxa média de Depósitos Interfinanceiros de 30 dias Pré-fixados	19

2.8 - Especificações de Contrato Futuro Cambial de Café	21
2.9 - Especificações do Contrato de Opções de Compra Sobre Futuro Cambial de Café	22
2.10 - Especificações do Contrato de Opções de Venda Sobre Futuro Cambial de Café	24
2.11 - Especificações do Contrato Futuro Cambial de Algodão	25
2.12 - Futuro Cambial de Boi Gordo	26
2.13 - Especificações do Contrato Futuro de Taxa de Câmbio de Cruzeiro por Dólar Flutuante ou Comercial	28
2.14 - Especificações do Contrato de Opções de Compra Sobre Taxa de Câmbio de Cruzeiros por Dólar	29
2.15 - Especificações do Contrato de Opções de Venda Sobre Taxa de Câmbio de Cruzeiros por Dólar	30
Capítulo 3 - ANÁLISE FUNDAMENTAL E ANÁLISE TÉCNICA	31
3.1 - A Análise Fundamental	31
3.1.1 - Modelos Baseados em Análise de Oferta e Demanda	32
3.2 - A Análise Técnica	33
3.2.1 - A Teoria de Dow	34
3.2.2 - Gráfico de Barras	37
3.2.3 - Escala Logarítmica x Escala Aritmética	39
3.2.4 - Tendências	40
3.2.5 - Indicações de Reversão e de Continuidade	42
3.2.6 - Formações e Sinalizações de Alta e de Baixa	44
3.2.7 - A Teoria das Ondas de Elliot	46
3.3 - A Análise Técnica Através das Médias	48
3.3.1 - Média Móvel	48

3.4 - A Análise Técnica Através do Alisamento Exponencial	52
3.4.1 - Alisamento Exponencial Simples	52
3.4.2 - Alisamento Exponencial Linear de Brown	56
3.4.3 - Alisamento Exponencial Biparamétrico de Holt	61
Capítulo 4 - A ABORDAGEM DE BOX-JENKINS - OS MODELOS ARIMA	67
4.1.1 - Modelos Autoregressivos	70
4.1.2 - Função de Autocorrelação	71
4.1.3 - A Determinação dos Coeficientes	75
4.1.4 - Modelos de Médias Móveis	76
4.1.5 - Modelos Mistos Autoregressivos - Médias Móveis	79
4.1.6 - Função de Autocorrelação Parcial	81
4.2 - Os Modelos ARIMA	87
4.2.1 - Séries Não Estacionárias	87
4.2.2 - O Termo Constante no Modelo	90
4.2.3 - Construção do Modelo ARIMA	91
4.2.4 - A Identificação do Modelo	92
4.2.5 - Verificação do Modelo	101
4.3 - Previsão com Modelos ARIMA	103
4.3.1 - Intervalos de Confiança	107
4.4 - Sobre os Modelos ARIMA	108
Capítulo 5 - MODELO DE FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA	110
5.1 - Identificação do Modelo de função de Transferência	114

5.1.1 - Covariância Cruzada e Função de Correlação Cruzada	114
5.1.2 - Os Testes de significância para Correlações	115
5.1.3 - Regras Básicas de Identificação	116
5.1.4 - O Prebranqueamento dos Dados	120
5.2 - Sobre A Aplicação de MFT à Previsão de Preços de Commodities	123
CONCLUSÕES	125
BIBLIOGRAFIA	127

INTRODUÇÃO

1 - OBJETIVOS E IMPORTÂNCIA DA PESQUISA

Esta pesquisa visa, fundamentalmente, a demonstrar que é possível o desenvolvimento de sistemas de previsão de preços que viabilizem análises em bases mais científicas e, portanto, em termos mais seguros em relação aos métodos atualmente empregados no mercado.

Aqui desenvolvemos modelos matemáticos e estatísticos, com o fito de comparação e conseqüente comprovação da hipótese que norteou este estudo.

A escolha do tema "Previsão de Preços de Commodities no Mercado Futuro" deu-se em decorrência da observação de dois fatores preponderantes: a) de um lado, dada a constatação da grande importância que o mercado de futuros assume hoje no contexto financeiro em geral; b) de outro lado, em face da consideração da necessidade de mecanismos de análise do referido mercado, a fim de que os investidores possam atuar em condições de menor risco.

Pode-se avaliar a importância dos mercados de futuros tendo-se em conta o fato de que eles têm atraído um número crescente de investidores, tal que o volume de recursos transacionados por estes mercados nos grandes centros financeiros do mundo chega a ser cerca de setenta vezes o volume operado pelo mercado de ações. Ora, estes dois dados, ou seja, o crescente número de investimentos transacionados e o grande volume de recursos mobilizados dão claras mostras de que os mercados de futuros precisam buscar indicadores cada vez mais seguros. E, justamente, esta pesquisa objetiva a demonstrar que se pode atingir tais indicadores, daí a importância de que a julgamos investida.

2 - FONTES DO CORPUS E MÉTODO DE TRABALHO

2.1 - Fontes

O corpus desta pesquisa constituiu-se, basicamente, das seguintes fontes :

- a) Bancos de Dados fornecidos pela BM&F sobre as commodities aí negociadas.
- b) Bancos de Dados fornecido pelo Centro de Estratégia Empresarial sobre diversos dados econômicos, como Dólar paralelo, T.R. diária, além de preços de commodities negociadas em Bolsas do Exterior.
- c) Bancos de dados fornecidos pela Enfoque Gráfico.

2.2 - Método de Trabalho

Baseamo-nos nas fontes dos bancos de dados para construir modelos e compará-los com os métodos de previsão utilizados pelos analistas de mercado. Para tanto, usamos os softwares Lotus-123, Statgraphics 2.0 e SCA (Statistical Computer Association) - todos disponíveis no Laboratório de Ensino e Pesquisa da EAESP-FGV.

CAPÍTULO 1

OS MERCADOS FUTUROS

1.1) INTRODUÇÃO

Mercados surgem para a satisfação da demanda por determinados tipos de produtos e de serviços. Com a evolução dos agrupamentos humanos, surgiram as atividades econômicas, de plantio, colheita e armazenagem. E, da ocorrência dos excedentes de produção, surgiu o comércio.

Inicialmente na forma de escambo, onde se trocavam os produtos em feiras de trocas, o desenvolvimento e o aprimoramento dos meios de produção exigiu instrumentos que proporcionassem maior agilidade e flexibilidade às trocas; surgiram então as moedas.

As feiras de trocas que existiam deram origem às diversas formas de feiras e mercados, como ponto de encontro entre produtores, comerciantes e usuários para que pudessem expor e negociar seus produtos em locais e horários conhecidos por todos.

Com o passar do tempo, as feiras foram atingindo certos níveis de formalização, com normas e regulamentos, dando origem a tipos primitivos de Bolsas de Mercadorias.

No início do Século XIII, praticamente a totalidade dos negócios realizados nestes locais eram relativos aos negócios com entrega imediata, mas já no final deste mesmo século já se observava a existência de mercados informais de entrega diferida de bens.

Em Roma havia vários centros comerciais chamados "Foro Vandália", que eram lugares onde os produtores podiam comercializar os seus produtos. Já se esboçavam aí as primeiras contratações futuras de produtos.

Na segunda metade do Século XIV, na cidade de Burges, na Bélgica, surgiu a palavra Bolsa, juntamente com um símbolo para identificá-la, que era um escudo de armas ostentando o desenho de três bolsas, já simbolizando a existência dos três setores; produtores, comerciantes e usuários. As pessoas de outras regiões que vinham comercializar em Burges começaram a ser chamadas de Burguesia, dando origem ao nome da nova classe social que iria pôr fim ao feudalismo.

Os Mercados Futuros, formalmente tiveram origem no Japão Feudal, onde teve início a troca de recibos de armazenagens de arroz estocado, no período compreendido entre o final do século XVII e início do século XVIII. Os comerciantes que aceitavam estes recibos de armazenagem de arroz em troca de outras mercadorias, na verdade, estavam efetuando um contrato para entrega futura, pois o comerciante só iria resgatar o arroz armazenado quando lhe fosse conveniente, no futuro. Estes recibos tornaram-se amplamente aceitáveis como moeda corrente, facilitando as transações.

Com o desenvolvimento deste comércio, foi inaugurado em Londres, o Royal Exchange, e começaram a surgir os primeiros intermediários que se dispunham a absorver os riscos das variações de preços que os produtores queriam evitar.

Em 1730, na Bolsa de Mercadorias de Osaka, teve início o primeiro negócio organizado de futuro. Como as datas para entrega eram variadas, estes negócios contribuíram para o equilíbrio entre a oferta e a demanda, bem como para a estabilização dos preços do produto, já que os problemas de excesso na safra e escassez na entressafra foram minimizados com a existência de compradores e vendedores para qualquer horizonte de tempo daquele produto colhido no curto espaço de tempo.

- Os contratos que eram negociados apresentavam características muito próximas aos comercializados atualmente, quais sejam:
- O tempo de duração do contrato era pre_determinado.
- Todos os contratos, dentro de qualquer período, eram padronizados.
- A qualidade, em qualquer contrato, era acertada antecipadamente.
- Nenhum contrato poderia ser reformado por um novo período.
- Todas as operações tinham de ser registradas e liquidadas através de uma câmara de compensação.
- Todo participante do mercado precisava estabelecer uma linha de crédito.

Em Chicago, esses contratos foram utilizados por volta de 1830, mas eram mais próximos do que conhecemos hoje por Mercado a Termo, pois os contratos não possuíam características de padronização e eram acertados um a um em todos os seus termos, ou seja, o indivíduo A vendia, o B

compra, e liquidavam entre si, com a entrega futura. Era bi-laterais, enquanto que os contratos futuros que conhecemos hoje são multilaterais, A vende ao mercado, e B compra do mercado.

Logo depois, em 1848, foi fundada a *Chicago Board of Trade - (CBOT)*, primeira na elaboração de contrato de negócios futuros como os conhecemos hoje. Esta Bolsa foi fundada inicialmente para operar com contratos a termo e futuro de grãos, Boi gordo e Madeira. Com o advento da Guerra da Secessão, em 1861, e o agravamento dos problemas de oferta e demanda de mercadorias, popularizou-se o conceito de Hedje, para dar proteção aos produtores e comerciantes contra os riscos das alterações imprevistas dos preços das mercadorias.

No início deste século, as Bolsas começaram a operar com café, soja, porco, frango, ouro e várias outras mercadorias. Somente em 1972, a partir de estudos de Milton Friedman, da Universidade de Chicago, começou-se a operar com itens mais abstratos, como taxa de juros, taxas de câmbio, índice de ações, Letras do Tesouro, mantendo-se, entretanto, as mesmas características dos contratos de mercadorias. Daí em diante, passou a denominar-se Commodity, qualquer destes itens, Mercadoria ou índices, taxas de juros, etc, que são negociadas em Bolsas, e as Bolsas de Mercadorias passaram a ser conhecidas também como Bolsa de Commodities.

1.2) PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS

Segundo uma lista elaborada pela F.I.A. "*Futures Industry Association*", as principais características do Mercado Futuro são as seguintes:

- a) O mercado futuro tem a finalidade de facilitar a transferência de risco e possibilitar a formação futura do preço.
- b) Os contratos futuros são altamente alavancados, pois, na compra do contrato, o pagamento efetuado corresponde a uma pequena porcentagem do valor total, fazendo com que o investimento inicial seja pequeno em relação ao compromisso.
- c) A duração de um contrato é sempre limitada.
- d) No mercado de futuros, as variações de preços são limitadas a uma porcentagem máxima, evitando as altas e quedas excessivas.

- e) O número de posições assumidas por um investidor sobre cada commodity é limitado, evitando a conseqüente concentração de posições.
- f) Os principais protagonistas do Mercado Futuro são; o Hedger e o Especulador. O Hedger é representado pelo produtor ou comerciante que procura se proteger das variações de preços. O especulador é quem assume estes riscos em troca de uma expectativa de lucro.
- g) As transações comerciais no Mercado Futuro são regulamentadas e normatizadas pelas Bolsas.

Uma característica importante do Mercado Futuro é que não é necessário haver a entrega física da Mercadoria, aliás, é desejável que não haja a entrega física, e, em alguns casos, é impossível, por serem bens abstratos, como taxa de juros, por exemplo. É claro que deve existir a possibilidade da entrega para que os preços dos contratos não se desviem dos preços dos produtos.

O depósito original ou margem inicial para carregar uma posição é considerada um depósito que assegura a boa fé do participante e uma demonstração da capacidade financeira do investidor.

Os limites às variações máximas e ao número de posições são necessários para evitar a manipulação, por grupos poderosos, das possibilidades de lucros destes mercados.

Um exemplo clássico da possibilidade de manipulação é o famoso caso da prata, ocorrido em 1979 na Chicago Board of Trade (CBOT), onde a família Hunt comprou grande quantidade de prata e, ao mesmo tempo, comprou grande quantidade de contratos futuros. Em pouco tempo, a onça da prata subiu de US\$10,00 para cerca de US\$50,00. Quando a direção da Bolsa decidiu intervir, vários investidores tinham tido enormes prejuízos. Um exemplo ocorrido no Brasil foi o do investidor Naji Nahas, que, agindo em parceria com alguns banqueiros famosos, comprou grandes quantidades de ações da Petrobrás e de contratos futuros e opções de compra. Este fato levou a uma crise, com a falência de uma importante corretora e foi a causa do fechamento do contrato futuro de ações.

Uma proteção natural contra grandes prejuízos dos investidores é dado pela liquidez do mercado. É principalmente por isso que é importante a presença do especulador, pois é o especulador, que, ao perceber as possibilidades de lucro com as grandes variações, entra na posição oposta, equilibrando os preços.

1.3) O CONTRATO FUTURO

Um contrato futuro é um contrato de compra e venda de uma quantidade fixa de mercadorias, com qualidade padronizada, preços bem definidos, para entrega futura, em local determinado e em uma data especificada.

É permitida a entrega em qualquer dia do mês de vencimento. Assim, há tempo suficiente para que ambos, comprador e vendedor, procurem sair de suas posições sem esperar a última data do mês de vencimento, em que seriam obrigados a efetuar a entrega e o recebimento da mercadoria. Lembremos que um contrato futuro, em geral, não é elaborado com a intenção de efetivar a entrega, mas sim, procurar sair de suas posições efetuando uma operação oposta.

Ao efetuarem um contrato futuro, as duas partes estabelecem um preço para a mercadoria no futuro. Se o preço no futuro for exatamente o que foi negociado, ninguém sai ganhando e nem perdendo. Se o preço no futuro for diferente do que foi contratado, um dos dois irá perder e o outro irá ganhar. Logo, existe um processo de transferência de risco neste mercado. E quem estiver assumindo o risco da variação do preço irá exigir um pagamento por essa transferência de risco. Ou seja, ele espera obter um retorno superior ao retorno livre de risco, como Caderneta de Poupança, por exemplo.

Esta transferência é semelhante à venda de uma apólice de seguros, onde o prêmio cobrado pela apólice é igual ao valor esperado do seguro, dado pelas probabilidades de roubo, acidentes, mortes, etc, mais os valores pagos pelas comissões, mais as despesas administrativas do seguro, mais a margem de lucro da seguradora.

O segurado sabe que está proporcionando este lucro à seguradora e em troca está transferindo o risco do roubo, do acidente, do incêndio, etc.

No caso do mercado futuro, um produtor de soja, por exemplo, pode vender um contrato futuro de soja e assim está transferindo o risco de haver uma superprodução de soja com a conseqüente queda do preço. Ele transfere este risco à parte compradora. Desta forma, ele pode se dedicar à produção sem se preocupar com o acompanhamento da evolução dos preços. Agricultores e processadores de mercadorias devem se preocupar com suas atividades produtivas e não em acompanhar o processo de formação diário dos preços de suas mercadorias.

Um participante do mercado futuro pode posicionar-se de três formas; em posições diretas, em posições na base e em posições de spread. As posições diretas correspondem à simples compra ou venda de um contrato futuro. A compra é denominada uma posição longa e a venda é denominada uma posição curta. Chama-se posição na base, uma compra ou venda casada, no mercado físico e no mercado futuro. Denomina-se Base, o valor da diferença;

$$\text{Base} = \text{Preço Futuro} - \text{Preço à vista}$$

Uma posição longa na base corresponde a comprar a mercadoria à vista e sua venda no Mercado Futuro. O hedger que faz esta operação, armazena certa quantidade de produtos, evitando a sua falta, e se o preço cair, ele perde no estoque físico e ganha no contrato futuro.

A posição curta na base é a posição inversa, vender à vista e comprar no Mercado Futuro. Vê-se, pois, que as principais operações de hedge são operações na base. Nestes casos, a Base é a variável mais importante.

Posições de Spread correspondem ao posicionamento em mais de um contrato futuro. Comprar um contrato com vencimento em dezembro e vender um contrato com vencimento em março é uma operação de Spread. Os ganhos são associados ao diferencial denominado Spread:

$$\text{Spread} = \text{Preço de março} - \text{preço de dezembro}$$

1.4) PARTICIPANTES DO MERCADO

Os principais participantes do Mercado Futuro são os Hedjers e os Especuladores. Este mercado não poderia existir sem a participação de qualquer deles. Em um mercado onde só existissem os Hedjers, eles não encontrariam os parceiros para assumir a posição oposta, pois o risco que ele está querendo evitar, os outros hedjers também querem.

Por outro lado, um mercado em que existam apenas especuladores, ou que a porcentagem de negócios efetuado entre especuladores é muito alta, se transforma em um centro de jogatina, pois, se um especulador aposta na alta e outro aposta na baixa, e se a probabilidade de o preço subir ou cair é, digamos, de 50%, isto não passa de um jogo de cara ou coroa. Isto não quer dizer que não devam existir negócios entre dois especuladores, mas este tipo não deve prevalecer sobre a operação entre o Hedger e o especulador.

No caso das mercadorias armazenáveis, como vimos, os hedgers são principalmente os produtores e os processadores de produtos. Quanto às demais commodities, como taxa de juros, índice de ações, Letras do Tesouro, etc, os hedgers são os investidores que precisam se proteger das variações bruscas destes valores. Tomemos como exemplo um Fundo de Pensão que diversifica seus investimentos em CDB, em Ações, em Fundos de Renda Fixa, etc. Eles investem em uma carteira de ações, mas necessitam se proteger contra uma queda brusca desta carteira de ações. Assim, ele pode comprar ações e vender contratos futuros de índice. Em uma queda brusca, ele perde no físico e ganha no mercado futuro.

O especulador também recebe uma classificação segundo o tipo de posição que assume e o período de tempo que permanece com a posição assumida. Os que carregam uma posição assumida por um período longo de tempo são os position-traders, classificados como "short" ou vendido e "long" ou comprado. Os que assumem uma posição por apenas um dia são os Day Trader, e existem os operadores especializados em permanecer por períodos muito pequenos, com lucros também pequenos em geral, são os Scalpers, que recebem este nome por analogia com os scalpers indígenas que era tirar o couro cabeludo, entendido como "tirar uma casquinha" do lucro.

1.5) AS BOLSAS

Conceitua-se como Bolsa o lugar onde se concentram propostas de oferta e de procura de bens e ou direitos, com o intuito de contribuir para que os participantes realizem transações comerciais com total transparência entre as partes.

Uma Bolsa deve oferecer aos participantes, um local adequado para a realização dos negócios, deve regulamentar e normatizar os mercados, aplicar suas normas com lisura para obter a credibilidade da totalidade de seus participantes, deve fixar pregão público em local e hora amplamente divulgados, permitindo, desta forma, o conhecimento público dos negócios realizados, bem como seus preços e demais condições, garantindo, assim, um mecanismo adequado à formação do preço.

As Bolsas são classificadas em função do tipo de negócio aí realizado; Bolsa de Valores, Bolsa de Mercadorias, Bolsa de Cereais, etc. Bolsas de Valores negociam exclusivamente ações das empresas, à vista ou futuro; Bolsas de Cereais, apenas as commodities agrícolas e só à vista e a

termo; enquanto que as Bolsas de Mercadorias negociam commodities em geral, tanto à vista como futuro.

Os contratos futuros, objeto de nossa análise, são liquidados por diferença pela Caixa de Liquidação, órgão vinculado à bolsa. Se um investidor compra um contrato futuro, sua posição é liquidada com a venda de outro contrato semelhante, e, inversamente, se ele vende um contrato. Os ajustes diários são feitos pela Câmara de Compensação. À medida que as cotações oscilam em função da movimentação dos preços, o cliente passa a ser ou credor, ou devedor da importância equivalente à diferença entre o preço de fechamento do dia anterior e o do dia correspondente. Os ajustes diários proporcionam meios para garantir o funcionamento do sistema, pois o investidor que não pode suportar os ajustes diários, sai do mercado sem apresentar risco para os demais participantes.

1.6) MERCADO DE OPÇÕES

Existem outras variações de Contratos Futuros em mercadorias conhecidas como "opções". No mercado de opções, não se negociam as mercadorias, mas, direitos sobre elas. Assim, uma opção de compra, de uma determinada quantidade de uma mercadoria é um direito que o titular da opção tem de comprá-la por aquele preço estipulado previamente. Como o nome diz, a opção não precisa ser exercida. O titular somente irá exercer a opção, se o preço do mercado físico for superior ao preço estipulado na opção, pois ele pode exercer a opção pagando um preço menor e vender a mercadoria no mercado a um preço maior, tendo, portanto, um lucro.

Analogamente, uma opção de venda, de certa quantidade de mercadoria ao preço estipulado, na data do vencimento da opção, é um direito que o titular da opção tem de, naquela data, vender a mercadoria pelo valor estipulado. Da mesma forma, o titular da opção de venda só irá exercer o direito se o preço do mercado for inferior ao estipulado na opção, pois ele venderá o produto e comprará a um preço menor no mercado, obtendo o lucro.

O investidor, ao tomar uma posição no mercado de opções, está assumindo um risco. Assim como no contrato futuro, ao assumir este risco ele espera obter um retorno superior à taxa livre de risco dada pela Caderneta de Poupança ou outro equivalente.

Uma estratégia muito comum em Mercados Futuros e em opções é a arbitragem; o preço da mercadoria no Mercado Físico, mais a taxa de juros de carregar a posição até a data do vencimento, mais a taxa de risco deverá ser igual ao preço da mercadoria na data do vencimento. Como as

expectativas de aumento nos preços são diferentes para diversos investidores, eles podem concluir que os preços estão sub-avaliados assumindo uma posição longa, ou concluir que estão super-avaliados e assumir a posição curta. Os prêmios de opções de compra (Valor que o titular paga ao lançador pela aquisição da opção) têm as seguintes propriedades:

- 1) O valor pago pela opção é sempre maior ou igual a zero.
- 2) Na data de seu vencimento, o valor de uma opção será zero, se o preço à vista for menor que o preço de exercício da opção; ou a diferença entre o preço à vista e o preço de exercício, se for maior.
- 3) Antes do vencimento, o preço de uma opção será, pelo menos, a diferença entre o preço à vista da ação e o seu preço de exercício, se o primeiro for maior que o segundo.
- 4) Para duas séries de opções, referentes a uma mesma commodity, uma com o vencimento mais longo que a outra, aquela com o prazo mais longo terá um valor superior ou pelo menos igual ao da opção com o prazo mais curto.
- 5) Para duas opções, referentes a uma mesma commodity de mesmo vencimento, uma com o preço de exercício superior ao da outra, aquela com o menor preço de exercício terá um valor superior ou pelo menos igual ao da opção de preço de exercício maior.
- 6) A mudança percentual no prêmio de uma opção será sempre superior ou pelo menos igual à mudança percentual no preço da mercadoria correspondente.
- 7) Uma opção de compra não será, racionalmente, exercida antes da data do seu vencimento. Isto decorre de que a possibilidade operacional do exercício antes do vencimento não dá à opção qualquer valor adicional.
- 8) Quanto maior for o nível das taxas de juros, maior será o valor de uma opção.

Para as opções de venda, as propriedades são as seguintes:

- 1) O valor da opção é sempre maior ou igual a zero.
- 2) Na data do vencimento, o preço da opção será zero, se o preço à vista da commodity for maior ou igual ao seu preço de exercício; ou, a diferença entre o preço à vista e o preço de exercício, se o primeiro for menor do que o segundo.

3) Antes do vencimento o preço de uma opção será, pelo menos, a diferença entre o preço à vista da commodity e o seu preço de exercício, se o primeiro for menor do que o segundo.

4) Para as duas séries de opções, referentes a uma mesma commodity, uma com o vencimento mais longo que a outra, aquela com o prazo mais longo terá um valor superior ou pelo menos igual ao da opção com o prazo mais curto.

5) Para duas opções, referentes a uma mesma commodity e mesmo vencimento, uma com o preço de exercício superior ao da outra, aquela com o maior preço de exercício terá um valor superior ou pelo menos igual ao da opção de preço de exercício menor.

6) Uma opção de venda pode, racionalmente, ser exercida a qualquer momento do período em que ela estiver vigorando.

CAPÍTULO 2

PRINCIPAIS COMMODITIES NO BRASIL

No Brasil, o mercado de futuros existe desde 1.918, quando a Bolsa de Mercadorias de São Paulo, (BMSP), fundada em 1.917, instituiu uma série de contratos futuros. Embora as operações tenham se iniciado nesta data distante, uma série de dificuldades impediram o desenvolvimento ininterrupto desse mercado, como política tributária e em alguns momentos, o excessivo intervencionismo do Estado.

Em 1.978, a instituição dos contratos de soja e café deram força ao mercado e iniciou uma nova fase. Um ano após, foi instituído o mercado de milho, e, em 1980, foi inaugurado o contrato de boi gordo, bastante atingido com o congelamento de preços do plano cruzado em 1986.

O mercado futuro só ganhou força e consolidação com a inauguração da Bolsa Brasileira de Futuros (BBF), no Rio de Janeiro, em 1984, e da Bolsa de Mercados e de Futuros em São Paulo, em 1985. (BM&F). A BM&F iniciou suas operações negociando contratos de ouro e, em 1986, iniciou os contratos futuros de índice da Bolsa de Valores de São Paulo. (IBOVESPA), com grande número de negócios. Após uma breve interrupção durante a crise do caso Naji Nahas, este contrato é um dos mais negociados atualmente.

A Bolsa de Mercados e de Futuros negocia atualmente inúmeras commodities; dentre as mais importantes estão o índice IBOVESPA, ouro, café, boi gordo, câmbio e CDI. Opera em Contratos Futuros, Contratos a Termo, ouro disponível, além de opções de ouro. O Mercado de Opções é mais forte na Bolsa de Valores de São Paulo, com as opções de Compre e de Venda de ações.

A Bolsas de Mercados e de Futuros oferece um número significativo de tipos de contratos aos seus participantes. Os mais importantes são:

2.1) IBOVESPA FUTURO

ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO IBOVESPA FUTURO

Objeto de negociação	Índice Bovespa.
Cotação	Pontos do índice.
Meses de vencimento	meses pares.(fev/abr/jun/ago/out/dez)
Número de vencimentos em aberto	Quatro, além do mês presente, quando este for par.
Data de Vencimento e último dia de negociação	Quarta-feira mais próxima do dia 15 de cada mês de vencimento.
Valor do contrato	Ibovespa Futuro x Cr\$ (estabelecido pela BM&F)
Oscilação máxima diária	Para os dois vencimentos mais próximos não há limite de oscilação. Nos vencimentos longos 5% sobre o índice fixado para ajuste do dia anterior. A Bolsa se reserva o direito de alterar estes limites de oscilação a qualquer momento,
Variação mínima de apregoamento	5 pontos
Margem inicial	Valor fixo para todos os vencimentos em nível máximo de 15% do valor do 1º vencimento. Hedgers depositarão margem inferior a estabelecida para o investidor comum. A margem é depositada em D+1.
Hedgers	Investidores Institucionais: Fundação de Seguridade, Seguradoras, Fundos Mútuos, Fndos de Renda Fixa ou aqueles especificados pela BM&F receberão 20% de desconto na exigência de margem.
Ativos aceitos como margem	Depósito em dinheiro, carta de fiança, ações, ouro, etc. (sempre a critério da BM&F)
Horário do pregão	9:30 às 13:00.

Condição de liquidação	Liquidação financeira ou para entrega, a critério do vendedor. A entrega física só será admitida para vendedor coberto. A abertura de posições vendedoras cobertas só será aceita até 15 dias antes da data do vencimento do contrato. A cobertura não isenta o vendedor dos depósitos de margem especificados anteriormente.
Índice de liquidação	Ibovespa médio dos últimos 30 minutos do último dia de negociação do contrato - para liquidação financeira.
Prazos de liquidação	Liquidação física e financeira no dia seguinte à data de vencimento.
Corretagem	Operações normais: 0,25%. Day Trade: 0,15%. A corretagem será calculada com base no 1º mês de vencimento em aberto. Hedgers e demais sócios da BM&F farão jus ao desconto de até 40% nas despesas de corretagem.

2.2) OURO - DISPONÍVEL

Objeto de negociação	Ouro puro, na forma de lingote, fundido e custodiado por empresas e bancos credenciados pela BM&F.
Cotação	Cr\$/grama. Lote padrão de 250 gramas com teor de pureza de 999 partes em 1000
Liquidação	Dia útil seguinte à data do vencimento (D+1).
Valor da liquidação	$V = P \times T \times Q$ onde: V: Valor da liquidação T: Teor de pureza do lingote Q: Peso do lingote em gramas P: Preço contratado em \$/g ouro puro
Corretagem	0,4% para operações comuns, 0,1% para Day Trade. Hedgers e sócios efetivos tem desconto de 40%

2.3) OURO FUTURO

Objeto de negociação	Ouro puro, na forma de lingote, fundido e custodiado por empresas e bancos credenciados pela BM&F
Cotação	Cr\$/grama
Meses de vencimento	Todos os meses
Data de Vencimento	último dia útil do mês anterior ao do vencimento.
Último dia de negociação	A data do vencimento
Unidade de negociação	Cada contrato corresponde a um lingote de 250 gramas com teor de pureza de, 999 partes de ouro em cada 1000 de metal
Oscilação máxima diária	5% sobre o valor do 2º vencimento, expansível para 7,5% se o mercado atingir o limite de alta. O 1º vencimento em aberto será negociado sem limite de oscilação.
Ajustes diários	As posições são equalizadas diariamente com base no call de fechamento, conforme regras da Bolsa. Os chamados prejuízos e as liberações dos ganhos serão efetuados no dia seguinte à realização do pregão.
Margem de garantia	Equivalente a duas vezes o valor da oscilação máxima diária não expandida. Os Hedgers depositarão margem equivalente a 80% da margem normal. Aceitam-se os seguintes itens como margem: cartas de fiança, títulos públicos federais e o próprio lingote de ouro .
Corretagem	0,25% comum. 0,12% Day Trade. A corretagem incidirá sobre o valor do 1º vencimento em aberto. Hedgers e demais sócios da BM&F farão jus ao desconto de até 40% no valor da corretagem. Se a liquidação for por entrega física será cobrada uma taxa de 0,3% do valor da entrega física.

2.4) MERCADO A TERMO DE OURO

Objeto do contrato	Ouro puro, na forma de lingote, fundido em empresas credenciadas pela BM&F
Cotação	\$/grama de ouro puro
Vencimentos	Para prazos múltiplos de 5 dias
Unidades de negociação	Lingotes de 250 g com teor de pureza de 999 partes de ouro em cada 1000 de metal
Margem de garantia para compradores e vendedores descobertos	Margem mínima de 10% sobre o valor do contrato e deve ser depositado no dia seguinte à operação (D+1)
Ativos aceitos como margem para comprar ou vendedor descoberto	Dinheiro, carta de fiança, títulos públicos federais e lingotes de ouro
Taxa Operacional	0,4% sobre o valor da operação Hedgers e sócios da BM&F tem desconto de 40%

2.5 OPÇÃO DE COMPRA DE OURO

Objeto do contrato	Permitir a compra de lingote de ouro puro através do pagamento de um Prêmio
Cotação	Prêmio da opção e cotado por \$/grama.
Vencimentos	Todos os meses.
Número de vencimentos em aberto	No máximo sete.
Data de vencimento	Terceira sexta-feira do mês de vencimento ou dia útil anterior, em caso de feriado.
Unidade de negociação	Cada opção corresponde a um lingote padrão de 250 g de ouro com teor mínimo de pureza de 999 partes de ouro em cada 1000 partes de metal.
Preços de exercícios	Valores padronizados pela BM&F. Em cada mês de vencimento haverá pelo menos três preços de exercício.

Margem de garantia por lançadores	Uma vez e meia o prêmio. Ajustado diariamente com base no prêmio médio do dia. O depósito é feito no dia seguinte ao ajuste(D+1).
Ativos aceitos como margem	Dinheiro, carta de fiança, títulos públicos federais e lingotes de ouro.
Taxa operacional e de registro	0,4% + taxa de registro. Day Trade; 0,2% + taxa de registro Hedgers e demais participantes da BM&F terão desconto de até 40% nos custos operacionais

2.6. CONTRATO FUTURO DE TAXA MÉDIA DE DEPÓSITOS INTERFINANCEIROS DE UM DIA

Objeto de negociação	A taxa de juro efetiva dos Depósitos Interfinanceiros-DIs, definida, para esse efeito, pela acumulação das taxas médias diárias de DI de um dia, calculadas pela Central de Custódia e de Liquidação Financeira de Títulos - Cetip, para o período compreendido entre o dia da operação no mercado futuro, inclusive, e o último dia de negociação, inclusive
Cotação	Preço unitário PU, definido como cr\$ 100 000,00 descontados pela taxa de juro descrita no item anterior
Unidade de negociação	PU multiplicado pelo valor em cruzeiros de cada ponto, estabelecido pela BM&F
Meses de vencimento	Todos os meses
Número de vencimentos em aberto	No máximo doze
Data de vencimento	Primeiro dia útil do mês de vencimento
Último dia de negociação	Dia útil anterior à data de vencimento
Day Trade	São admitidas operações de day trade, desde que realizadas no mesmo pregão, os ganhos e perdas, auferidos nessas operações, são movimentados no dia útil seguinte ao de sua realização
Ajuste diário	As posições em aberto ao final de cada pregão serão ajustadas com base no preço de ajuste do dia, com movimentação financeira em D+1. Para efeito de cálculo do ajuste diário, o preço de ajuste do dia anterior será

corrigido pela taxa média diária de DI de um dia, referente àquele dia, de acordo com a seguinte fórmula:
 $PC = PAa (i / 100 + 1)$, onde:
PC = preço de ajuste do dia anterior corrigido;
PAa = preço de ajuste do dia anterior;
i = taxa média de DI de um dia, referente ao dia anterior, expressa em percentual ao dia. O ajuste diário das posições será realizado até a data de vencimento, sendo que, nesse dia, o preço de ajuste será igual a cr\$ 100.000,00

Hedgers

Intituições financeiras e investidores institucionais

Margem de garantia

Valor fixo por contrato, devida em D+!, com redução de 20% para hedgers.

Ativos aceitos como margem

Dinheiro, ouro e, a critério da Bolsa, títulos públicos e privados, cartas de fiança, apólices de seguro, ações e cotas de fundos fechados de investimento em ações

Custos operacionais

Taxa operacional básica
Operação normal: 0,4%; day trade: 0,2%
A taxa operacional básica por contrato negociado, incide sobre a seguinte base de cálculo:
 $(100.000 - PC) \times VP$, onde:
PC = preço de ajuste do dia anterior corrigido, relativo ao mês de vencimento negociado.
VP = valor em cruzeiros de cada ponto de PU, estabelecido pela BM&F

2.7. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO FUTURO DE TAXA MÉDIA DE DEPÓSITOS INTERFINANCEIROS DE 30 DIAS PREFIXADA

Objeto de negociação

A taxa de juros efetiva de Depósitos Interfinanceiros-DIs de 30 dias de prazo, verificada no dia de vencimento do contrato, como a taxa média de DI prefixada de 30 dias, apurada pela Bolsa.

Cotação

Preço unitário-PU, definido como o valor, na data de vencimento deste contrato, de um Depósito Interfinanceiro de 30 dias de prazo, com taxa de juro prefixada e valor de resgate igual a cr\$ 100 000,00

Oscilação máxima diária	5% sobre o valor do primeiro vencimento em aberto, calculados sobre o preço de ajuste do pregão anterior.
Unidade de negociação	PU multiplicado pelo valor em cruzeiros de cada ponto, estabelecido pela BM&F
Meses de vencimento	Todos os meses
Número de vencimentos em aberto	No máximo doze
Data de vencimento e último dia de negociação	Primeiro dia útil do mês de vencimento
Data de liquidação	Dia útil posterior à data de vencimento
Day Trade	São admitidas operações de Day trade .Os ganhos e perdas, auferidos nessas operações, são movimentados no dia útil seguinte ao de sua realização
Ajuste Diário	As posições em aberto ao final de cada pregão serão ajustadas com base no preço de ajuste do dia com movimentação financeira D+1
Condições de liquidação no vencimento	<p>Na data de liquidação, as posições em aberto, após o último dia de negociação, serão liquidadas financeiramente pela Bolsa, pelo valor de liquidação, de acordo com a seguinte fórmula:</p> <p>$V = PL \times 100$, onde:</p> <p>V = valor de liquidação por contrato</p> <p>L = preço de liquidação, assim definido:</p> $PL = \frac{100.000}{\left(\frac{i}{100} + 1\right)^{\frac{n}{360}}}$, onde: <p>i = taxa média de DI prefixada de 30 dias, apurada pela Cetip, expressa em base anual, até a segunda casa decimal</p> <p>n = prazo referencial, a que se refere a taxa utilizada para o cálculo de liquidação (30, 31, 32, dias).</p>
Hedgers	Instituições financeiras e investidores institucionais

Margem de garantia	Valor fixo por contrato, devida em D + 1 . Com redução de 20% para hedgers.
Ativos aceitos como margem	Dinheiro, ouro e, a critério da Bolsa, títulos públicos e privados, cartas de fiança, apólices de seguro, ações e cotas de fundos fechados de investimento em ações.
Custos operacionais	Taxa operacional básica Operação normal: 0,4 %; day trade: 0,2 % A taxa operacional básica por contrato negociado, incide sobre a seguinte base de cálculo: (100 000 - PA) x VP, onde: PA = preço de ajuste do dia anterior, relativo ao mês de vencimento negociado; VP = Valor em cruzeiros de cada ponto de PU

2.8. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO FUTURO CAMBIAL DE CAFÉ

Objeto de negociação	Café cru, em grão, de produção brasileira, coffea arabica, tipo seis ou melhor, em sacas novas de juta
Cotação	Pontos por saca de 60 quilos líquidos, com duas casas decimais, sendo cada ponto equivalente à taxa de câmbio média entre as operações de compra e de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos.
Variação mínima de apregoação	0,01 ponto por saca de 60 quilos
Oscilação máxima diária	4% da cotação média ponderada dos três vencimentos com maior número de contratos em aberto.
Unidade de negociação	100 sacas de 60 quilos líquidos
Meses de vencimento	Março, maio, julho, setembro e dezembro.
Número de vencimentos em aberto	No máximo sete
Data de vencimento e último dia de negociação	Sexto dia útil anterior ao último dia do mês de vencimento
Ajuste diário	Os ajustes diários constituem-se no lucro ou prejuízo decorrente da oscilação diária dos preços cotados

Ponto de entrega	Município de São Paulo (SP)
Condições de liquidação no vencimento	Período de entrega: Inicia no segundo dia útil do mês de vencimento e encerra às 18 horas do sétimo dia útil anterior ao último dia do mês de vencimento.
Pagamento e recebimento	A compensação financeira do valor resultante da liquidação por entrega será realizada no terceiro dia útil subsequente à Data de Entrega do Aviso. (D + 3)
Arbitramento	O arbitramento do lote poderá ser solicitado a qualquer tempo, entre o pedido de classificação e a emissão do Aviso de Entrega. A decisão do arbitramento será final, contra a qual não caberá recurso.
Hedgers	Cafeicultores, cooperativas de café, torrefadores, maquinistas, exportadores, comerciantes e processadores de café.
Margem de garantia	Valor fixo por contrato, devida em D + 1, com redução de 20% para hedgers. A margem de garantia é alterável a qualquer momento, a critério da Bolsa.
Ativos aceitos como margem	Dinheiro, ouro, e, a critério da Bolsa, títulos públicos e privados, cartas de fiança, apólices de seguro, ações, cotas de fundos fechados de investimento em ações e warrants endossáveis, de emissão de armazém credenciado pela BM&F.
Custos operacionais	Taxa operacional básica Operação normal: 0,30%; day trade: 0,07% Os custos operacionais são devidos no dia útil seguinte ao de realização da operação no pregão. Os sócios efetivos pagarão no máximo 75% da taxa operacional básica e da taxa de liquidação por entrega e 75% dos demais custos operacionais (taxas de registro, de classificação e da Bolsa)

2.9. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO DE OPÇÕES DE COMPRA SOBRE FUTURO CAMBIAL DE CAFÉ

Objeto de Negociação	O contrato futuro cambial de café negociado na BM&F
----------------------	---

Cotação	Prêmio da opção, em pontos por saca de 60 quilos líquidos de café, sendo cada ponto equivalente à taxa de câmbio média entre as operações de compra de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos.
Varição mínima de apregoação	0,01 ponto por saca de 60 quilos
Unidade de negociação	Cada opção refere-se a um contrato futuro cambial de café, cujo lote padrão é de 100 sacas de 60 quilos líquidos
Meses de vencimento	No máximo sete
Data de vencimento e último dia de negociação	No dia 15 do mês de vencimento ou dia útil subsequente, no caso de feriado.
Movimentação financeira do prêmio	Pagamentos e recebimentos de prêmios são efetuados no dia útil seguinte ao de realização da operação no pregão
Exercício	As opções poderão ser exercidas pelos titulares a partir do dia útil seguinte ao de realização da operação no pregão
Condições de liquidação no exercício	As opções poderão ser exercidas pelos titulares a partir do primeiro dia útil seguinte à data de abertura da posição, até a data de vencimento.
Condições de liquidação no exercício	No exercício das opções, o titular assume uma posição comprada no contrato futuro cambial de café, pelo preço de exercício da opção, e o lançador assume uma posição vendida no contrato futuro cambial de café, pelo preço de exercício da opção.
Margem de garantia para o lançador	A margem é determinada pela BM&F, com base no prêmio médio de cada pregão, sujeita a valor mínimo estabelecido e depositada em D+1.
Ativos aceitos como margem	Dinheiro, ouro e, a critério da Bolsa, títulos públicos e privados, cartas de fiança, apólices de seguro, ações, cotas de fundos fechados de investimento em ações e warrants endossáveis, de emissão de armazém credenciado pela BM&F.

Corretagem	Taxa operacional básica (valor por contrato) Operações (normal e day trade): 50% do valor da taxa operacional básica do contrato futuro cambial de café
------------	--

2.10. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO DE OPÇÕES DE VENDA SOBRE FUTURO CAMBIAL DE CAFÉ

Objeto de negociação	O contrato futuro cambial de café negociado na BM&F.
Cotação	Prêmio da opção, em pontos por saca de 60 quilos líquidos de café
Variação mínima de apregoação	0,01 ponto por saca de 60 quilos.
Unidade de negociação	Cada opção refere-se a um contrato futuro cambial de café, cujo lote padrão é de 100 sacas de 60 quilos líquidos
Preços de exercício	Estabelecidos e divulgados pela BM&F
Meses de vencimento	Fevereiro, abril, junho, agosto e novembro
Vencimentos em aberto	No máximo sete
Data de vencimento e último dia de negociação	No dia 15 do mês de vencimento ou dia útil subsequente no caso de feriado. Nesse dia, não se admitirá day trade nem a abertura de novas posições para esse vencimento
Movimentação financeira do prêmio	Pagamentos e recebimentos de prêmios são efetuados no dia útil seguinte ao de realização da operação no pregão
Exercício	As opções poderão ser exercidas pelos titulares a partir do dia primeiro útil seguinte à data de abertura da posição, até a data de vencimento. Os resultados financeiros do exercício são movimentados no dia útil subsequente.
Ativos aceitos como margem	Idênticos aos aceitos para as opções de compra
Corretagem	Idênticas às da opção de compra

2.11. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO FUTURO CAMBIAL DE ALGODÃO

Objeto de negociação	Algodão em pluma, produzido e beneficiado nos Estados de São Paulo ou Paraná, embalado em fardos, arbitrado por uma Comissão de Arbitramento da BM&F, e comprimento da fibra único de, no mínimo, 30/32 mm.
Cotação	Centavos de ponto por libra-peso, com duas casas decimais, sendo cada ponto equivalente à taxa de câmbio média entre as operações de compra e venda de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos.
Varição mínima de apregoação	0,01 ponto por libra
Oscilação máxima diária	4% da cotação média ponderada dos três vencimentos com maior número de contratos em aberto
Unidade máxima de negociação	28 108,65 libras ou 850 arrobas líquidas
Meses de vencimento	Março, abril, maio, julho, outubro e dezembro
Número de vencimentos em aberto	No máximo sete
Data de vencimento e último dia de negociação	Sexto dia útil anterior ao último dia do mês de vencimento. Nesse dia, não se admitirá day trade nem abertura de novas posições vendidas para esse vencimento
Ponto de entrega	Município de São Paulo
Condições de liquidação no vencimento	Período de entrega: Inicia no segundo dia útil do mês de vencimento e encerra às 18 horas do sétimo dia útil anterior ao último dia do mês de vencimento
Valor de liquidação	Pode ser obtido através da seguinte fórmula: $V = \frac{PA}{100} \times 33,069 \times 850 \times TC \pm ADQ - DF,$ onde: V = valor de liquidação por contrato; A = preço de ajuste do dia anterior à Data de Entrega do Aviso; TC = taxa de câmbio de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos (média entre as operações de compra e

venda) do dia anterior à data de Entrega do Aviso;
ADQ = ágio ou deságio em função da qualidade do produto;
F = deságio de frete.

Pagamento e recebimento

A compensação financeira do valor resultante da liquidação por entrega será realizada até o terceiro dia útil subsequente à Data de Entrega do Aviso.

Verificação da conformidade da série ou

Quando do recebimento da série, o cliente comprador seu substituto terá o direito de examinar as amostras dos fardos, enviadas à BM&F para o registro do lote, do peso e do estado da série.

Hedgers

Produtores, cooperativas, beneficiadores, exportadores, processadores e comerciantes do produto.

Margem de garantia

Valor fixo por contrato, devida em D + !, com redução de 20% para hedgers.

Corretagens

Idênticas às de café

2.12. FUTURO CAMBIAL DE BOI GORDO

Objeto de negociação

Boi acabado para abate. Tipo: bovinos machos, com peso entre o mínimo de 450 quilos e máximo de 550 quilos. Idade máxima: 60 meses.

Cotação

Pontos por arroba líquida, com duas casas decimais, sendo cada ponto equivalente à taxa de câmbio média entre as operações de compra e venda de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos, divulgadas pelo Banco Central do Brasil-Bacen.

Variação mínima de apregoação

0,01 ponto por arroba

Oscilação máxima diária

45 da cotação média ponderada dos três vencimentos com maior número de contratos em aberto.

Unidade de negociação

330 arrobas líquidas.

Meses de vencimento

Fevereiro, abril, junho, agosto, setembro, outubro, novembro e dezembro.

Número de vencimentos em aberto	No máximo sete.
Data de vencimento e último dia de negociação	Sétimo dia útil anterior ao último dia do mês de vencimento. Nesse dia, não se admitirá day trade nem a abertura de novas posições vendidas para esse vencimento.
Ajuste diário	Os ajustes diários constituem-se no lucro ou prejuízo decorrente da oscilação diária dos preços cotados.
Pontos de entrega	Municípios de Araçatuba (SP), Barretos (SP), Presidente Prudente (SP) e São Paulo (SP).
Condições de liquidação no vencimento	<p>Período de entrega Inicia no segundo dia útil do mês de vencimento e encerra às 18 horas do sétimo dia útil anterior ao último dia do mês de vencimento.</p> <p>Procedimento de entrega Serão aceitos para entrega lotes de 330 arrobas líquidas, mais ou menos 5% , equivalentes a um lote de, no mínimo, 17 e, no máximo, 20 cabeças, correspondente a uma carga de caminhão padrão.</p>
Valor de liquidação	O preço será o de ajuste do dia útil anterior à Data de Entrega do Aviso, multiplicado pelo peso líquido de cada contrato e pela taxa de câmbio média entre as operações de compra e venda de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos daquele dia. A pesagem será realizada após jejum noturno total de doze horas, constatado na balança de escolha do cliente vendedor, podendo o cliente comprador fiscalizar o jejum e a pesagem.
Arbitramento	Quando do recebimento dos lotes, em não se conformando com sua qualidade e/ou estado, o cliente comprador poderá solicitar arbitramento à BM&F, cuja decisão será final. O cliente comprador tem o direito de aferir a balança antes do início da pesagem. Se não a achar conforme, poderá exigir a repesagem dos bois em outra balança, aceita pelas duas partes.
Hedgers	Pecuaristas, frigoríficos, indústrias processadoras de carne e comerciantes de carne.

Margem de garantia	Valor fixo por contrato, devida em D+1, com redução de 20% para hedgers. A margem de garantia é alterável qualquer momento, a critério da Bolsa.
a	
Corretagem	<ul style="list-style-type: none"> . Taxa operacional básica Operação normal: 0,30%; day trade: 0,07%. . Taxas da Bolsa 6,32% da taxa operacional básica . Taxa de arbitramento Quando houver, será repassada para a parte perdedora. O pagamento dessa taxa deve ser efetuado no ato de sua solicitação.

2.13. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO FUTURO DE TAXA DE CÂMBIO DE CRUZEIROS POR DÓLAR FLUTUANTE OU COMERCIAL

Objeto de negociação	A taxa de câmbio de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos.
Cotação	Cruzeiros por US\$1,00
Varição mínima de apregoação	Cr\$ 0,01 por US\$1,00, equivalente a Cr\$50,00 por contrato.
Oscilação máxima diária	5% sobre o valor do terceiro vencimento em aberto, calculados sobre o preço de ajuste do pregão anterior.
Unidade de negociação	US\$5.000,00.
Meses de vencimento	Todos os meses.
Número de vencimentos em aberto	No máximo doze.
Data de vencimento e último dia de negociação	Primeiro dia útil do mês de vencimento.
Data de liquidação	Dia útil posterior à data de vencimento
Ajuste diário	As posições em aberto ao final de cada pregão serão ajustadas com base no preço de ajuste do dia, estabelecido no <i>call</i> de fechamento, com movimentação financeira em D+1.

Condições de liquidação no vencimento	Na data de liquidação, as posições em aberto, após o último dia de negociação, serão liquidadas financeiramente pela bolsa, mediante o registro de operação de natureza inversa (compra ou venda) à da posição, na mesma quantidade de contratos, pelo valor de liquidação, de acordo com a seguinte fórmula: $V = 5.000 \times TC$, onde: V = valor de liquidação por contrato TC = taxa de câmbio de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos, verificada na data de vencimento deste contrato.
Hedgers	Instituições autorizadas pelo Bacen a operar no mercado de câmbio comercial e outras pessoas jurídicas, cuja atividade básica esteja relacionada com as transações, regulamentadas pelo Bacen, nesse mercado.
Margem de garantia	Valor fixo por contrato, devida em D+1 com redução de 20% para <i>hedgers</i> . A margem de garantia é alterável a qualquer momento, a critério da Bolsa.
Ativos aceitos como margem	Dinheiro, ouro, e a critério da Bolsa, títulos públicos e privados, cartas de fiança, apólices de seguro, ações e cotas de fundos fechados de investimento em ações.
Custos operacionais	Taxa operacional básica Operação normal: 0,15%; <i>day trade</i> : 0,06%.

2.14. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO DE OPÇÕES DE COMPRA SOBRE TAXA DE CÂMBIO DE CRUZEIROS POR DÓLAR FLUTUANTE OU COMERCIAL

Objeto de negociação	A taxa de câmbio de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos.
Cotação	Prêmio da opção, em cruzeiros por US\$1,00.
Variação mínima da apreçoção	Cr\$ 0,01 por US\$ 1,00, equivalente a Cr\$ 50,00 por contrato
Unidade de negociação	Cada opção refere-se a um lote padrão de US\$ 5.000,00
Meses de vencimento	Todos os meses
Número de vencimentos em aberto	No máximo doze

Data de vencimento e último dia de negociação	Primeiro dia útil do mês de vencimento.
Exercício	As opções poderão ser exercidas pelos titulares a partir do primeiro dia útil seguinte à data da abertura da posição, até o primeiro dia útil subsequente à data de vencimento.
Condições de liquidação no exercício	O exercício será processado pela Bolsa no dia de sua solicitação e o valor de liquidação será calculado de acordo com a seguinte fórmula: $V = 5.000 \times (TC - PE)$, onde: V = valor de liquidação por contrato TC = taxa de câmbio de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos.

2.15. ESPECIFICAÇÕES DO CONTRATO DE OPÇÕES DE VENDA SOBRE TAXA DE CÂMBIO DE CRUZEIROS POR DÓLAR FLUTUANTE OU COMERCIAL

Objeto de negociação	A taxa de câmbio de cruzeiros por dólar dos Estados Unidos.
Cotação	Prêmio da opção, em cruzeiros por US\$1,00.
Variação mínima de apregoação	Cr\$0,01 por US\$1,00, equivalente a Cr\$50,00 por contrato.
Unidade de negociação	Cada opção refere-se a um lote padrão de US\$5.000,00.
Meses de Vencimento	Todos os meses.
Número de vencimentos em aberto	No máximo doze.
Data de vencimento e último dia de negociação	Primeiro dia útil do mês de vencimento.
Movimentação financeira do prêmio	Pagamento e recebimentos de prêmios são efetuados no dia útil seguinte ao de realização da operação no pregão.
Condições de liquidação no exercício	Análogas às das opções de compra.

CAPITULO 3

ANÁLISE FUNDAMENTAL E ANÁLISE TÉCNICA

INTRODUÇÃO

O senso comum nos levará a comprar as commodities que estão escassas e vender as que estão com excesso de oferta, mas este senso comum deve ser visto com algum cuidado, pois a escassez leva à alta dos preços, que por seu lado leva ao aumento da produção e com isso, à queda nos preços. Logo, o oposto do senso comum levaria a ganhos no longo prazo. É conhecida a frase de um analista "venda a escassez, compre a fartura".

Os investidores em Commodities e em ações se utilizam de métodos de previsão de preços procurando antecipar as mudanças nos preços desses produtos, e assim obter as oportunidades de lucro. Dentre estes métodos de previsão, se destacam a análise fundamental e a análise técnica.

3.1) A ANÁLISE FUNDAMENTAL

A análise fundamental utiliza principalmente dados econômicos, como os de produção, consumo, formação de estoques, importação, exportação, geadas, guerras, crescimento econômico, inflação, ofertas de produtos substitutos, preços dos produtos substitutos, níveis de preços em geral, taxa de juros, oferta e demanda de moedas, taxa de câmbio, balanços das empresas, níveis de endividamento, sazonalidade, etc.

De posse destas informações, o analista verifica as possíveis relações de dependência entre estas variáveis, algumas utilizando métodos estatísticos e/ou econométricos, outras utilizando métodos analíticos baseados em conhecimentos de especialistas, procuram descobrir oportunidades de negociação pelos possíveis desajustes no equilíbrio entre a oferta e a demanda.

Uma das aplicações da Análise Fundamental, a mais difundida é a avaliação de preços de ações negociadas na Bolsa de Valores, onde são analisados e levados em conta para a decisão final, valores como o valor patrimonial da empresa, o nível de endividamento, as margens de lucro,

políticas de distribuição de dividendos, de bonificações, análise do setor a que pertence, comparação dentro e fora do setor, etc.

3.1.1 MODELOS BASEADOS EM ANÁLISE DE OFERTA E DEMANDA

Provavelmente, nenhum outro aspecto da estimação de preços de commodities tem recebido mais atenção do que os modelos relacionados a funções de oferta e demanda.

Sabemos que a oferta muito grande de um produto faz os preços caírem e que uma pequena oferta faz com que os preços subam, acontecendo o inverso com a demanda. Logo, o problema de determinar as estimativas dos preços dá lugar ao problema de determinar estimativas das funções oferta e demanda para os produtos.

Como a demanda de um produto depende de seu próprio preço e dos preços dos demais produtos, uma técnica é determinar as correlações cruzadas relacionando o preço da commodity de interesse com os demais produtos para determinar o grau de dependência, e construir funções demandas dadas por;

$$c_{it} = f(p_{1t}, p_{2t}, p_{3t}, \dots, p_{nt}, y_t)$$

onde c_{it} é o consumo de produto i no instante t , y_t é a renda no instante t e p_{jt} é o preço unitário do produto j para $j=1, 2, \dots, n$.

Modelos mais gerais utilizam como variáveis independentes, o preço da própria commodity, preços de um ou dois produtos substitutos ou complementares, a renda, e algumas outras variáveis explicativas, u_1, u_2, \dots, u_n , e a demanda passa a ter a forma:

$$c_i = f(p_t, p_{1t}, p_{2t}, \dots, p_{nt}, y_t, u_1, u_2, \dots, u_n)$$

As equações de oferta ou de demanda vistas acima podem ser lineares, ou podem ser não lineares, de tipo exponencial, $c = a \cdot p_1^{a_1} \cdot p_2^{a_2} \cdot \dots \cdot p_n^{a_n} \cdot y^a \cdot u_1^{b_1} \cdot \dots \cdot u_m^{b_m}$, ou do tipo logaritmo,

$$\log(c) = \log(a_0) + a_1 \log(p_1) + \dots + a_n \log(p_n) + a \log(y) + b_1 \log(u_1) + \dots + b_n \log(u_n)$$

Em commodities que tenham algum ciclo definido de produção, a análise fundamental oferece o "modelo de Cobweb" (Labys, (1984)) ou o modelo harmônico, dado por:

$$q_t = a_0 + a_1 \cos(wt) + a_2 \sin(wt)$$

onde a_1 e a_2 são as amplitudes da componente cíclica e w é a frequência..

Os investidores em commodities de maneira geral utilizam análise fundamental de forma empírica, como por exemplo, ao decidir sobre compra e venda de cacau, faz análises do tipo; O cacau é utilizado para produzir chocolate em todo o mundo. É produzido em poucos países como o Brasil e parte da África. Que variáveis em termos de condições locais são importantes para dimensionar o tamanho da colheita ? . Outra análise é do tipo: Chocolate é um produto de luxo. Logo, ele é muito sensível ao preço. Se o preço sobe, ou se uma recessão faz diminuir a renda, as pessoas deixam de consumir o chocolate, substituindo-o por leite ou outros produtos,

Vemos, então, que cada commodity será afetada de maneira diferente e por variáveis também diferentes. Assim os investidores se decidem sobre seus investimentos, examinando as variáveis que poderão afetar os preços do açúcar, do petróleo, da borracha, do café, do algodão, boi, ouro, etc. Os hedjers para se protegerem das variações imprevistas, e os especuladores assumindo os riscos pela expectativa de lucro.

Dentre as técnicas e modelos utilizadas pela análise fundamentalista, destacam-se testes de hipóteses sobre sazonalidades, com ferramentas estatísticas como a análise espectral e a decomposição de séries temporais, relações entre estoques de produtos, condições de armazenagem, de plantação, testes de dependência e de causalidade entre variáveis, etc. Como para cada commodity as variáveis e as relações entre as variáveis são específicas, os modelos matemáticos encontrados são também específicos para cada commodity e até para determinada região. Por isso, uma das técnicas para se estimar estes modelos é a de sistemas de equações simultâneas. Um detalhamento muito grande destes modelos pode ser encontrado em Labys (1984).

3.2) A ANÁLISE TÉCNICA

Enquanto na análise fundamental procura-se determinar as influências de inúmeras variáveis que atuam sobre o preço e a partir destas determinações obter a previsão para o comportamento dos preços, a análise técnica supõe que estes fatos vão sendo observados pelos agentes do mercado, vão se incorporando ao preço de forma automática a medida que as pessoas vão determinando as mudanças, e assim, ao se olhar o comportamento do preço, já se está levando em conta tais mudanças, pois elas estarão se refletindo no próprio comportamento dos mesmos.

Como para a análise técnica o mais importante é o comportamento dos preços históricos, o principal instrumento de análise é o gráfico mostrando tal comportamento. Por isso a análise técnica recebe também o nome de análise gráfica.

Tanto a análise fundamental como a técnica são igualmente utilizadas tanto para ações como para commodities, pois ambos os mercados estão sujeitos aos mesmos tipos de influências, Portanto, detalhamentos deste tópico podem ser encontrados tanto em livros sobre ações, como em livros sobre commodities. Entre eles, cabe destacar; Murphy (1986), Stolf (1992) , Mellage Filho (1990) e Treuherz.(1972)

Embora ambos os mercados utilizem estas técnicas, não podemos deixar de alertar para diferenças significativas, como por exemplo, o horizonte de tempo de um e de outro. Enquanto no mercado de ações o tempo é ilimitado, no contrato futuro o tempo está limitado pela data de vencimento do respectivo contrato. O que os operadores de commodities fazem para contornar este problema é considerar os preços de um contrato em sua fase de maior liquidez e substituir a partir de um ajustamento simples, o preço daquele contrato pelo contrato do próximo vencimento que a esta altura já se tornou mais líquido do que o anterior.

3.2.1 -A TEORIA DE DOW

A Teoria de Dow foi elaborada por Charles Dow em 1884 e posteriormente foi aperfeiçoada pela empresa Dow & Jones Co. em 1897 . Segundo a Teoria de Dow, o movimento de preços obedece a seis princípios;

- 1-) Os preços refletem os diversos fatores que afetam a oferta e a demanda de uma mercadoria
- 2-) O movimento apresenta três tipos de tendência:
 - i) tendência de longo prazo (primária), compreendendo período de seis meses a um ano.
 - ii) tendência de médio prazo (secundária), com duração de três semanas a seis meses.
 - iii) tendência de curto prazo (terciária), com duração média de 2 a 15 dias,

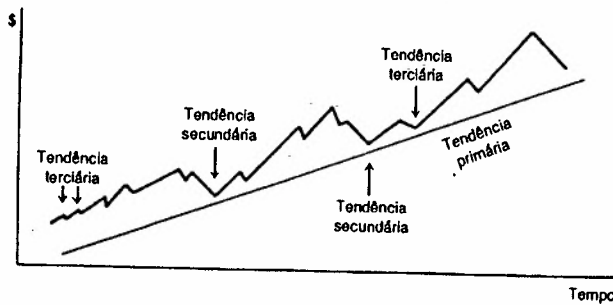


figura 3.1: os três tipos de tendência (Tavares 1988).

3-) As três fases de uma grande tendência :

Cada tendência, por sua vez, tem tres fases, classificadas segundo os momentos que uma informação vai se incoorporando ao mercado, pois os primeiros a obter as informações, os insiders, à medida que vão assumindo suas posições vão alertando outros e assim ocorre a transmissão em cadeia até o ponto em que ela é totalmente passada ao mercado. As três fases de uma tendência são;

a) Fase inicial, denominada acumulação, caracterizando o período em que os investidores muito bem informados, os por dentro ou insiders, revelam suas posições. É caracterizada por pequenas acelerações/desacelerações de preços com volume crescente.

b) Fase intermediária onde os mais bem informados e os mais atentos detectam a tendência e se posicionam, o que ocasiona uma forte aceleração ou desaceleração.

c) fase final (distribuição), etapa em que o mercado experimenta altíssima volatilidade, apresentando oscilações bem mais elevadas e altíssimo volume.- euforia na alta e pânico na baixa.

Seguem abaixo algumas figuras indicando as tendências primária, secundária e terciária, bem como as fases de uma tendência.



figura 3.2 : as três fases de uma tendência de alta (Tavares 1988).

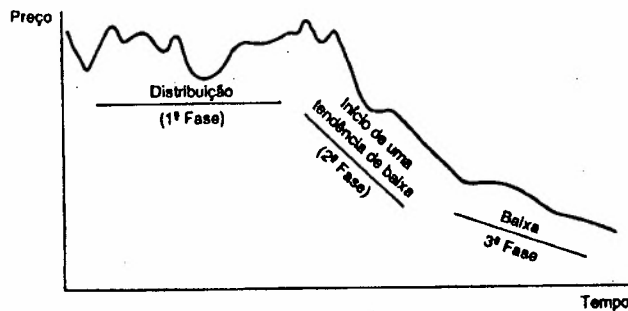


figura 3.3 : as três fases em uma tendência de baixa (Tavares 1988).

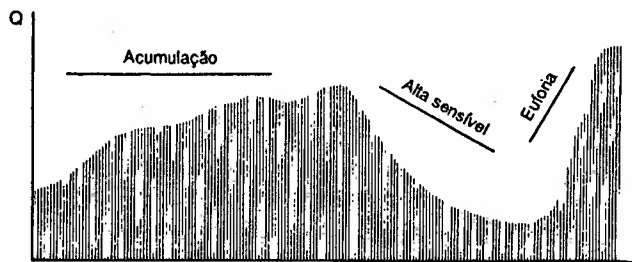


figura 3.4: comportamento do volume de negócios durante as três fases (Tavares 1988).

4-) As médias devem sempre se confirmar.

Quando Charles Dow estabeleceu estes princípios, ele se referia a confrontar as médias industriais e ferroviárias do mercado americano, mas que vale para qualquer série de valores de qualquer mercado. Em cada etapa, o mercado deve sempre ser analisado em relação à confirmação ou divergência dos preços, ou seja, se uma tendência de alta não se confirmar, essa tendência pode ser falha. Como exemplo desse princípio, preços em alta e volume em baixa, ou preço em baixa e volume em alta são consideradas indicações perigosas.

5-) O volume deve confirmar a tendência, ou seja, o volume deve expandir-se na direção da tendência dos preços. Por exemplo; em uma tendência altista, volume e preços devem estar subindo simultaneamente.

6-) Confirmada uma tendência, ela deve continuar,

Os analistas que se orientam pela Teoria Dow, portanto, têm como princípio, seguir a tendência uma vez que o movimento de preços continua, até que apareça uma indicação contrária, quando ela reverterá.

3.2.2-) GRÁFICO DE BARRAS

Os gráficos de barras caracterizam-se por fornecer as três principais informações de um preço. quais sejam, o preço máximo, o mínimo e o de fechamento. Alguns mais completos também apresentam o preço de abertura e o preço médio do tempo considerado. Este tempo considerado pode ser um dia, uma semana ou um mês.

Nesses gráficos, no eixo das abscissas representamos o tempo, e no eixo das ordenadas, representamos o respectivo preço. A barra, para cada dia, é construída com uma linha vertical dos preços máximos e mínimos de cada dia, e a seguir, fazer uma marca horizontal na altura do fechamento, como na figura 3.5.

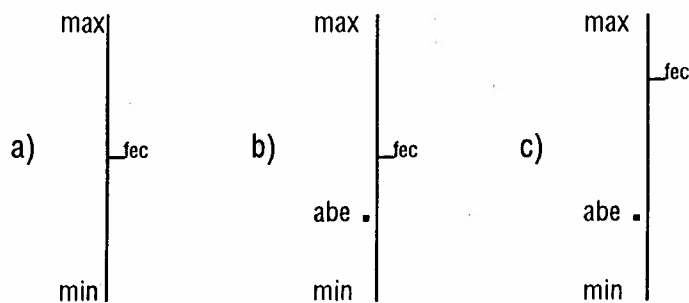
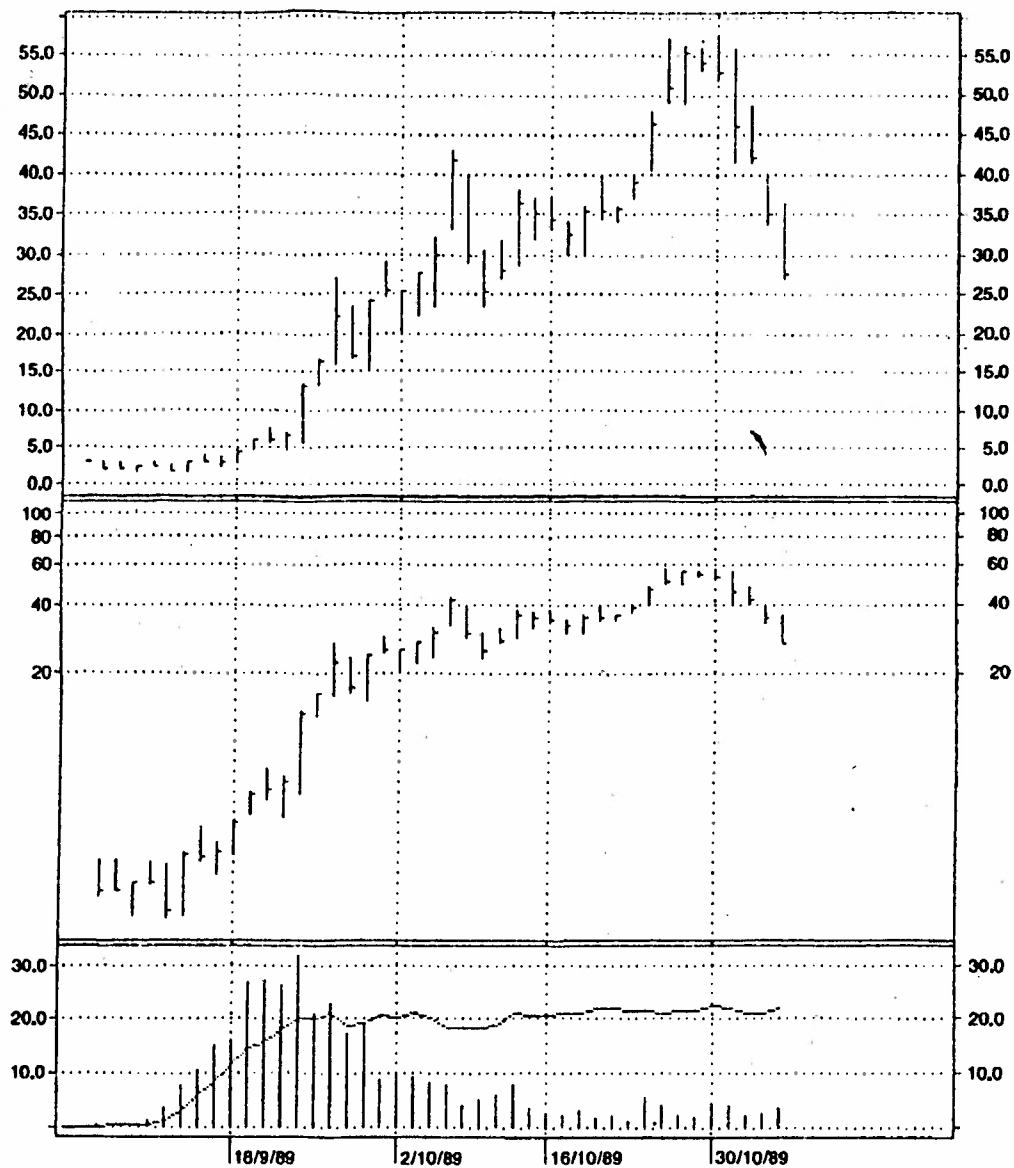


figura 3.5: gráfico de barras.

Opção de compra de ouro – BM&F.

1. Gráfico de Barras – escala aritmética
2. Gráfico de Barras – escala logarítmica
3. Volume de negócios e contratos em aberto



- 1: Gráfico de Barras
 - 2: Gráfico de Barras
 - 3: Gráfico de Volume
- Linha Simples – Ctr Aberto s/Ctr Aberto em Cheio Forte

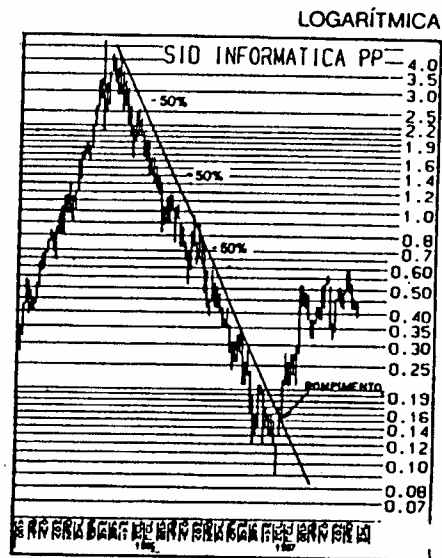
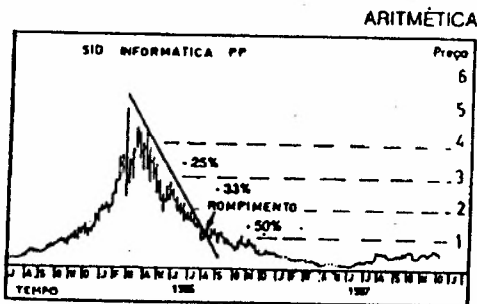
Figura 3.6: gráfico de barras de opção de compra de ouro - BM&F

3.2.3-) ESCALA LOGARÍTMICA X ESCALA ARÍTMÉTICA

Em gráficos para longos períodos, é necessário tomarmos o gráfico em escala logarítmica, pois ao tomarmos os logaritmos, caso haja um crescimento multiplicativo, (aumento em porcentagem, por exemplo), o logaritmo transforma o produto em soma, e portanto, lineariza as variações. A propriedade dos logaritmos que torna isto possível é:

$$\log(XY) = \log(X) + \log(Y)$$

Na figura 3.6 acima, vimos um gráfico de barras em escala logarítmica, em vez de escala aritmética. Observamos neste gráfico, que na parte superior, onde é utilizada Escala Aritmética, a medida que o nível de preços aumenta, aumenta a distância entre o máxima e o mínimo (amplitude) enquanto que em escala logarítmica isto não ocorre.



a) escala aritmética

b) escala logarítmica

figura 3.7: exemplos de aplicação de escala logarítmica. Fonte: Revista Estratégia.

3.2.4 TENDÊNCIAS

Entendemos por tendência, na análise técnica, como a direção em que está se movendo o mercado. Uma das principais preocupações dos analistas de mercado, tanto os técnicos como os fundamentalistas, é procurar detectar os pontos de reversão de uma tendência. É aí que se situam as grandes oportunidades aos investidores. Como o ganho dos investidores pode ser obtido comprando na baixa e vendendo na alta, qualquer sinal de reversão de uma tendência é uma destas oportunidades. E veremos inúmeras maneiras de detectá-la utilizando a análise técnica e principalmente no capítulo 5 com a aplicação dos modelos de função de transferência.

Todos os resultados extraídos da Teoria Dow estão baseados nos mesmos fundamentos das funções de oferta, demanda e ponto de equilíbrio. Uma reta de suporte, por exemplo, indica o nível de preços, ou a área do gráfico, onde o interesse comprador é suficiente para reverter o movimento para cima novamente. Ora, este ponto significa que uma queda nos preços fez com que a demanda ficasse maior do que a oferta, e o conseqüente aumento dos preços na direção do ponto de equilíbrio.

Analogamente, uma linha de resistência é o oposto do suporte, ou seja, significa o nível de preços ou a área do gráfico onde a pressão vendedora é suficiente para pressionar os preços novamente para baixo. Percebe-se aqui também o efeito das funções de oferta e demanda, pois a alta dos preços faz cair a demanda e a conseqüente diminuição dos mesmos preços na direção do ponto de equilíbrio. Seguem abaixo, dois exemplos de suporte e resistência. (figura 3.8)

Seguem também as figura 3.9 e 3.10, onde aparece um princípio da Teoria Dow, qual seja, de que em uma tendência de alta, cada fundo que se sucede deve estar em plano mais alto do que o anterior, e que na tendência de baixa, cada topo deve estar em plano mais baixo do que o anterior. Como vimos, é a própria definição de suporte e resistência.

Uma conseqüência disto também é que as retas de suporte e resistência se invertem de um para outro quando uma delas é rompida. Um suporte, ao ser quebrado, transforma-se em resistência e vice-versa.

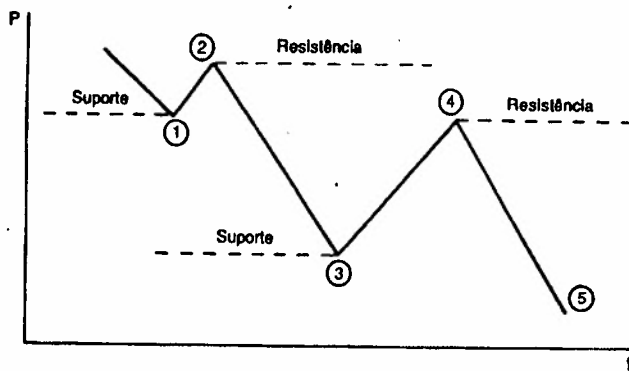


figura 3.8:linhas de suporte e resistência (Mellagi Filho 1990)

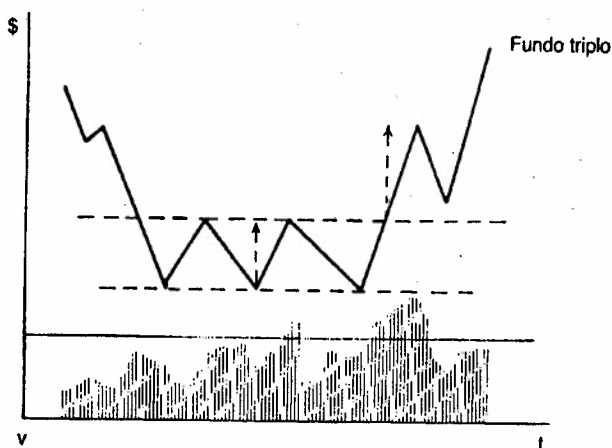


figura 3.9: Formação de suporte e Resistência em fundo triplo (Mellagi Filho 1990)

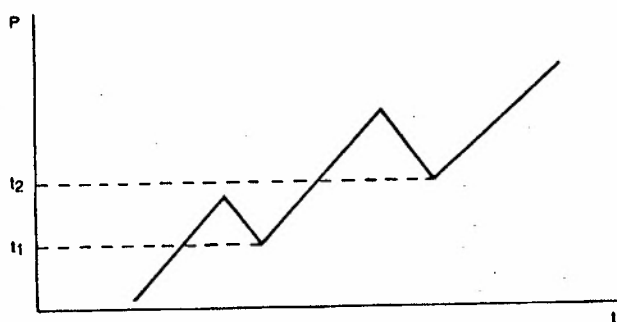


figura 3-10: Princípio, resistência passa a suporte e vice-versa(Mellagi Filho 1990)

3.2.5 INDICAÇÕES DE REVERSÃO E DE CONTINUIDADE

O dia da reversão da tendência que indicará o fundo ou o topo dos preços, ocorre tanto nas altas como nas baixas. Indicações desta reversão neste dia são o grande movimento, muito superior ao do dia anterior, oscilação e amplitude muito grandes. (figura 3.11). Uma explicação lógica para este fato é que a medida que pessoas menos informadas vão obtendo as informações, estas assumem a posição, aumentando o volume

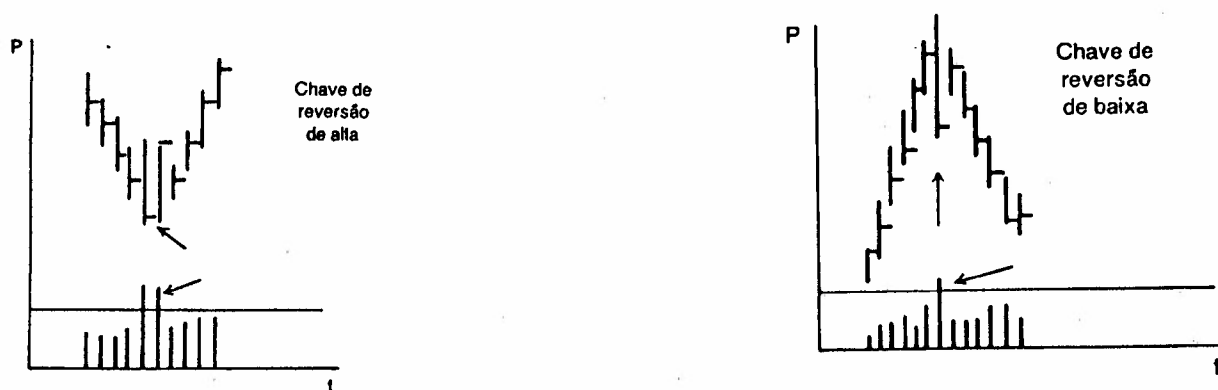


figura 3.11: a) dia de reversão de alta.

b) dia de reversão de baixa(Mellagi Filho 1990)

Outro tipo de indicação de reversão é o gap. O gap é um espaço entre o mínimo de um dia e o máximo do seguinte, quando este mínimo é maior do que o máximo do seguinte. Em geral, em dias que ocorre o gap não há negociação, caracterizando a dissimulação total da informação e todos querendo assumir posição em apenas uma ponta.

Vários tipos de gaps podem ocorrer, como na figura 3.12. Detalhamentos sobre estes tipos de gaps são encontrados na bibliografia, como em Melagi Filho(1990) e Murphy(1986).

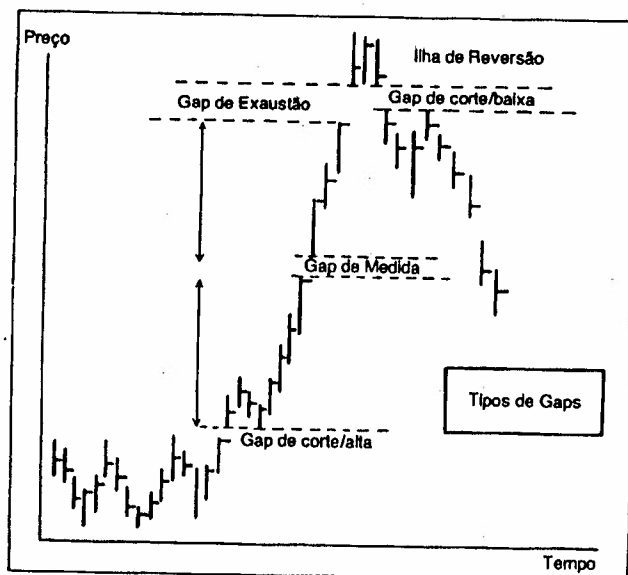


figura 3.12: tipos de gap (Mellagi Filho 1990)

Uma indicação de reversão muito difundida é dado pela figura "ombro cabeça, ombro, que ocorre ao final de uma tendência altista, É quando o mercado perde força, iniciando uma reversão (ombro), encontra um ponto de resistência voltando a subir, além do máximo anterior (cabeça), decresce até a resistência anterior, voltando a subir, mas agora menos do que antes, volta a decrescer rompendo a resistência, indicando a confirmação da reversão. (figura 3.13).

A explicação lógica para esta figura é a seguinte: Em um determinado momento de uma grande tendência, muitas pessoas podem entrar na posição contrária, vendo aí umas oportunidade de lucro, é quando se inicia a primeira reversão, que vai perdendo força até voltar a subir, ocorrendo o mesmo em nível mais alto, pois as pessoas acham que se já atingiu aquele nível antes, a reversão só poderá se iniciar em nível superior àquele. Novamente volta a subir, pois o mercado se depara com o ponto de resistência.

O que ocorre neste ponto é que a história mostrou que a queda só conseguiu chegar a este nível, e que portanto, isto voltará a ocorrer e o mercado voltará a subir. Porém, a nova alta já não tem mais força para chegar ao nível de antes e reverte. Quando ela rompe a resistência é a confirmação da tendência de baixa.

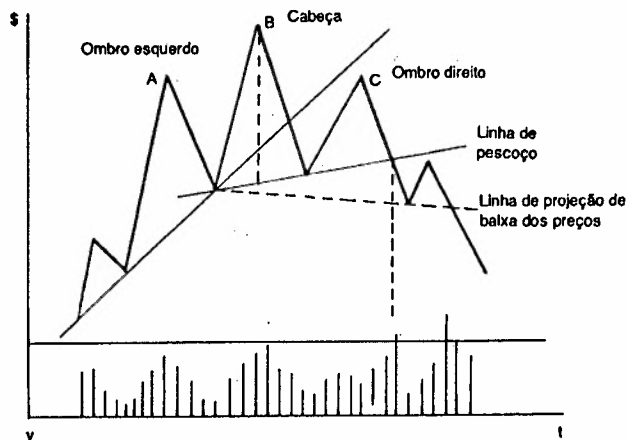


figura 3.13: ombro-cabeça-ombro(Mellagi Filho 1990)

É claro que existe a configuração ombro-cabeça-ombro invertida, com a mesma explicação lógica, trocando as altas pelas baixas e vice-versa, além de algumas configurações derivadas destas como "dois ombros-cabeça-dois ombros", "ombro-duas cabeças-ombro", "topos e fundos duplos", "topos e fundos triplos", "topos e fundos arredondados e outras semelhantes, sempre com as explicações lógicas fundamentadas na procura e oferta destes bens. Para um estudo pormenorizado destas configurações, recomendamos os livros de Murphy(1986), Mellage Filho (1990) e outros citados na Bibliografia.

3.2.6 FORMAÇÕES E SINALIZAÇÕES DE ALTA E DE BAIXA

Segundo os princípios da Teoria Dow, antes de se iniciar um movimento de alta ou de baixa, aparecem formações características no gráfico de barras. Os analistas as denominam áreas de congestionamento e os nomes destas formações estão indicados na figura abaixo. Dentre tais nomes, os mais conhecidos são; retângulos, triângulos, flâmula e cunha.

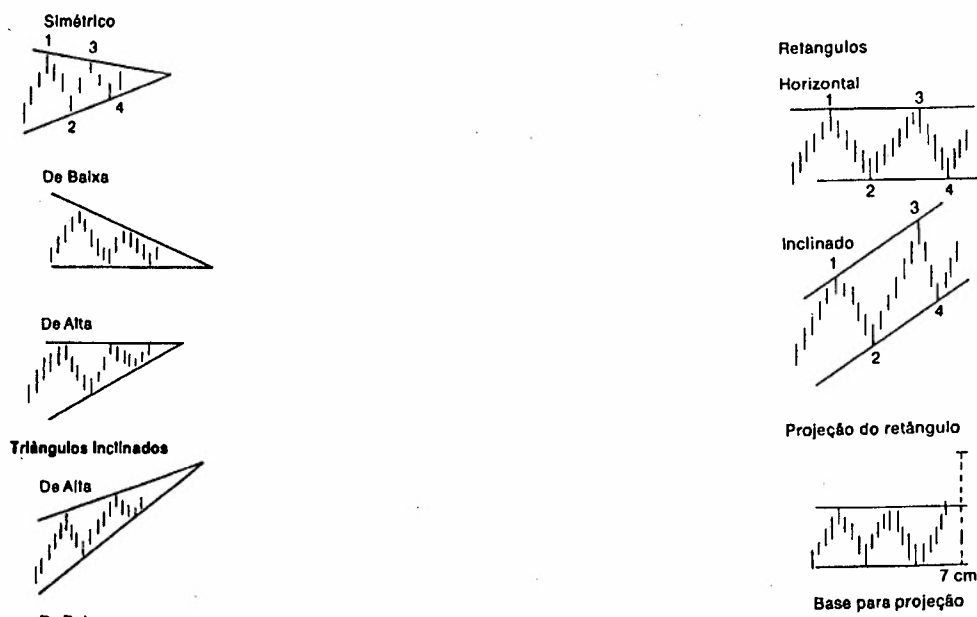


figura 3.14 - a) formações triangulares (Tavares 1988)

b) formações retangulares e outras menores

Uma característica importante deste tipo de análise é que por estar fundamentada nos fatores que influenciam a oferta e a demanda de uma determinada commodity, ela está ligada ao comportamento dos investidores e alguns dos termos utilizados pelos analistas são típicos da área de psicologia. Uma acumulação, por exemplo, é caracterizada como "o mercado está nervoso, tenso, indefinido", indicando que os investidores estão tensos e sensíveis, e que a um sinal, poderão tomar a decisão de entrar ou sair do mercado, se a indicação for de alta ou de baixa.

Assim, com o nervosismo do mercado, se o rompimento da configuração caracterizando a acumulação se dá para cima, é sinal de alta nos próximos períodos, enquanto que se o rompimento se dá para baixo, indica baixa nos próximos períodos. É claro que, ao ser dado o referido sinal, os investidores entrarão ou sairão do mercado, forçando o movimento de preços a seguir aquela direção.

As principais características destes períodos de acumulação são dados nas figuras triangulares (simétrico, de alta, de baixa, cunha, flâmula) e retangulares (horizontal, inclinado, linhas de suporte e resistência). As figuras 3.14 a) e b) exibem várias destas formações.

Segundo a Teoria Dow, os triângulos horizontais aparecem nos movimentos de correção ou de reversão das tendências primárias. Significa que a tendência de longo prazo vem perdendo força. Os preços estão tendendo para o vértice do triângulo e se o preço romper o triângulo no mesmo

sentido, caracterizará a correção, enquanto que se o rompimento se der no sentido contrário, caracterizará a reversão da tendência.

Os analistas técnicos recomendam formar o triângulo apenas quando existirem cinco movimentos, sendo três em no sentido da tendência e dois em sentido contrário. Isto porque o número cinco é um número de Fibonacci que discutiremos na próxima secção.

3.2.7 A TEORIA DAS ONDAS DE ELLIOT

A teoria das ondas de Elliot, (Ver Elliot (1950), edição revisada (1984)), é uma aplicação das leis e dos princípios da série de Fibonacci na interpretação dos movimentos oscilatórios de preços dos ativos transacionados nas Bolsas, válidas tanto para as Bolsas de Valores como para as de Commodities. Elliot utiliza os números iniciais desta série.

A série de Fibonacci é formada pelos números 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89,, onde cada número é formado pela soma dos dois que o antecedem. Assim, dados os dois números 1 e 2 iniciais, os demais estarão automaticamente determinados. Elliot faz analogias entre a oscilação dos preços dos ativos financeiros com os outros movimentos oscilatórios, como as marés, por exemplo, e argumenta que estas tem padrões que obedecem a certas propriedades dos números de Fibonacci.

Como as oscilações de preços são determinadas pelas funções de oferta e demanda das commodities, Elliot afirma que as decisões de comprar ou vender determinados ativos financeiros também ocorrem em ondas de oferta e de demanda. Ele afirma em seu livro "Nature's Law - The secret of universe"(1946), "Os movimentos dos Mercados de Ações obedecem leis que são parte de muitas leis naturais que governam todas as atividades dos homens". Uma relação dos continuadores dos estudos de Elliot e seus desdobramentos podem ser vistos em Murphy (1986). Veja abaixo um exemplo de um movimento inteiro de ondas de Elliot, caracterizando uma tendência primária de alta, com suas respectivas correções, extraídas de Tavares(1988).

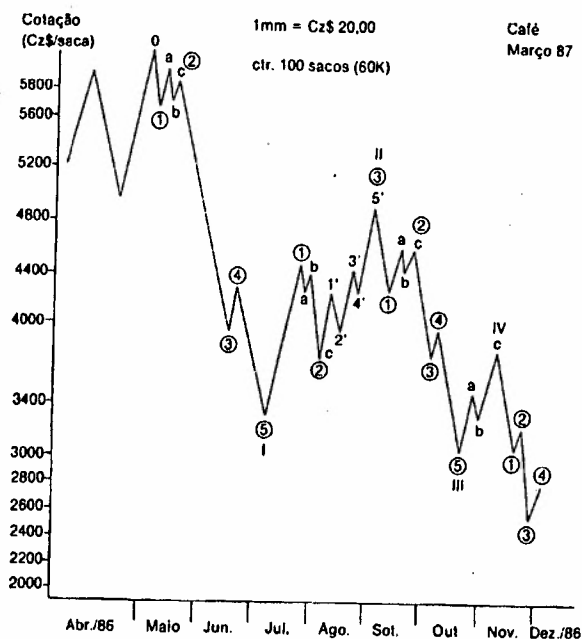


figura 3.15) Movimento em vagas indicando tendência primária de baixa (Tavares 1988)

No exemplo da figura 3.15 vemos um possível movimento em vagas indicando tendência primária de alta. Segundo Elliot, as ondas de alta e baixa dos preços seguem padrões que se aproximam dos padrões que obedecem aos princípios dos números de Fibonacci. Na figura acima observamos uma tendência de alta composta por cinco vagas (cinco é um número de Elliot) dividido em três na direção dominante e duas na direção contrária (2 e 3 são números de Fibonacci)

Cada uma das três na direção principal reparte-se em cinco menores e cada uma das correções separa-se em três.

Segue abaixo um exemplo onde as separações em vagas aparecem com detalhes

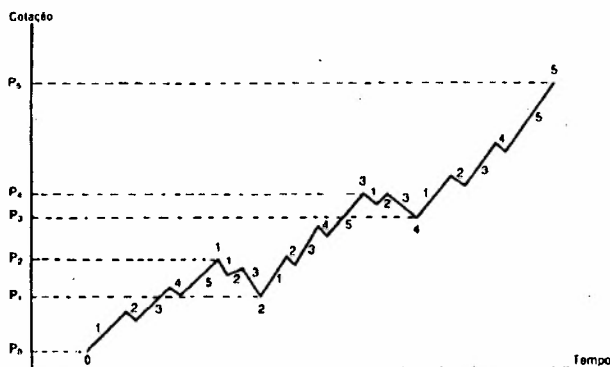


Figura 3.16: Movimento em vagas indicando tendência primária de alta (Tavares(1988))

3.3 A ANÁLISE TÉCNICA ATRAVÉS DAS MÉDIAS

3.3.1 MÉDIA MÓVEL

O uso de médias móveis simples ou ponderadas são ferramentas próprias de Análise de Séries Temporais, que será objeto de estudo mais detalhado no próximo capítulo, onde veremos os modelos ARIMA. Porém, a média móvel de r períodos é também um indicador para os movimentos de preços muito utilizados pelos analistas de mercado.

A média móvel, como instrumento de decisão é mais fácil de ser implementada do que as demais técnicas, pois ela quantifica os resultados, não dando margem a muita subjetividade, como é o caso da Teoria das Ondas de Elliot, ou as configurações definidas pela Teoria Dow.

Chamamos média móvel de r períodos, à média aritmética dos r últimos valores de um conjunto de dados, em nosso caso, a média dos preços de fechamento dos últimos r períodos observados. O nome média móvel vem do caráter dinâmico que assume este valor, pois a cada nova observação feita, esta é levada em consideração no cálculo da média, enquanto que a $r+1$ -ésima observação mais antiga é desprezada.

$$MM = \frac{X_t + X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-r+1}}{r}$$

Para exemplificar, suponhamos que um conjunto de valores venham se mantendo aproximadamente constante com média 100, e que em um dado período, haja um acréscimo para 150, voltando a manter-se constante e igual a 100 nos períodos que o seguem. Vejamos como este ruído afeta a média móvel para diferentes números de períodos. Analisemos as médias móveis de 3, 5 e 10 períodos.

	Valor	MM ₃	MM ₅	MM ₁₀
Período -1 antecede o ruído	100	100	100	100
Período 0 (ocorre o ruído)	150	116,67	110	105
período 1	100	116,67	110	105
período 2	100	116,67	110	105
período 3	100	100	110	105

período 4	100	100	110	105
período 5	100	100	100	105
período 6	100	100	100	105
período 7	100	100	100	105
período 8	100	100	100	105
período 9	100	100	100	105
período 10	100	100	100	100

Observamos, pelo exemplo acima, que uma média móvel de número de períodos pequeno, (curto prazo), é mais sensível a uma variação instantânea, mas essa sensibilidade permanece por um pequeno período. Passado aquele período, a média móvel esquece aquela variação passada. A média móvel com um número maior de períodos, é menos sensível a uma variação instantânea, mas esta sensibilidade permanece por um número maior de períodos. Dizemos que a média móvel de curto prazo esquece o passado mais rapidamente enquanto que a de longo prazo leva mais tempo.

A forma mais comum de o analista técnico utilizar médias móveis para prever o movimento dos preços é exatamente utilizar duas médias móveis, uma de curto prazo e outra de prazo mais longo e eles classificam como sinalizadores para a tomada de decisão, exatamente as intersecções dos respectivos gráficos.

A maioria dos analistas técnicos observada por nós utilizava médias móveis de 9 e de 30 dias, embora alguns utilizassem 5 e 9 dias e outros, 3 e 5 dias, mas a interpretação é a mesma, independente dos números utilizados; A média móvel de período mais curto acompanha mais de perto os preços observados, detectando oscilações mais recentes e esquecendo mais depressa as variações mais antigas. Assim, a indicação ocorre quando os gráficos das médias móveis se cruzam. Quando a média móvel de curto prazo cruza a de longo prazo de baixo para cima é uma indicação de que está havendo uma tendência de alta, pois a média de curto prazo já detectou uma tendência de alta que a média de longo prazo ainda não. Ocorre o inverso quando a média de curto prazo cruza a de longo prazo de cima para baixo.

Segue abaixo os gráficos do café 03/93 com as médias móveis de 9 e de 20 dias (figura 3.16) que revelam que de fato ocorrem os sinais de aumentos ou quedas futuras quando das intersecções citadas acima.

FUTURO DE CAFÉ 03/93

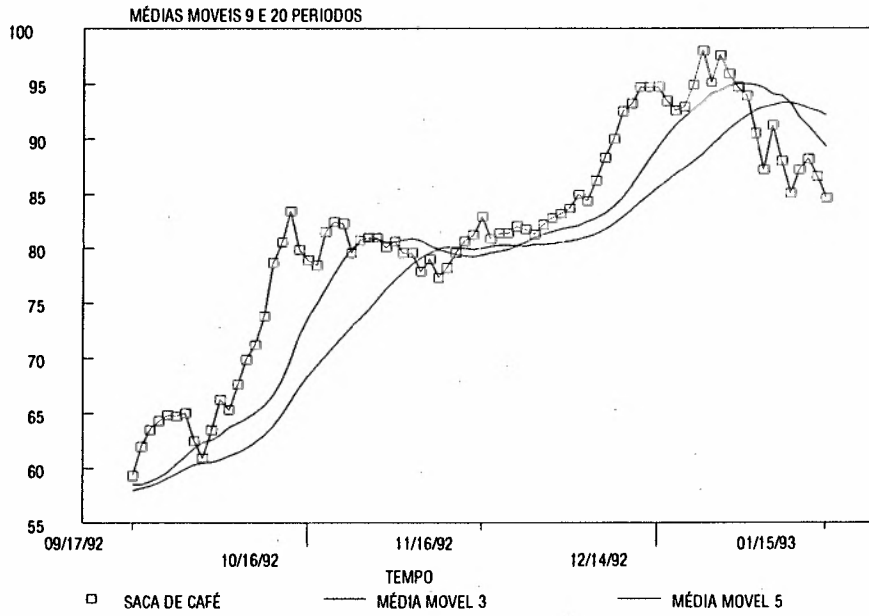


figura 3.16) Médias móveis de 9 e de 20 dias.

FUTURO DE CAFÉ 03/93

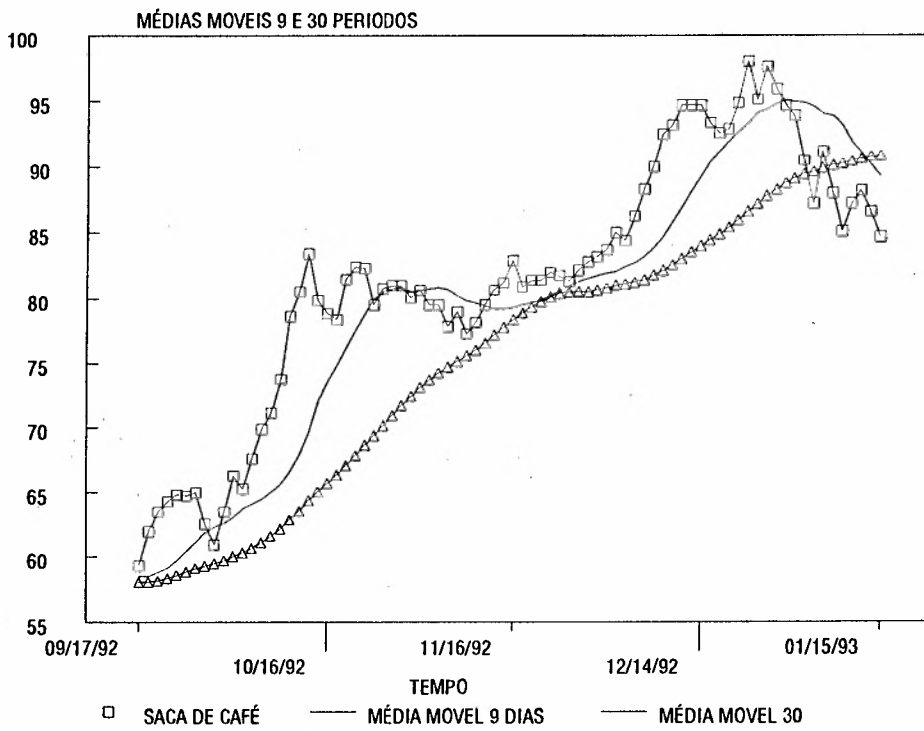


Figura 3.17: Médias móveis de 9 e 30 dias.

FUTURO DE CAFÉ 03/93

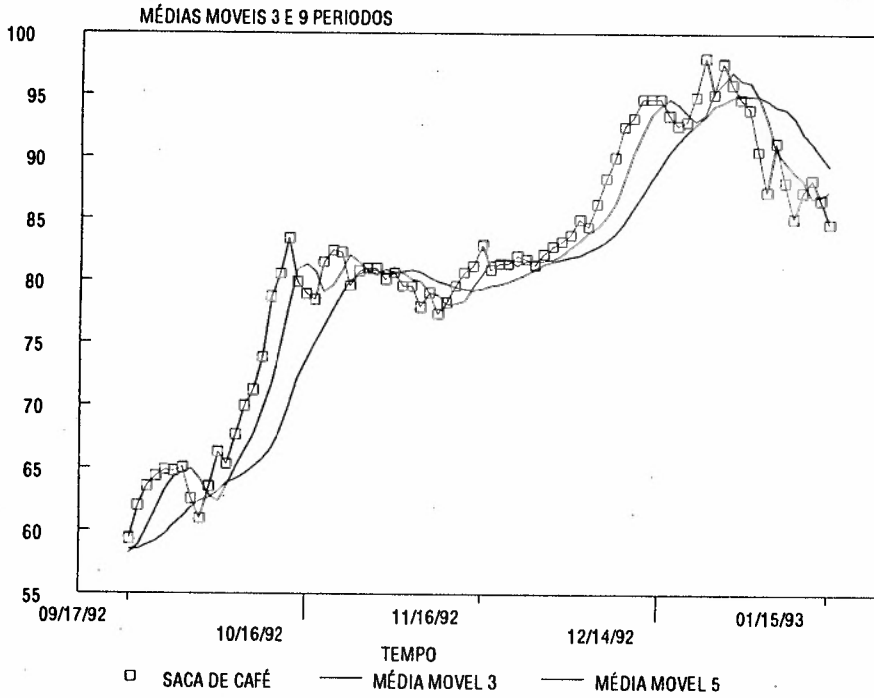


Figura 3.18: Médias móveis de 3 e 9 dias.

FUTURO DE CAFÉ 03/93

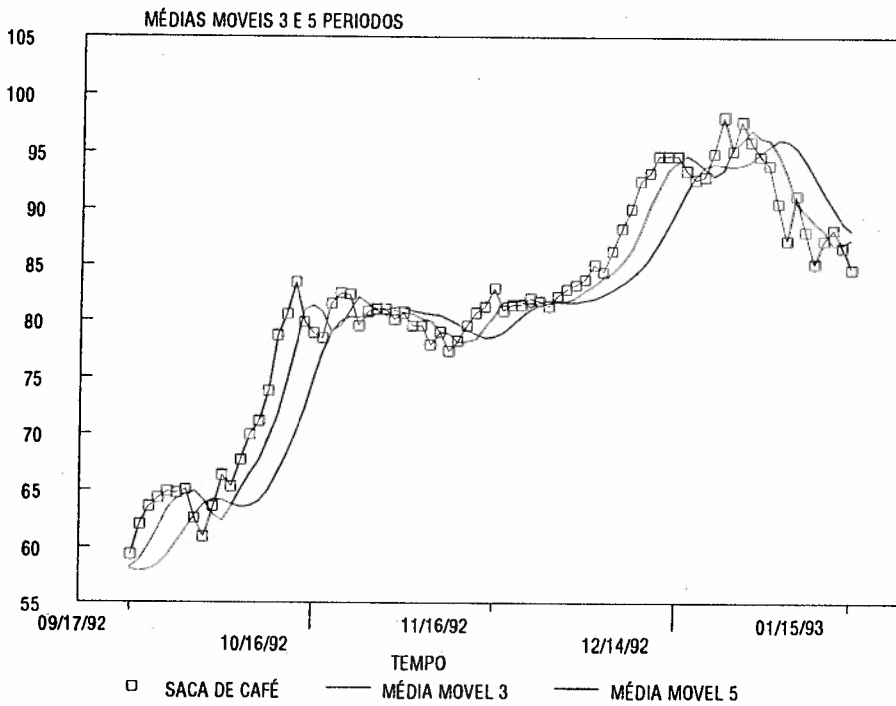


Figura 3.19: Médias móveis de 3 e 5 dias.

Como vemos, nas figuras acima, quando as médias móveis são ambas de pequenos períodos, as curvas interceptam-se com mais frequência, podendo gerar falsos sinais, enquanto que quando uma é de curto prazo e outra de longo, 9 e 30 dias, por exemplo, estes falsos sinais não ocorrem. Nada impede porém, de o analista observar várias destas intersecções, para vários números de períodos e decidir após estas várias análises.

3.4 A ANÁLISE TÉCNICA ATRAVÉS DO ALISAMENTO EXPONENCIAL

Embora o uso de médias móveis torne a análise mais objetiva, alguma subjetividade permanece, como por exemplo, a melhor escolha do número de períodos para o curto e o longo prazo. Outro tipo de análise possível de ser feito, mas que até o momento tem sido negligenciado pelos analistas técnicos, é utilizar os alisamentos exponenciais, que são semelhantes às médias móveis, mas que oferecem uma maior variedade de modelos, pois os alisamentos exponenciais podem ser ou simples, ou levar em conta a tendência, ou a sazonalidade, ou ambos, pode identificar mudanças de inclinação ou de nível, como veremos.

3.4.1 ALISAMENTO EXPONENCIAL SIMPLES

O alisamento exponencial simples é uma média ponderada de todos os valores passados da série:

$$Y_t = a_1 Y_{t-1} + a_2 Y_{t-2} + \dots + a_r Y_{t-r} + \dots \quad (3.4.1)$$

onde os pesos $a_1, a_2, \dots, a_r, \dots$ são decrescentes exponencialmente, ou seja, tendem exponencialmente para zero a medida que o número de períodos, r , cresce. A técnica é muito semelhante à de médias móveis, pois a partir de um certo período, os pesos são praticamente iguais a zero.

A previsão para o valor futuro $F_{t+1}(Y)$ pode ser calculado pela fórmula de recorrência:

$$F_{t+1}(Y) = \alpha Y_t + (1 - \alpha) F_t(Y) \quad (3.4.2)$$

Observe que substituindo o valor de F_t na fórmula 3.3.3 obtemos;

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(\alpha Y_{t-1} + (1 - \alpha) F_{t-1}) = \alpha Y_t + \alpha(1 - \alpha) Y_{t-1} + (1 - \alpha)^2 F_{t-1} \quad (3.4.3)$$

Continuando as substituições indefinidamente, chegaríamos aos pesos de cada observação passada;

$$F_{t+1}(Y) = \alpha Y_t + \alpha(1-\alpha)Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 Y_{t-2} + \dots + \alpha(1-\alpha)^r Y_{t-r} + \dots \quad (3.4.5)$$

Um dos motivos que tornaram o método de alisamento exponencial muito popular entre os métodos de previsão em empresas foi a sua simplicidade de aplicação, sua facilidade de entendimento e principalmente o fato de que por ser um método de cálculo por recorrência, utiliza pouco espaço de memória de computador, pois em cada momento, os dados necessários para o cálculo são o último valor observado e o último valor previsto. Quando os administradores fazem previsão de demanda de milhares de itens para efeito de controle de estoques, esta técnica é ideal pelos fatores citados acima.

Entre os analistas técnicos, esta técnica não é, em geral, utilizada, pois os analistas se baseiam principalmente nas configurações gráficas, e portanto, em cada instante ele necessita além da última observação e o último valor previsto, todos os demais valores observados e previstos para a construção dos gráficos. Mas, veremos que seus princípios são equivalentes aos da média móvel,

Suponhamos, como foi feito para as médias móveis, que uma série seja estável em torno do valor 100 e que no instante t, sofra uma variação para 150, voltando a estabilizar-se em 100 nos próximos períodos. Vejamos como os alisamentos exponenciais irão considerar esta variação brusca:

Período	Valor	Alisam. $\alpha=0,1$	Alisam. $\alpha=0,3$	Alisam. $\alpha=0,4$
t-1	100	100	100	100
t	150	105	115	120
t+1	100	104,5	110,5	112
t+2	100	104,05	107,35	107,2
t+3	100	103,645	105,145	104,32
t+4	100	103,28	103,6	102,6
t+5	100	102,95	102,52	101,56

Como observamos na tabela acima, quando a constante alfa de alisamento é pequena, no exemplo, 10%, os pesos para as observações seguintes caem lentamente para zero, fazendo com que os valores alisados tendam ao nível 100 muito lentamente. Neste caso, o valor alisado é pouco sensível á variação brusca, aumentando em apenas 0,1 da variação, mas leva mais tempo a voltar ao nível anterior. Já para os valores mais altos da constante alfa, $\alpha = 0,3$ ou $\alpha = 0,4$, por exemplo, o

valor alisado é mais sensível à variação brusca, mas volta mais rapidamente ao nível anterior, ou seja, os pesos caem para zero mais rapidamente.

Logo, para valores pequenos de α , os valores alisados esquecem o passado mais lentamente, sendo portanto, equivalente à média móvel de longo prazo, enquanto que para valores maiores de α , esquecem o passado mais rapidamente, sendo, portanto, equivalente à média móvel de curto prazo.

Como os analistas utilizam os cruzamentos das médias móveis de curto e de longo prazo para detectar as indicações de compra e venda, estas podem ser substituídas, com algumas vantagens, pelos valores alisados de curto e longo prazo. Para exemplificar, veja as figuras 3.20 a 3.22 onde vemos os gráficos das médias móveis e dos valores alisados para vários valores de alfa, notando suas semelhanças quanto às respectivas indicações de compra e venda.

FUTURO DE CAFÉ 03/93

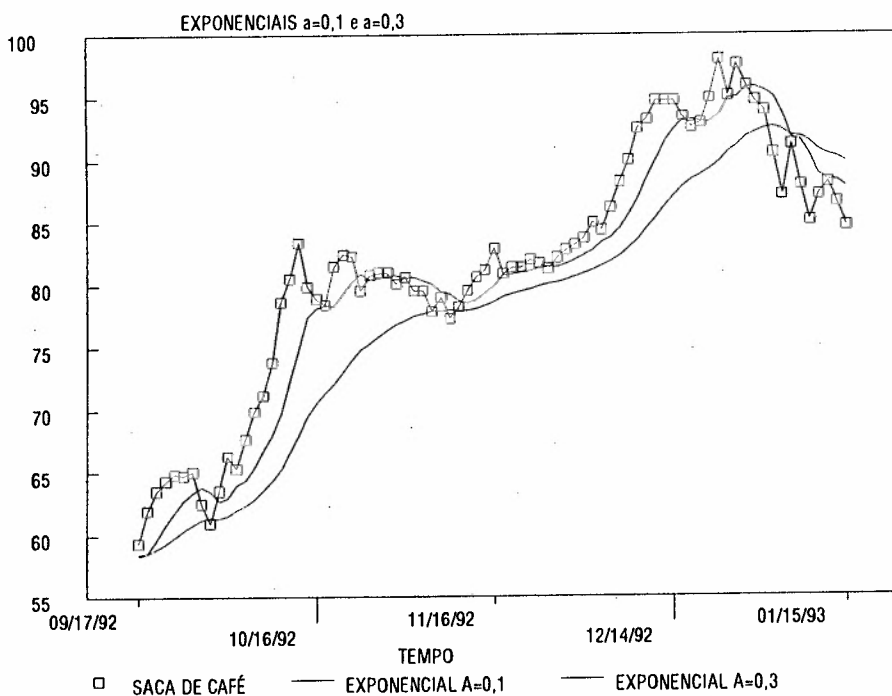


figura 3.20: Alisamento exponencial, $\alpha=0,1$ e $\alpha=0,3$

FUTURO DE CAFÉ 03/93

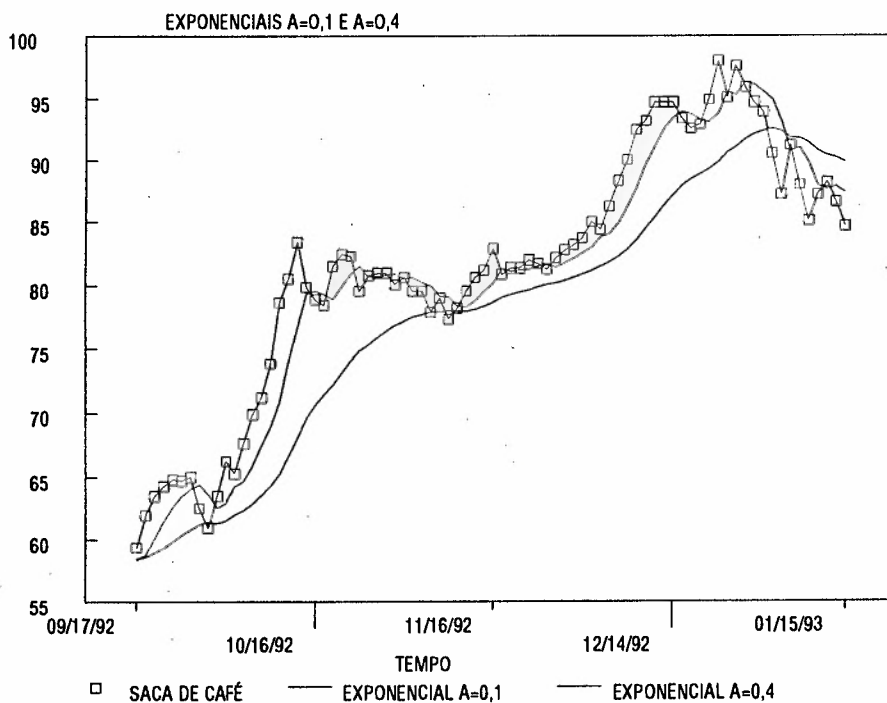


Figura 3.21: Alisamento exponencial, $\alpha=0,1$ e $\alpha=0,4$

FUTURO DE CAFÉ 03/93

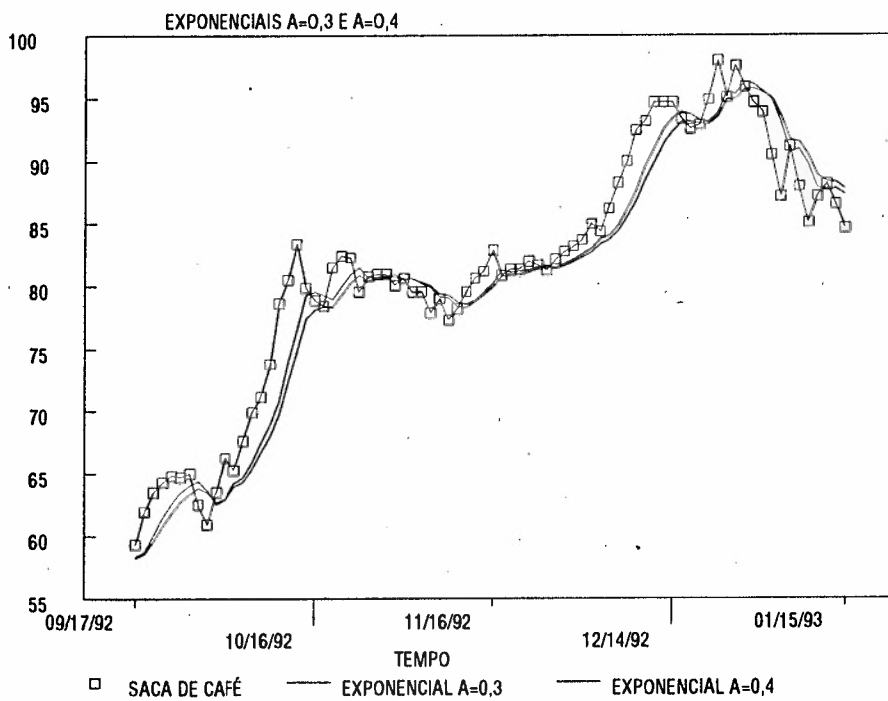


Figura 3.22: Alisamento exponencial para $\alpha=0,3$ e $\alpha=0,4$

Nas figuras acima observamos que quando a constante α é pequena, $\alpha=0,1$, o comportamento é idêntico a MM de longo prazo e para α grande, 0,3 ou 0,4, é idêntico à de curto prazo. Na figura 3.22, onde os dois alisamentos são de curto prazo, surgem os falsos sinais, idêntico ao que ocorreu com as Médias-móveis.

Por outro lado, vimos que ao analisarmos os dois alisamentos de curto prazo, $\alpha=0,3$ e $\alpha=0,4$, as duas curvas praticamente coincidem, não fornecendo, portanto nenhuma indicação. Logo, para obter alguma indicação, deveremos examinar sempre uma de longo prazo em conjunto com uma de curto prazo.

3.4.2 ALISAMENTO EXPONENCIAL LINEAR DE BROWN (AELB)

O método de alisamento exponencial simples, bem como o das médias móveis, utilizados para prever valores futuros de uma série têm em geral, boa performance, quando a série é estacionária, isto é, os valores permanecem em torno de um nível, e a variância mantém-se constante ao longo do tempo. Porém, quando uma série apresenta uma tendência, de crescimento ou de decrescimento, as previsões ou irão subestimar os valores, no caso de tendência crescente, ou irão superestimar, no caso de tendência decrescente. Para evitar esse erro sistemático, um dos métodos desenvolvidos foi o AELB.

A base do método é calcular um segundo valor exponencialmente alisado, e a partir destes dois alisamentos, determinar uma estimativa para a tendência linear da série em cada instante. Para melhor entendermos o modelo, iremos construir uma planilha com as seguintes colunas, além da coluna dos valores da série:

$$\text{Coluna 2 ; } S'_t = \alpha Y_t + (1-\alpha) S'_{t-1} \quad (3.4.1)$$

$$\text{Coluna 3 ; } S''_t = \alpha S'_t + (1-\alpha) S''_{t-1} \quad (3.4.2)$$

$$\text{Coluna 4 ; } a_t = S'_t + (S'_t - S''_t) = 2S'_t - S''_t \quad (3.4.3)$$

$$\text{Coluna 5 ; } b_t = (\alpha/(1-\alpha))(S'_t - S''_t) \quad (3.4.4)$$

$$\text{Coluna 6 ; } F_{t+m}(Y) = a_t + b_t m \quad (3.4.5)$$

onde m é o número de períodos a frente e F_{t+m} é a respectiva previsão.

Suponhamos, para exemplificar, que uma série tenha valores constantes iguais a 100 até que ocorra um movimento brusco para 150 e que vá tendendo para 100 exponencialmente com os valores 130, 120, 108, 105, 103, 102.

A tabela para o alisamento exponencial de Brown; $\alpha=0,1$ ficaria da seguinte forma:

alisamento exponencial linear de Brown para alfa = 0,1

PERIODO	COLUNA 1 VALOR	COLUNA 2 'S't	COLUNA 3 S''t	COLUNA 4 At	COLUNA 5 Bt	COLUNA 6 PREVISAO
-2	100	100	100	100	0	100
-1	100	100	100	100	0	100
RUIDO 0	150	105	100.5	109.5	0.5	110
1	130	107.5	101.2	113.8	0.7	114.5
2	120	108.75	101.95	115.54	0.755	116.3
3	112	109.07	102.66	115.48	0.712	116.19
4	106	108.76	103.27	114.25	0.610	114.86
5	103	108.19	103.76	112.61	0.491	113.10
6	102	107.57	104.14	110.99	0.380	111.37
7	101	106.91	104.42	109.40	0.276	109.68
8	100	106.22	104.60	107.84	0.179	108.02
9	100	105.60	104.70	106.49	0.099	106.59
10	100	105.04	104.73	105.34	0.033	105.37

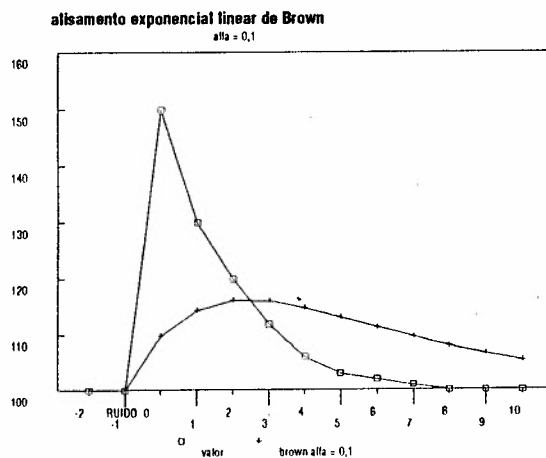


Figura 3.23 - alisamento de Brown com $\alpha = 0,1$.

alisamento exponencial linear de Brown para $\alpha = 0,3$

PERIODO	COLUNA 1 VALOR	COLUNA 2 'S't	COLUNA 3 S''t	COLUNA 4 At	COLUNA 5 Bt	COLUNA 6 PREVISAO
-2	100	100	100	100	0	100
-1	100	100	100	100	0	100
RUIDO 0	150	115	104.5	125.5	4.5	130
1	130	119.5	109	130	4.5	134.5
2	120	119.65	112.19	127.1	3.195	130.3
3	112	117.35	113.74	120.9	1.548	122.5
4	106	113.94	113.80	114.0	0.061	114.1
5	103	110.66	112.86	108.4	-0.94	107.5
6	102	108.06	111.42	104.7	-1.43	103.2
7	101	105.94	109.77	102.1	-1.64	100.4
8	100	104.16	108.09	100.2	-1.68	98.54
9	100	102.91	106.54	99.28	-1.55	97.73
10	100	102.03	105.18	98.88	-1.35	97.53

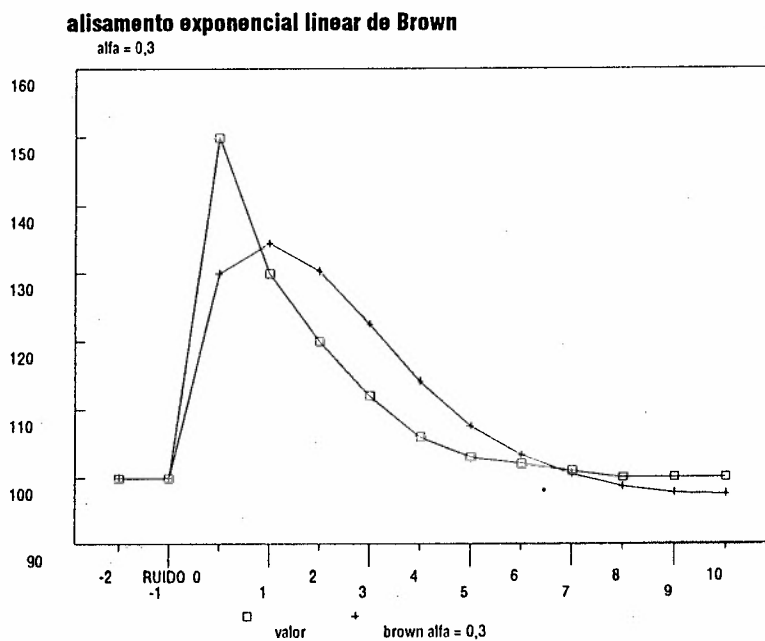


Figura 3.24 - Alisamento exponencial linear de Brown, $\alpha=0,3$

Observe pelas duas figuras acima, que no alisamento para $\alpha=0,3$ as previsões tendem para 100 mais rapidamente, após o ruído, enquanto para $\alpha=0,1$ as quedas são mais lentas.

Neste caso, de maneira análoga ao que ocorreu com as médias móveis e com os alisamentos exponenciais simples, um deles, o de curto prazo, esquece o passado mais rapidamente que o outro, o de longo prazo leva mais tempo para esquecê-lo.

Vemos, portanto, que o alisamento exponencial linear de Brown tem comportamentos semelhantes aos das médias móveis e dos alisamentos quanto a levar em conta os valores, passados, mas este leva em conta a tendência, enquanto que os primeiros não.

Além destas vantagens, a principal, a meu ver, é que a AELB faz previsões em períodos à frente através da equação

$$F_{t+m} = a_t + b_{t-m}$$

Logo, podemos utilizar 2 AELB; um de curto prazo e outro de longo prazo e prever se haverá ou não cruzamentos nos próximos períodos. Seguem os exemplos de gráficos e cruzamentos de alisamentos exponenciais de Brown das séries de café e boi gordo com os seus cruzamentos indicando as reversões de alta e de baixa, como no caso das médias móveis.

FUTURO DE CAFÉ 03/93

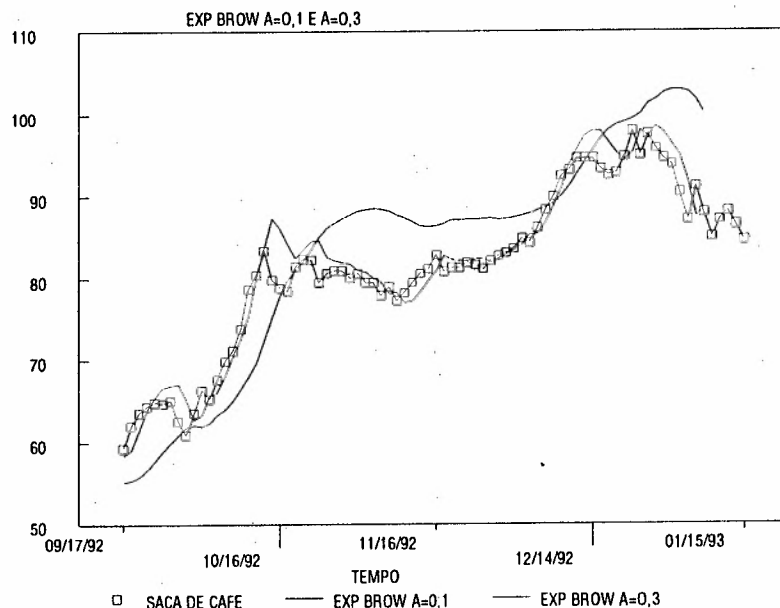


Figura 3.25 - alisamento exponencial de Brow com $\alpha = 0,1$ e $\alpha = 0,3$ para café0493

SERIE BOI GORDO 04/93

ALISAMENTO EXPONENCIAL LINEAR DE BROWN
23

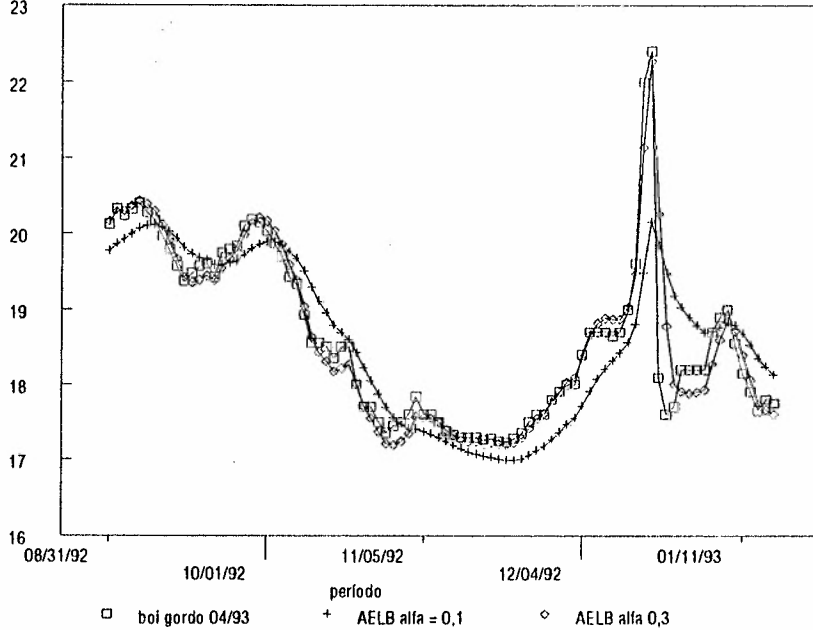


Figura 3.26 - alisamento de Brow com $\alpha = 0,1$ e $\alpha = 0,3$ para boi gordo 0493

Como exemplo, tomaremos as previsões para os próximos 5 dias, da série café 03/93 a partir do dia 15/01/93

DATA	valor	alfa = 0,1			alfa = 0,3		
		At	Bt	Ft+1	At	Bt	ft+1
	93.9	101.9	1.057	103.01	96.12	0.283	97.8081
	90.5	101.7	1.021	102.99	94.98	-0.00	96.4078
	87.2	100.8	0.945	102.77	92.29	-0.57	94.9852
	91.2	99.39	0.839	101.81	88.83	-1.23	91.7132
	88	98.85	0.786	100.23	89.38	-0.93	87.5965
	85.1	97.75	0.706	99.643	87.90	-1.10	88.4579
	87.2	96.13	0.596	98.461	85.44	-1.46	86.7953
	88.2	95.14	0.526	96.730	85.46	-1.24	83.9762
	86.6	94.44	0.472	95.672	86.23	-0.89	84.2260
01/15/93	84.65	93.51	0.409	94.914	85.83	-0.84	85.3446
1				93.921			84.9840
2				94.330			84.1380
3				94.739			83.2920
4				95.148			82.4460

FUTURO DE CAFE Q3/93 - PREVISOES

AELB A=0,1 A=0,3 E A=0,2

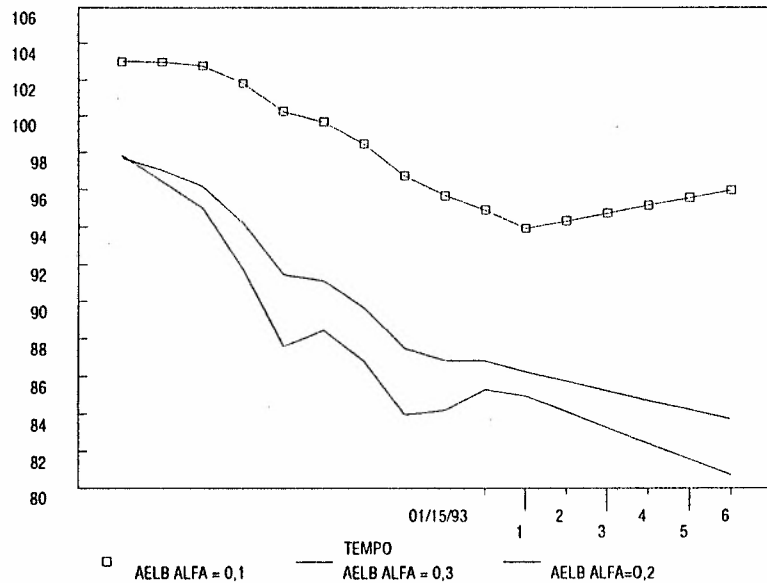


Figura 3.27 A partir de 15/01/93 não estão previstas intersecções.

Logo, segundo este critério, concluímos que no dia 15/01/93 não havia previsão para intersecção dos alisamentos caso houvesse, poderíamos nos antecipar ao cruzamento, realizando negócios e se a tendência se confirmasse, teríamos aproveitado esta vantagem.

3.4.3. - ALISAMENTO EXPONENCIAL BI-PARAMÉTRICO DE HOLT (AEH)

O método de alisamento exponencial de Holt é análogo, em princípio, ao AELB, sem necessitar do alisamento duplo S'_t e S''_t . Em vez de utilizar duplo alisamento, ele suaviza a tendência e o nível separadamente, podendo inclusive utilizar constantes de alisamento diferentes.

A previsão, para o método de Holt, é feita através das equações abaixo, que para melhor entendermos o modelo, iremos construir uma planilha com as seguintes colunas, além da coluna com os valores da série:

Coluna 2:
$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.4.6)$$

Coluna 3: $b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$ (3.4.7)

Coluna 4: $F_{t+m} = S_t + b_t \cdot m$ (3.4.8)

A equação 3.4.6 ajusta o nível da série S_t somando o nível ajustado anterior à tendência ajustada no período anterior. Isto ajuda a eliminar o atraso e aproximar o valor S_t do próximo valor alisado. A equação 3.4.7 modifica a tendência a cada nova observação que é expressa pela diferença dos dois últimos valores suavizados, dando um caráter dinâmico a este componente. Por outro lado, como os dados sempre estão sujeitos a variações aleatórias a tendência é analisada para filtrar estas variações. A previsão é feita pela equação 3.4.8 onde está implícito que se a tendência alisada b_t se confirmar, ela se manterá para os próximos m dias.

Como exemplo, suponhamos o caso onde os valores sejam constantes iguais a 100, sofre um ruído amentando para 150 e volta ao valor 100, estabilizando-se. Tomemos $\alpha = \beta = 0,1$

	COLUNA 1	COLUNA 2	COLUNA 3	COLUNA 4	
PERIODO	VALOR	ST	'Bt	Ft+1	
	-2	100			
	-1	100	100	0	100
RUIDO 0		150	105	0.5	105.5
	1	100	104.95	0.445	105.39
	2	100	104.855	0.391	105.24
	3	100	104.721	0.338	105.06
	4	100	104.554	0.2879	104.84
	5	100	104.358	0.2395	104.59
	6	100	104.137	0.1935	104.33
	7	100	103.898	0.1502	104.04
	8	100	103.643	0.1097	103.75
	9	100	103.378	0.0722	103.45
	10	100	103.105	0.0377	103.14

alisamento exponencial de Holt

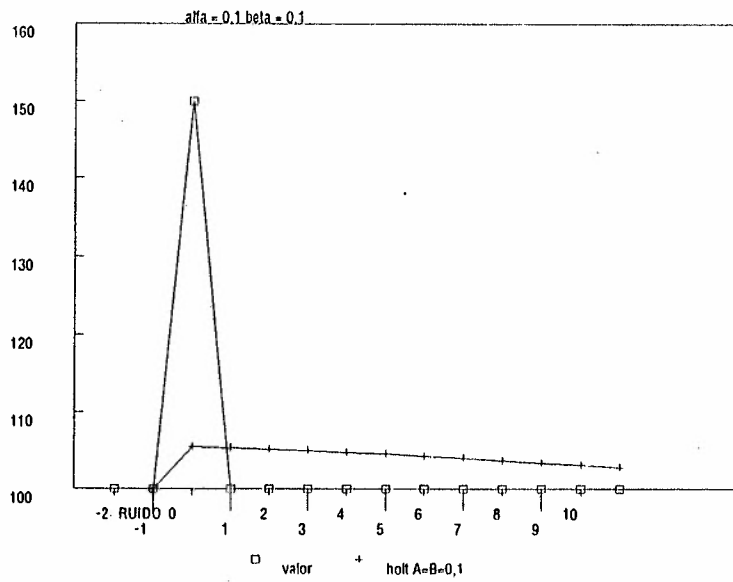


Figura 3.28: Alisamento de Holt; $\alpha=\beta=0,1$

para $\alpha=\beta=0,3$ temos:

ALISAMENTO EXPONENCIAL DE HOLT ALFA=BETA=0,3

	PERIODO	COLUNA 1 VALOR	COLUNA 2 ST	COLUNA 3 'Bt	COLUNA 4 Ft+1
	-2	100			
	-1	100	100	0	
RUIDO	0	150	115	4.5	100
	1	100	113.65	2.745	119.5
	2	100	111.47	1.269	116.39
	3	100	108.92	0.122	112.74
	4	100	106.33	-0.691	109.04
	5	100	103.94	-1.199	105.63
	6	100	101.92	-1.446	102.74
	7	100	100.33	-1.489	100.47
	8	100	99.191	-1.385	98.844
	9	100	98.463	-1.188	97.805
	10	100	98.093	-0.942	97.275

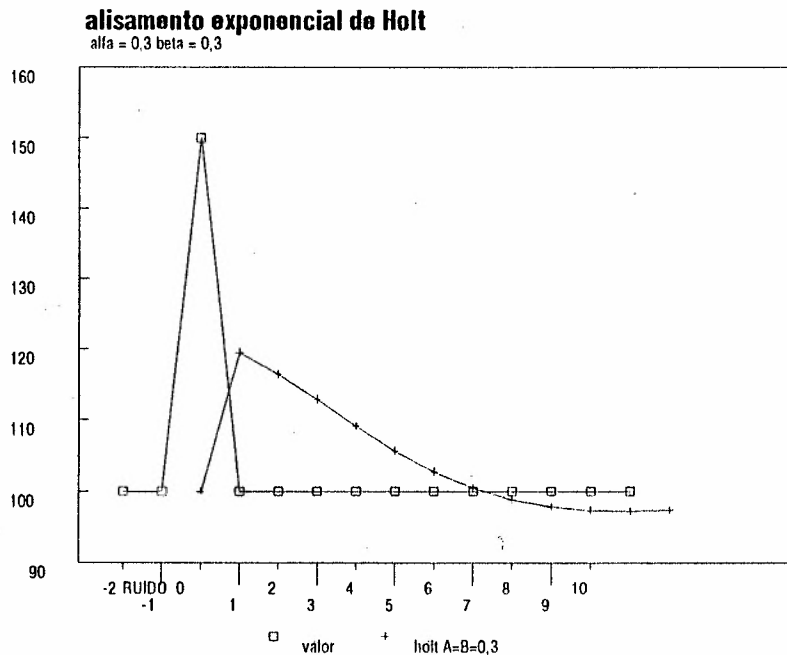


Figura 3.29: Alisamento exponencial com $\alpha=\beta=0,3$

Observamos nas figuras acima, que enquanto para $\alpha=\beta=0,1$ as previsões levam mais tempo para esquecer o ruído e a queda posterior, para $\alpha=\beta=0,3$ as previsões acompanham mais rápido o ruído aleatório e também a tendência, tanto que prevê a tendência de cair abaixo das 100 unidades.

Isto significa que valores grandes de α detectam mudanças de nível mais rapidamente do que valores pequenos, e valores grandes de β detectam mudanças na tendência mais rapidamente do que valores pequenos.

Sendo assim, com o modelo de Holt é possível compor (α e β) das formas (pequeno,pequeno) (grande,grande) (grande,pequeno) e (pequeno,grande) e detectar sinais de mudança ou na tendência ou para o nível da série.

Seguem abaixo os gráficos do IBOVESPA 04/93 com as previsões dadas pelo alisamento exponencial de Holt com 4 diferentes combinações de (α , β)

Onde aparecem na figura 3.28 as combinações (0,1 , 0,1) com (0,3 , 0,3) dando as indicações de alta ou de baixa, como no caso das médias móveis de curto e longo prazo. Na figura 3.29 onde combinamos (0,1 , 0,1) com (0,1 , 0,3) vemos as mesmas indicações. Porém quando examinamos a combinação da figura 3.30; (0,3 , 0,3) e (0,1 , 0,3) surgem inúmeras indicações de curto prazo.

Isto porque mantivemos a constante de alisamento da tendência $\beta=0,3$ alta e variamos a constante α de 0,1 para 0,3. com isto, a série detecta a tendência mais rapidamente e aponta com mais frequência as mudanças de nível.

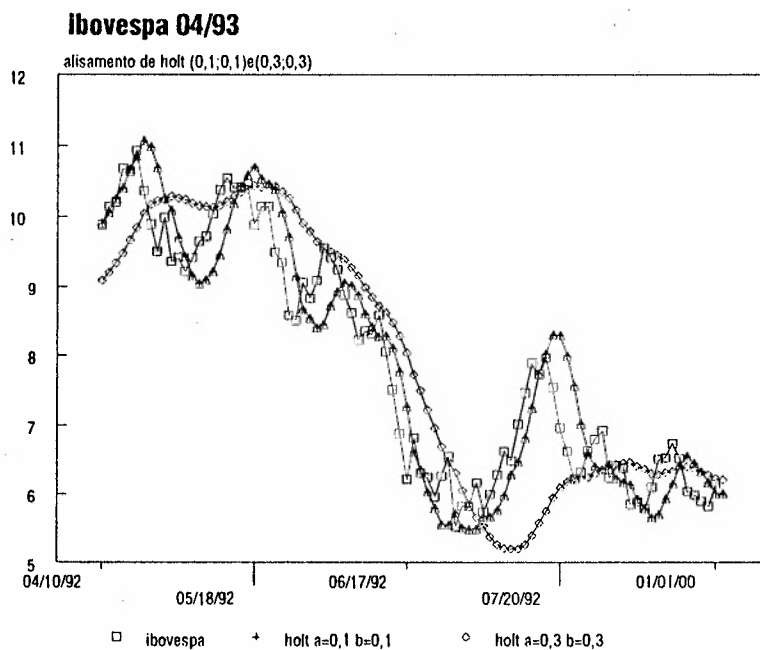


Figura 3.30: Alisamento exponencial de Holt (0,1;0,1) e (0,3;0,3)

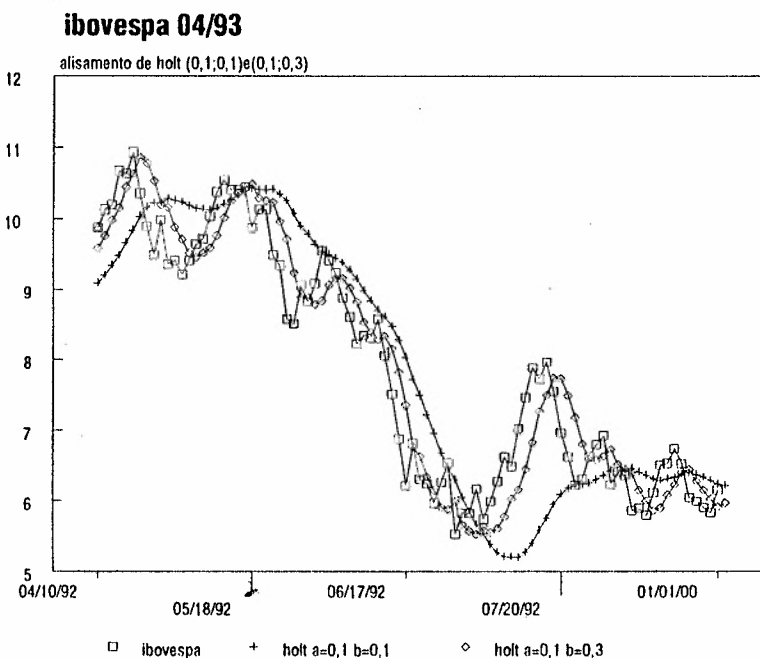


Figura 3.31: Alisamento exponencial de Holt (0,1;0,1) e (0,1;0,3)

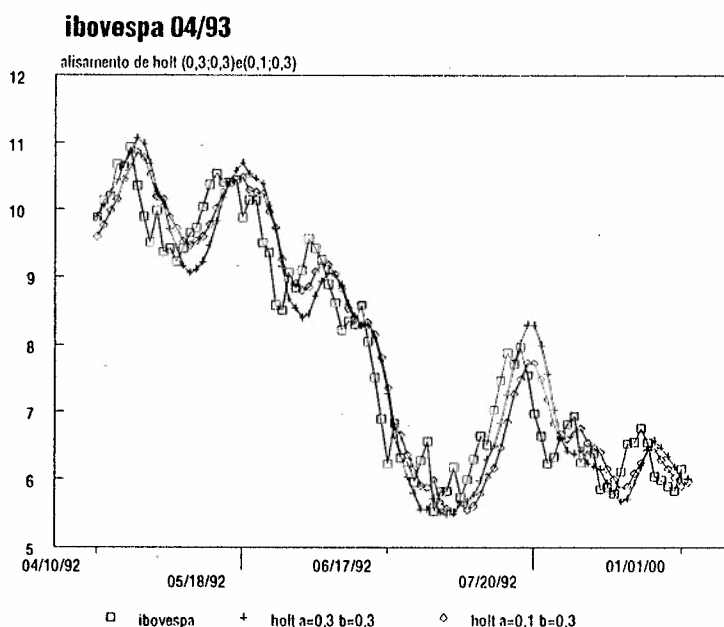


Figura 3.32: Alisamento exponencial de Holt (0,3;0,3) e (0,1;0,3)

Além das vantagens citadas acima, temos a principal que é prever as intersecções futuras dos alisamentos, o que não é possível com o alisamento exponencial simples e com as médias móveis.

Em nossas entrevistas com analistas de mercado, observamos que no caso da análise técnica, todos tomam suas decisões observando as configurações e as indicações da teoria Dow, um grande número de analistas observam os movimentos em vagas justificados pela teoria das vagas de Elliot e quase todos observam também as intersecções dos gráficos de médias móveis.

Quanto aos alisamentos exponenciais citados, apenas os alisamentos exponenciais simples são utilizados e por apenas um número reduzido de analistas, tanto que não é objeto de publicações pelas revistas e livros especializados. A utilização dos alisamentos exponenciais de Brown e de Holt, que tem condições de detectar os futuros sinais indicadores de reversão é uma proposta que fazemos aos analistas de uma nova ferramenta de análise.

Só depois de serem utilizados pelos especialistas de mercado, exaustivamente é que poderemos concluir sobre sua validade e prática, que achamos adequados.

Embora estas técnicas de previsão baseadas em modelos de séries temporais sejam objetos de estudo dos estatísticos ela não apresenta o ferramental estatístico de previsão, como os desvio-padrão das estimativas e os respectivos intervalos de confiança, que serão objetos de estudo do próximo capítulo, onde iremos discutir os modelos ARIMA, de Box-Jenkins.

CAPÍTULO 4

A ABORDAGEM DE BOX-JENKINS

OS MODELOS ARIMA

Vimos no capítulo anterior, quando tratamos da análise técnica, que uma das premissas de tais modelos é que o comportamento dos preços no passado é importante para explicar este comportamento no futuro. Sendo assim, os modelos utilizados em análise técnica são todos da forma

$$x_t = f(x_{t-1}; x_{t-2}; \dots; x_{t-p}; \dots)$$

De fato, quando observamos os modelos de previsão das secções 3.4 e 3.5 onde vimos os modelos de médias-móveis e os de alisamento exponencial, este modelo estava implícito.

Um tal modelo, onde os valores passados dos preços seriam utilizados como variáveis explicativas para se determinar a variável preço no futuro, só é possível se os valores passados dos preços são correlacionados com os valores futuros dos mesmos.

Por isso, tais modelos recebem a denominação de modelos auto-regressivos.

Por outro lado, ao se determinar a previsão para o instante t , \tilde{x}_t , comete-se o erro da previsão que é $e_t = x_t - \tilde{x}_t$.

A aplicação de um determinado modelo de previsão fornece, portanto, uma nova série de valores, que é a série formada pelos erros da previsão.

Quando aplicávamos os modelos de médias-móveis ou de alisamento exponencial simples, por exemplo, em séries que apresentavam tendência, as previsões teriam um viés, que tenderiam a sub-dimensionar a previsão no caso de tendência crescente, ou de super-dimensionar, no caso de tendência decrescente. Tanto é verdade, que estes modelos se comportavam como as retas de suporte ou de resistência da teoria Down.

Quando a aplicação de um modelo provocar algum tipo de viés na previsão dizemos que os erros são correlacionados, e que portanto, os modelos deveriam levar em conta os valores passados dos preços e também os últimos erros obtidos pela aplicação do Modelo.

Logo, tais modelos seriam da forma

$$x_t = f(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}, \dots, e_t, e_{t-1}, \dots)$$

Box e Jenkins, em seu livro "Time-series, Forecasting and Control", construíram modelos lineares deste tipo, e os classificaram em 3 tipos, quais sejam:

1) os modelos auto-regressivos de ordem p ; $AR_{(p)}$; onde o valor previsto \bar{x}_t é uma combinação linear dos p últimos valores da série, mais o erro aleatório e_t , que fica:

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + e_t \quad (4.1)$$

2) os modelos designados por "modelos de média-móveis" em qual x_t é uma combinação linear dos q últimos erros de previsão

$$x_t = e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_q e_{t-q} \quad (4.2)$$

3) os modelos mistos auto-regressivos-médias móveis, conhecidos or modelos ARMA "AutoRegressive-Moving Average" em que x_t é combinação linear dos p últimos valores da série; $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$ e dos q últimos erros $e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$.

Portanto, os modelos ARMA (p,q) são do tipo

$$z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (4.3)$$

onde são consideradas a parcela autoregressiva $\phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p}$ e a média móvel dos p últimos ruídos brancos $a_t + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q}$.

Obs.: Dizemos que $\{a_t\}$ é um ruído branco se i) $E(a_t) = 0$ e ii) $E(a_t \cdot a_{t-j}) = 0$; $j = 1, 2, \dots$

iii) $\sigma_{a_t}^2 = \text{constante} \quad \forall t$.

Primeiramente, vamos introduzir uma notação de operadores que será usada extensivamente neste e no capítulo seguinte.

Estes operadores são:

a) operador translação para o passado, denotado por B e definido por:

$$B Z_t = Z_{t-1} ; B^m = Z_{t-m}$$

b) operador translação para o futuro, denotado por F:

$$F Z_t = Z_{t+1} ; F^m = Z_{t+m}$$

c) operador diferença, denotado por Δ :

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} = (1-B)Z_t$$

d) operador Soma, denotado por S:

$$S Z_t = Z_t + Z_{t-1} + Z_{t-2} + \dots = (1+B+B^2 + \dots)Z_t$$

Quando o operador B tem norma menor do que 1, podemos tratar a soma $1+B+B^2 \dots$ como se fosse uma soma de progressão geométrica de razão menor do que 1 (ver Box-Jenkins 1970), e portanto:

$$1+B+B^2 + \dots = \frac{1}{1-B}. \text{ Assim sendo, podemos escrever: } S Z_t = (1-B)^{-1} Z_t;$$

ou seja:

$$S = (1-B)^{-1} = \Delta^{-1}$$

Os modelos ARMA são casos particulares de um modelo de filtro linear (função linear) onde a entrada é ruído branco. Formalmente temos:

$$Z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots = \mu + \psi(B)a_t$$

onde $\psi(B) = 1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \dots$ é denominado de função de transferência do filtro e μ é um parâmetro determinando o nível da série.

Chamando $\tilde{Z}_t = Z_{t-u}$, podemos escrever:

$$\tilde{Z}_t = \psi(B)a_t$$

Observação: Este modelo é aplicável apenas a séries estacionárias, isto é, a séries que se comportam como ruídos brancos em torno do nível μ da série. Neste caso, os parâmetros a serem

determinados ψ_1, ψ_2, \dots são finitos ou infinitos e com soma convergente. Neste caso, μ é a média do processo. Caso contrário, por exemplo quando a série apresenta tendência, Z_t é não estacionária e μ não tem significado específico, a não ser como um ponto de referência para o nível da série.

Uma ferramenta muito útil para determinarmos o quanto os valores de uma série são dependentes dos valores passados é a autocovariância entre o valor Z_t e o valor passado Z_{t-j} , estimada por $E[(Z_t - \bar{Z}) \cdot (Z_{t-j} - \bar{Z})]$, onde \bar{Z} é a média dos valores de Z_t .

Utilizando o modelo $\bar{Z}_t = \psi(B)a_t$, após determinarmos os coeficientes ψ_1, ψ_2, \dots , pode-se demonstrar que a autocovariância entre Z_t e o j -ésimo valor passado é dada por:

$$\gamma_j = \sigma_a^2 \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \psi_{i+j}$$

$$\gamma_0 = \text{Var}(Z_t) = \sigma_a^2 \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i^2$$

onde σ_a^2 é a variância do ruído branco a_t , que é suposta constante para todo t .

Outro operador que será usado neste trabalho é o operador $\pi(B)$ obtido da seguinte forma; pode-se demonstrar que o ruído branco no instante t pode ser escrito como uma combinação linear dos valores da série \tilde{Z}_t .

$$a_t = \tilde{Z}_t + \pi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \pi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots = \pi(B) \tilde{Z}_t$$

onde $\pi(B) = 1 - \pi_1 B - \pi_2 B^2 - \dots$

como $\tilde{Z}_t = \psi(B) a_t$ e $a_t = \pi(B) \tilde{Z}_t$ segue-se que $\psi(B) = \pi^{-1}(B)$

4.1.1 - MODELOS AUTOREGRESSIVOS

Def.: se o valor Z_t pode ser escrito como uma combinação linear dos p últimos valores passados a menos de um ruído branco a_t , isto é:

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t \quad (4.1.1)$$

dizemos que a série é formada por um processo auto-regressivo de ordem p e denotamos por $AR(p)$.

O caso mais simples de modelo auto-regressivo é o de ordem 1, em que \tilde{Z}_t depende apenas do último valor observado \tilde{Z}_{t-1} e do ruído no instante t . Neste caso,

$$\tilde{Z}_t = \phi \tilde{Z}_{t-1} + a_t \quad (4.1.2)$$

Neste caso, se o coeficiente ϕ é igual a 1, a equação reduz-se a $\tilde{Z}_t = \tilde{Z}_{t-1} + a_t$ e dizemos que Z_t é um passeio casual (Random Walk). Muitos estudiosos de mercado de capitais defendem a hipótese de que o preço das ações seguem este modelo, onde a melhor estimativa para o preço da ação no instante t é o seu preço no instante $t-1$ e que neste caso, qualquer estratégia de compra e venda de ações daria o mesmo retorno que a estratégia de comprar e manter.

No caso do modelo $AR(1)$, é claro que a série é estacionária, se e somente se o coeficiente ϕ é em módulo menor do que 1, pois caso contrário, o valor Z_t tenderia a $+\infty$.

O modelo autoregressivo de ordem 2 é dado por:

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + a_t \quad (4.1.3)$$

Neste caso, demonstra-se (ver Box-Jenkins 1970), que a série é estacionária se, e só se, ϕ_1 e ϕ_2 satisfazem as condições:

$$\phi_1 + \phi_2 < 1; \quad \phi_2 - \phi_1 < 1 \quad \text{e} \quad -1 < \phi_2 < 1$$

4.1.2 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO

Como já citamos anteriormente, a covariância γ_j é uma medida da dependência entre os valores Z_t e Z_{t-j} . A autocorrelação ρ_j dada por $\rho_j = \frac{\gamma_j}{\gamma_0}$ tem a propriedade $-1 \leq \rho_j \leq 1$, e a dependência é medida pela proximidade de ρ_j de +1 ou de -1.

Vamos calcular, para ilustrar, as autocorrelações ρ_j para o processo autoregressivo de ordem 1; $AR(1)$ dado por:

$$\tilde{Z}_t = \phi Z_{t-1} + a_t \quad (4.1.4)$$

É claro que a série será estacionária para $\phi \leq 1$ e que \tilde{Z}_t tende para o passeio casual (random walk) à medida que ϕ tende para 1.

Calculando-se a correlação entre \tilde{Z}_t e \tilde{Z}_{t-1} ; ρ_1 , vem:

$$\rho_1 = \frac{E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_{t-1})}{E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_t)} = \frac{E[(\phi E_{t-1} + a_t) \cdot (\tilde{Z}_{t-1})]}{E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_t)} = \frac{\phi E(\tilde{Z}_{t-1} \cdot \tilde{Z}_{t-1}) + E(a_t \cdot \tilde{Z}_{t-1})}{E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_t)} = \phi$$

pois $E(a_t \cdot \tilde{Z}_{t-1}) = 0$ (\tilde{Z}_{t-1} depende do ruído branco a_t até o instante $t-1$ apenas) e

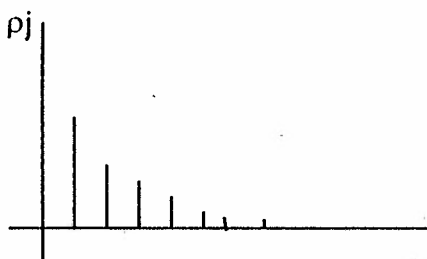
$$E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_t) = E(\tilde{Z}_{t-1} \cdot \tilde{Z}_{t-1}) = \text{Var}(Z_t)$$

logo, $\rho_1 = \phi$ para este caso. De maneira análoga, chegamos a

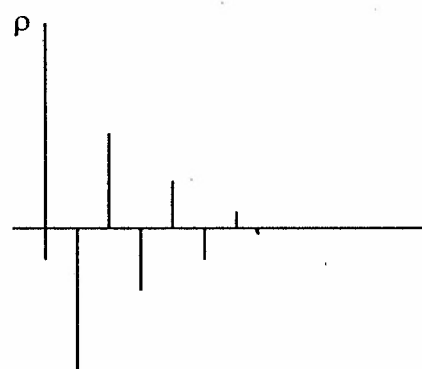
$$\rho_2 = \phi^2; \rho_3 = \phi^3; \dots; \rho_j = \phi^j$$

e a função de autocorrelação γ_j é uma função exponencial decrescente, tendendo para zero. (ver figura 4.1 para a série dos fechamentos dos preços de contrato de boi com vencimento em fevereiro de 1987), série do apêndice A.

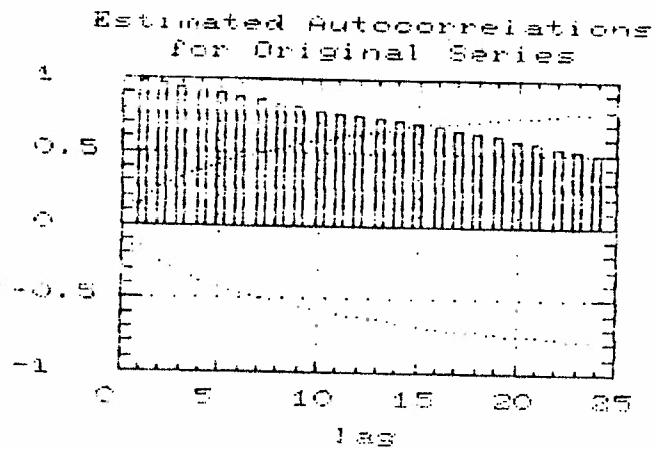
Se o modelo adequado é o AR(1), o gráfico será de um dos dois tipos:



a) $\phi > 0$



b) $\phi < 0$



Função de autocorrelação para IBVreal

Lag	Estimate	Std.Error	Lag	Estimate	Std.Error
1	.98159	.07372	2	.96186	.12613
3	.93881	.16113	4	.91757	.18853
5	.89800	.21141	6	.87550	.23122
7	.85305	.24858	8	.82988	.26401
9	.80641	.27783	10	.78493	.29027
11	.76430	.30158	12	.74535	.31193
13	.72767	.32147	14	.71187	.33030
15	.69578	.33853	16	.67826	.34622
17	.65809	.35337	18	.63621	.35996
19	.61519	.36603	20	.59228	.37160
21	.56997	.37670	22	.54472	.38136
23	.52088	.38556	24	.49730	.38937

Figura 4.1.1: Autocorrelação da série IBOVESPA 02/93 (ver apêndice)

Para o modelo autoregressivo de ordem 2

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + a_t,$$

pode-se demonstrar, (ver Morettin e Toloi 1987) que:

$$\rho_j = \phi_1 \rho_{j-1} + \phi_2 \rho_{j-2},$$

que pode ser escrita, usando-se o operador B por

$$\rho_j = (\phi_1 B + \phi_2 B^2) \rho_j,$$

ou equivalentemente a $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) \rho_j = 0$.

Neste caso, se as raízes da equação $1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2$ forem reais, a função de autocorrelação também decrescerá para zero. Se as raízes forem complexas e conjugadas, haverá um termo do tipo $A d^2 \text{Sen}(2\pi f_j)$ (senóide amortecida), também tendendo para zero.

Para este caso vale ainda:

$$\text{Var}(Z_t) = \frac{\sigma_a^2}{1 - \phi_1 \rho_1 - \phi_2 \rho_2} \quad (4.1.5)$$

e para o modelo autoregressivo geral de ordem p ; (ver Morettin e Toloí 1987)

$$\text{Var}(Z_t) = \frac{\sigma_a^2}{1 - \phi_1 \rho_1 - \phi_2 \rho_2 - \dots - \phi_p \rho_p} \quad (4.1.6)$$

e

$$\rho_j = \phi_1 \rho_{j-1} + \phi_2 \rho_{j-2} + \dots + \phi_p \rho_{j-p} \quad (4.1.7)$$

4.1.3 - A DETERMINAÇÃO DOS COEFICIENTES

Como os coeficientes $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ do modelo autoregressivo de ordem p AR(p) devem satisfazer a equação 4.1.7 segue que estes coeficientes serão solução do sistema de p equações a p incógnitas:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_1 + \phi_2\rho_1 + \dots + \phi_p\rho_{p-1} \\ \rho_2 &= \phi_1\rho_1 + \phi_2 + \dots + \phi_p\rho_{p-2} \\ &\dots\dots\dots \\ &\dots\dots\dots \\ \rho_p &= \phi_1\rho_{p-1} + \phi_2\rho_{p-2} + \dots + \phi_p \end{aligned}$$

que podemos escrever na forma matricial por:

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{p-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{p-3} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \rho_{p-3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \phi_3 \\ \dots \\ \phi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \\ \dots \\ \rho_p \end{bmatrix} \quad (4.1.8)$$

Estas equações denominam-se equações Yule-Walker e podem ser resolvidas, para amostras grandes, (mais de 50 valores) estimando-se as autocorrelações ρ_j por suas estimativas obtidas na amostra, r_j . Para amostras menores, as equações podem ser resolvidas pelo algoritmo de Durbin-Levinson (ver Durbin 1960). Posteriormente, Burg (Burg 1975) introduziu um algoritmo semelhante com auxílio da análise espectral. Uma resenha das aplicações destes algoritmos é dada em Morettin (1984).

4.1.4 - MODELOS DE MÉDIAS MÓVEIS

Considere o processo de médias móveis de orde q.

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

que podemos escrever usando o operador B por:

$$\tilde{Z}_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t$$

exemplo 1: Seja o modelo de médias móveis de ordem 1 MA(1).

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta a_{t-1} = (1 - \theta B) a_t$$

a tabela (4.1.2) e a figura (4.1.2) ilustram os dados e o gráfico de uma série de 35 observações geradas de acordo com o modelo MA(1)

$$\tilde{Z}_t = a_t + 0,75 a_{t-1} \quad \text{onde } a_t = N(0,1).$$

Para o MA(1) $\tilde{Z}_t = a_t + \theta a_{t-1}$, a função de autocovariância é obtida por :

$$\gamma_0 = \text{Var}(\tilde{Z}_t) = (1 + \theta^2) \sigma_a^2 \quad (4.1.9)$$

$$\gamma_1 = E(\tilde{Z}_t, \tilde{Z}_{t-1}) = E[(a_t - \theta a_{t-1})(a_{t-1} - \theta a_{t-2})] =$$

$$= E(a_t \cdot a_{t-1}) - \theta E(a_t \cdot a_{t-2}) - \theta E(a_{t-1} \cdot a_{t-1}) + \theta^2 E(a_{t-1} - a_{t-2}) =$$

$$= -\theta \cdot \sigma_a^2. \text{ Portanto, vem: } \rho_1 = \frac{-\theta}{1 + \theta^2} \quad (4.1.10)$$

As covariâncias de ordem maior são todas iguais a zero, pois $E(a_t \cdot a_{t+j}) = 0 ; j \neq 0$.

No exemplo 1: $\tilde{Z}_t = a_t + 0,75 a_{t-1}$ temos : $\rho_0 = 1$, $\rho_1 = \frac{0,75}{1,56} = 0,48$ e $\rho_j = 0; j > 1$.

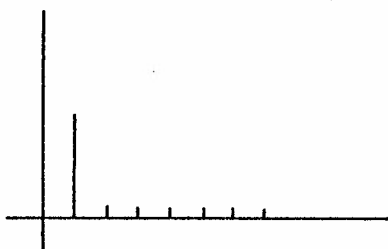


Figura 4.1.2 a): Auto correlações do modelo MA(1)

período	Z_t	A_t	período	Z_t	A_t
1	0.212	0.212	16	0.011	-0.56
	-0.274	-0.115		0.87	0.011
	-0.09075	-0.177		1.88975	0.45
	-0.45925	-0.592		-2.6285	1.898
5	0.71	0.266	20	-1.0365	-2.291
	0.8525	1.052		0.47725	0.387
	-0.806	-0.017		1.05075	-1.241
	0.56075	0.548		-0.23425	1.341
	0.472	0.883		-1.23875	-1.165
10	-0.27025	0.392	25	1.46575	-0.233
	-0.147	0.147		-0.52625	0.592
	0.61375	0.724		1.778	-0.701
	-2.789	-2.246		-0.28925	2.222
	0.9015	-0.783		-1.5395	-0.815
15	0.02725	0.873	30	2.84025	0.127

Figura 4.1.2b valores gerados pelo modelo MA(1)

modelo simulado MA(1)

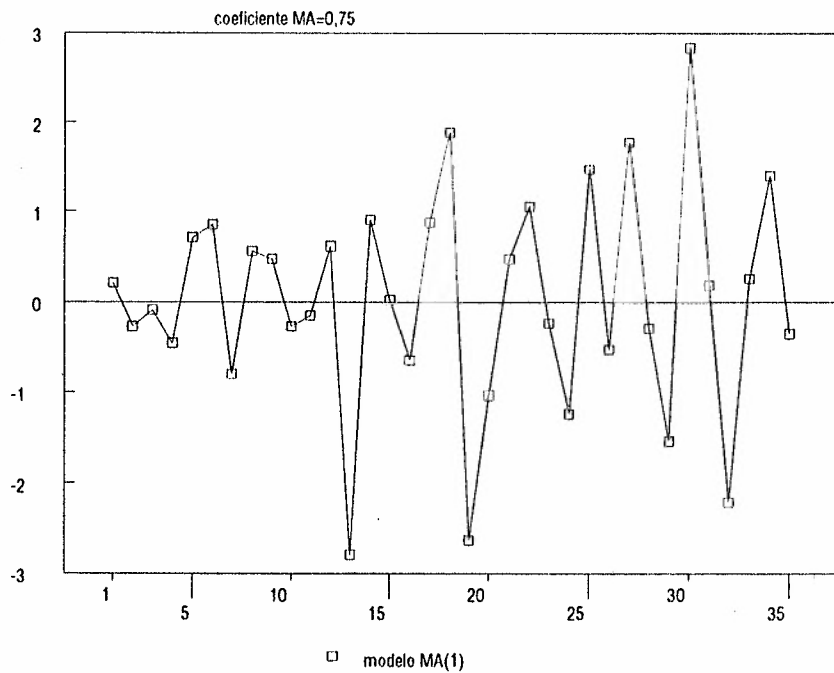


Figura 4.1.2c gráfico dos dados simulado pelo MA(1). $\theta = 0,75$

Exemplo 2: Consideramos o modelo de médias móveis geral de ordem 2;

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (4.1.11)$$

calculando-se as covariâncias de maneira análoga à feita no exemplo anterior, vem:

$$\gamma_0 = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2) \sigma_a^2$$

$$\gamma_1 = -\theta_1 (1 - \theta_2) \sigma_a^2$$

$$\gamma_2 = -\theta_2 \sigma_a^2$$

$$\gamma_3 = \gamma_4 = \dots = 0$$

Assim, temos:

$$\rho_0 = 1$$

$$\rho_1 = \frac{\theta_1(1-\theta_2)}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}$$

$$\rho_2 = \frac{-\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}$$

Por exemplo, se $\tilde{Z}_t = a_t - 0,7a_{t-1} + 0,1a_{t-2}$, temos $\theta_1 = +0,7$ e $\theta_2 = -0,1$ e portanto :

$$\rho_1 = -0,51 \text{ e } \rho_2 = 0,07.$$

4.1.5 - MODELOS MISTOS AUTOREGRESSIVOS - MÉDIAS MÓVEIS

Define-se como modelo misto autoregressivo-média móvel de ordens p e q; ARMA (p,q) ao modelo :

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Considere o modelo: $\tilde{Z}_t = 0,7\tilde{Z}_{t-1} - 0,2a_{t-1} + a_t$.

A função de autocorrelação para um modelo ARMA (1,1)

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} - \theta_1 a_{t-1} + a_t$$

pode ser obtida da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \text{Var}(\tilde{Z}_t) = E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_t) = E[\phi_1 \tilde{Z}_{t-1} - \theta_1 a_{t-1} + a_t]^2 = \\ &= \phi_1^2 \text{Var}(\tilde{Z}_t + \theta_1^2 \sigma_a^2 + \sigma_a^2 - 2\phi_1 \theta_1 E(\tilde{Z}_{t-1} \cdot a_{t-1})) \\ &+ 2\phi_1 E(\tilde{Z}_{t-1} \cdot a_t) - 2\theta_1 E(a_{t-1} \cdot a_t) \end{aligned}$$

onde $E(\tilde{Z}_{t-1} \cdot a_{t-1}) = \sigma_a^2$, $E(\tilde{Z}_{t-1} \cdot a_t) = 0$ pois \tilde{Z}_{t-1} só depende do ruído a_t até o índice t-1;

$E(a_{t-1} \cdot a_t) = 0$. Logo,

$$(1 - \phi_1^2) \text{Var}(\tilde{Z}_t) = (1 + \theta_1^2 - 2\phi_1\theta_1)\sigma_a^2$$

$$\gamma_0 = \text{Var}(\tilde{Z}_t) = \left(\frac{1 + \theta_1^2 - 2\phi_1\theta_1}{1 - \phi_1^2} \right) \sigma_a^2$$

$$\gamma_1 = E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_{t-1}) = \left(\frac{(1 - \phi\theta)(\phi - \theta)}{1 - \phi^2} \right) \gamma_a^2$$

$$\gamma_j = \phi\gamma_{j-1}$$

para $j > 1$. (Ver Morettin e Toloi 1987).

No exemplo anterior $\tilde{Z}_t = 0,7\tilde{Z}_{t-1} - 0,2a_{t-1} + a_t$ onde $\theta_1 = +0,7$ e $\theta_2 = 0,2$ temos:

$$\gamma_0 = \text{Var}(\tilde{Z}_t) = \frac{1 + (0,2)^2 - 2 \cdot 0,7 \cdot 0,2}{1 - (0,7)^2} \cdot \sigma_a^2 = 1,49\sigma_a^2$$

$$\gamma_1 = \frac{(1 - 0,7 \cdot 0,2)(0,7 - 0,2)}{1 - (0,7)^2} \cdot \sigma_a^2 = 0,84\sigma_a^2$$

$$\gamma_j = \phi\gamma_{j-1}$$

e portanto, vem:

$$\rho_0 = 1; \rho_1 = \frac{0,84}{1,49} = 0,57$$

$$\rho_2 = 0,7 \cdot 0,57 = 0,4$$

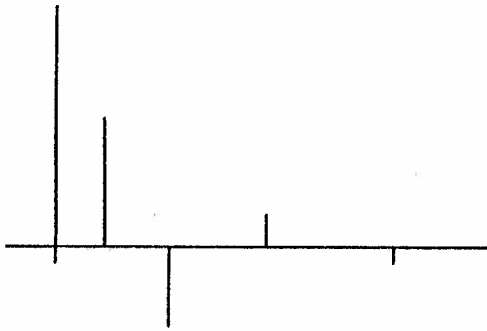


Figura 4.1.3 Autocorrelações do modelo AR(1)

O seguinte resultado será útil, quando considerarmos a soma de dois processos ARMA independentes. A demonstração pode ser vista em Box-Jenkins(1976) ou em Morettin & Toloi(1987).

Se X_t : ARMA(p_1, q_1) e Y_t : ARMA(p_2, q_2) são dois processos independentes, a soma $Z_t = X_t + Y_t$ é um processo ARMA (p, q) onde $p \leq p_1 + p_2$ e $q \leq \text{Max}(p_1 + q_2, p_2 + q_1)$.

As desigualdades são devido ao fato de que os dois processos podem possuir raízes comuns, implicando que parte do processo não necessita ser aplicado duas vezes.

4.1.6 - FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL

Vimos anteriormente que as funções de autocorrelação para os modelos AR(p), MA(q) e ARMA(p, q) têm algumas características que são úteis quando necessitamos estimar o modelo ou os modelos que descrevam o processo estocástico.

Box- Jenkins(1970) propõem a utilização de um outro instrumento que é até mais importante para a definição do modelo. Este instrumento é a função de autocorrelação parcial, f_{acp} definida da seguinte forma:

Vamos denotar por ϕ_{kj} o j -ésimo coeficiente do modelo autoregressivo de ordem k , AR(k). Assim, o último coeficiente é ϕ_{kk} .

$$\text{Vimos que: } \rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k}.$$

Vimos também que os coeficientes são determinados resolvendo as equações de Yule-Walker:

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{k-3} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_k & \rho_{k-2} & \rho_k & \dots & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \phi_{k1} \\ \phi_{k2} \\ \phi_{k3} \\ \dots \\ \dots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \\ \dots \\ \dots \\ \rho_k \end{bmatrix}$$

Resolvendo-se estas equações sucessivamente para $K = 1, 2, \dots, k$; vem:

$$\phi_{11} = \rho_1$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}$$

(4.1.12)

e assim sucessivamente até ϕ_{kk} .

À quantidade ϕ_{kk} encarada como função de k , dá-se o nome de função de autocorrelação parcial da série.

Desta forma, o coeficiente de autocorrelação parcial de ordem k é o último coeficiente de um modelo autoregressivo de ordem k , AR(k).

A função de autocorrelação parcial será então o instrumento mais importante para se determinar a ordem do processo autoregressivo. O procedimento será o seguinte: primeiramente estimamos o coeficiente ϕ_1 que será o coeficiente do modelo AR(1). Assim sendo, ϕ_1 é a autocorrelação parcial de ordem 1. Se ele é significativamente diferente de zero, estimamos ϕ_2

como o segundo coeficiente do AR(2) e assim sucessivamente até a ordem p ; AR(p) assim que encontrarmos a autocorrelação parcial não significativa, então o processo é autoregressivo de ordem p .

Exemplo 1: Suponha o modelo autoregressivo de ordem 1 AR(1):

$$\tilde{Z} = \phi \tilde{Z}_{t-1} + a_t$$

Já vimos anteriormente que para este modelo, $\rho_j = \phi^j, j = 0, 1, 2, \dots$

Logo, as equações de Yule-Walker ficam:

i) $\phi_{11} = \rho_1 = 0$

ii)
$$\begin{bmatrix} 1 & \phi \\ \phi & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi^2 & 1 \\ \theta_2 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi \\ \phi^2 \end{bmatrix}$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \phi \\ \phi & \phi^2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \phi \\ \phi & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\phi^2 - \phi^2}{1 - \phi^2} = 0$$

e pode-se demonstrar facilmente que $\phi_{kk} = 0$ para $k > 1$, ou seja, para o modelo autoregressivo de ordem 1, as autocovariâncias parciais de ordem maior que 1 são todas nulas.

Exemplo 2: Suponha o modelo MA(1): $\tilde{Z} = -\theta a_{t-1} + a_t$ já vimos anteriormente que para este modelo, vale:

$$\begin{cases} \rho_1 = \frac{-\theta}{1 + \theta^2} \\ \rho_j = 0, j \geq 2 \end{cases}$$

As equações de Yule-Walker ficam:

$$i) \quad \phi_{11} = \rho_1 = \frac{-\theta}{1+\theta^2}$$

$$ii) \quad \begin{bmatrix} 1 & \frac{-\theta}{1+\theta^2} \\ \frac{-\theta}{1+\theta^2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{21} \\ \phi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-\theta}{1+\theta^2} \\ 0 \end{bmatrix}, \text{ e portanto,}$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \frac{-\theta}{1+\theta^2} \\ \frac{-\theta}{1+\theta^2} & 0 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \frac{\theta}{1+\theta^2} \\ \frac{-\theta}{1+\theta^2} & 1 \end{vmatrix}} = \frac{-\left(\frac{\theta}{1+\theta^2}\right)^2}{1 - \left(\frac{\theta}{1+\theta^2}\right)^2} = \frac{-\theta^2(1-\theta^2)}{1-\theta^6}$$

Pode-se demonstrar (Ver Box-Jenkins 1979) que a facp para o modelo MA(1) é dada por:

$$\phi_{ij} = \frac{-\theta^j(1-\theta^2)}{1-\theta^{2(j+1)}}$$

No exemplo MA(1) visto em 2.3; $\tilde{Z}_t = a_t + 0,75a_{t-1}$, temos: $\theta = -0,75$. Logo,

$$\phi_{11} = \frac{-\theta}{1+\theta^2} = \frac{0,75}{1+(0,75)^2} = 0,48$$

$$\phi_{22} = \frac{-\theta^2(1-\theta^2)}{1-\theta^6} = -\frac{(0,75)^2(1-0,75^2)}{1-(0,75)^6} = -0,3$$

$$\phi_{33} = -\frac{\theta^3(1-\theta^2)}{1-\theta^8} = -\frac{(0,75)^3(1-0,75^2)}{1-(0,75)^8} = +0,21$$

$$\phi_{44} = -0,15$$

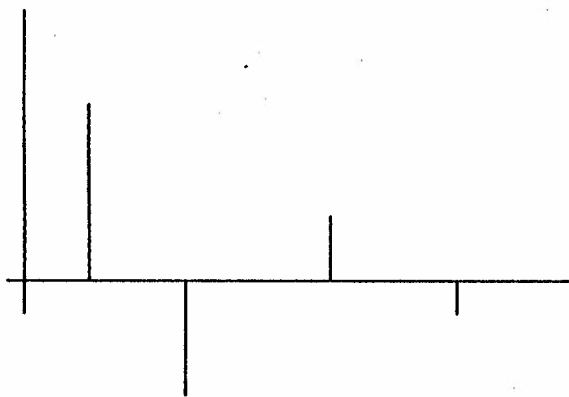


Figura 4.1.4: Autocorrelações parciais do modelo MA(1).

É claro que se θ é negativo e, em módulo, menor do que 1, as autocorrelações parciais serão alternativamente positivas e negativas e tenderão para zero, e se θ é positivo, as autocorrelações são todas negativas, também tendendo para zero.

Pode-se demonstrar (Ver Box-Jenkins, 1976) que, para os processos estudados, valem:

- i) um processo AR(p) tem $\phi_{kk} \neq 0$, para $k \leq p$ e $\phi_{kk} = 0$ para $k < p$
- ii) um processo MA(q) tem ϕ_{kk} que se comporta de maneira similar à ϕ_{kk} de um processo AR(p) e é dominado por exponenciais ou senóides amortecidas, como vimos em 4.1.4

iii) um processo ARMA(p,q) tem facp que se comporta como a facp de um processo MA puro.

Uma maneira de se estimar a facp de um processo AR, MA ou ARMA consiste em estimar, sucessivamente, modelos autoregressivos de ordens $p=1,2,\dots$ por mínimos quadrados e tomar as estimativas do último coeficiente de correlação parcial.

Assim, vê-se que a autocorrelação parcial de ordem k , ϕ_{kk} , é igual à correlação parcial entre as variáveis Z_t e Z_{t-k} ajustadas às variáveis intermediárias $Z_{t-1}, \dots, Z_{t-k+1}$, ou seja, ϕ_{kk} mede a correlação remanescente entre Z_t e Z_{t-k} depois de eliminada a influência de $Z_{t-1}, \dots, Z_{t-k+1}$. Por isso, quando o processo é autoregressivo puro AR(p) as autocorrelações parciais são nulas para ordens maiores que p .

Quenouille(1949) mostra que, sob a suposição de que o processo é AR(p), as facp estimadas de ordem $p+1, p+2, \dots$ são, aproximadamente distribuídas, com

$$\text{Var}(\hat{\phi}_{kk}) = \frac{1}{N}; k \geq p + 1$$

e que se o número de observações é suficientemente grande, $\hat{\phi}_{kk}$ tem distribuição aproximadamente normal, o que permite a construção de intervalos de confiança para ϕ_{kk} . Logo, podemos usar este procedimento para determinar até que ordem, as autocorrelações são significativamente diferentes de zero, que é o que faremos nas aplicações.

Segue o gráfico da função de autocorrelação parcial para a série de preços de café com vencimento em 04/93(Ver apêndice). Observe que as linhas tracejadas em $-0,12$ e $+0,12$ para o coeficiente delimitam o intervalo de confiança para que o coeficiente seja significativamente diferente de zero e que neste exemplo, nenhum dos coeficientes é significativo, sugerindo que o modelo não é autoregressivo. Com relação ao título em que aparece "Diferença não Sazonal de Ordem 1", refere-se ao fato de que a série é a das diferenças ΔZ_t .

Estimated Partial Autocorrelations
for 1 Nonseasonal Differences

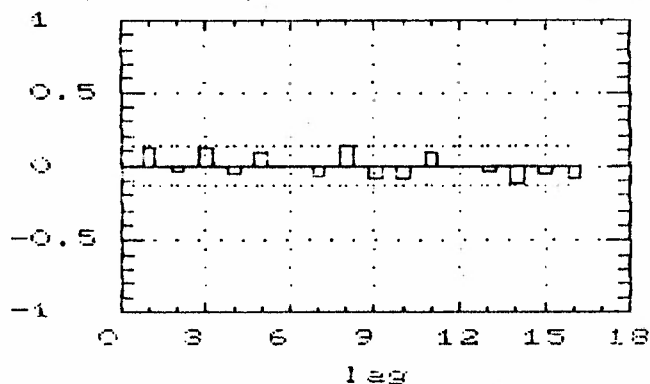


Figura 4.1.5 - Autocorrelações parciais da série CAFÉ 04/93

4.2 - OS MODELOS ARIMA

4.2.1 - SÉRIES NÃO ESTACIONÁRIAS

No capítulo anterior estudamos os modelos ARMA(p,q) que são adequados para descrever séries estacionárias, isto é, séries que se desenvolvem no tempo como uma componente autoregressiva e uma componente de médias móveis e que permanecem ao redor de uma média constante. É claro que as séries encontradas na prática, principalmente as séries de preços de commodities que é objeto central deste trabalho não o são. Algumas séries de preços são desinflationados, como por exemplo, tornando-se os preços em dólar. Pode ocorrer que o modelo adequado a uma série estacionária seja $X_t = \mu + e_t$. Sendo este o caso, o processo se caracteriza como um processo(Randon Walk) ou passeio casual, já citado no capítulo anterior.

As séries econômicas e as séries de preços em geral, quando considerados os valores nominais, não são estacionárias, mas quando consideramos as diferenças $\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$, ou as diferenças de ordem m; $\Delta^m Z_t = \Delta[\Delta^{m-1} Z_t]$, elas tornam-se estacionárias. Assim, as séries dos contratos dos contratos futuros de boi, café, ouro, CDI e índice BOVESPA são não estacionárias, mas tornar-se-ão estacionárias após diferenças.

Considere, por exemplo, um modelo AR(1); $\tilde{Z}_t = \phi\tilde{Z}_{t-1} + a_t$. Vimos no capítulo anterior que \tilde{Z}_t é estacionária se $|\phi| < 1$. Logo, se $\phi = 1$, obtemos o processo não estacionário $\tilde{Z}_t = \tilde{Z}_{t-1} + a_t$ (passeio casual) e se $|\phi| > 1$ o processo tende a $+\infty$ à medida que t aumenta.

As séries de preços que trataremos neste trabalho são séries que, como veremos, apresentam alguma homogeneidade em seu comportamento não estacionário. No caso de passeio casual citado acima, $\tilde{Z}_t = \phi\tilde{Z}_{t-1} + a_t$ não é estacionária, mas $\Delta Z_t = a_t$ o é.

Definição: Dizemos que uma série \tilde{Z}_t é não estacionária homogênea de ordem d se ela torna-se estacionária após tomarmos a d -ésima diferença $\Delta^d \tilde{Z}_t$.

Se $W_t = \Delta^d Z_t$ é estacionária, podemos representar W_t por um modelo ARMA(p,q) da forma:

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_{t-q} a_{t-q}$$

que pode ser escrita usando-se os operadores por:

$$\phi(B)W_t = \theta(B)a_t$$

onde

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q$$

É claro que, se W_t é uma diferença de \tilde{Z}_t , então \tilde{Z}_t é uma "integral" de W_t . Daí, dizemos que \tilde{Z}_t segue um modelo autoregressivo integrado médias moveis, ARIMA de ordem (p,d,q) e denotamos por ARIMA(p,d,q).

Logo, o modelo ARIMA(p,d,q) significa que a d -ésima diferença da série \tilde{Z}_t pode ser representada por um modelo ARMA(p,q) estacionário e invertível. Veremos que para as nossas séries de preços, na grande maioria das vezes, a primeira ou a segunda diferença, $d=1$ ou $d=2$, a série se torna estacionária. Dois casos interessantes de não estacionariedade homogênea que ocorrem em nossas séries de preços são as seguintes:

a) séries não estacionárias quanto ao nível: oscilam ao redor de um nível médio durante algum tempo e saltam para outro nível temporário. Para torná-la estacionária, basta tomar uma diferença; este é o caso típico de séries econômicas quando desinflacionadas e é também o caso típico de mudança de nível devido à mudanças na economia ou de surgimento de boatos. Há inclusive uma regra de decisão heurística recomendada por especialistas em mercado de capitais para estes casos, dada por: "Compre o boato e venda a notícia" já que, confirmada a notícia o nível da série passará a outro nível e nesse novo nível não haverá nenhuma vantagem em o investidor manter a compra.

b) séries não estacionárias quanto à inclinação: oscilam por algum tempo e depois mudam para outra direção temporária. Para torná-las estacionárias é necessário tomarmos a segunda diferença. Isto ocorre porque quando há uma tendência de crescimento, as diferenças ΔX_t são todas positivas. Daí ser necessária a segunda diferença para que $\Delta^2 Z$ oscile em torno de zero.

Exemplo 4.2.1 - Alguns casos particulares do modelo ARIMA (p,d,q) são:

a) ARIMA(0,1,1); $\Delta Z_t = (1 - \theta B)a_t$

Pode-se demonstrar (ver Box-Jenkins, 1970) que este modelo pode ser escrito na forma autoregressiva

$$Z_t = \lambda Z_{t-1} + \lambda(1 - \lambda)Z_{t-2} + \lambda(1 - \lambda)^2 Z_{t-3} + \dots + a_t$$

onde $\lambda = 1 - \theta$, ou seja \tilde{Z}_t é dado em termos de seu passado através de uma ponderação exponencial. Este modelo é muito utilizado em previsão de demanda para controles de estoque, pela sua simplicidade e é denominado de alisamento exponencial simples, com constante de alisamento λ , já examinados no capítulo anterior.

b) ARIMA(1,1,1): $\Delta Z_t = \phi \Delta Z_t + a_t - \theta a_{t-1}$ que pode ser escrita por: $(1 - \phi B)\Delta Z_t = (1 - \theta B)a_t$ e como $\Delta = 1 - B$, vem:

$$(1 - \theta B)(1 - B)Z_t = (1 - \theta B)a_t$$

c) ARIMA(p,0,0) = AR(p)

d) ARIMA(0,0,q) = MA(q)

e) ARIMA(p,0,q) = ARMA(p,q)

f) ARIMA(1,1,0); $\Delta Z_t = \theta \Delta Z_{t-1} + a_t$ ou $(1 - \theta B)\Delta Z_t = a_t$.

Gomes(1988) conclui em seu trabalho que o índice bovespa pode ser representado por um modelo ARIMA(1,1,0), com a estimativa para o coeficiente ϕ de $\phi=0,23584$.

Embora em um número muito grande dos casos seja suficiente tomar as diferenças para se obter homogeneidade, é possível que em alguns casos seja necessário considerar alguma transformação não linear de Z_t . Uma transformação usual em séries econômicas é: $\Delta \log Z_t = \log Z_t - \log Z_{t-1}$. Uma razão principal para efetuar transformações é estabilizar a variância(fazer com que os resíduos do modelo ajustado tenham variância constante).

Quando multiplicamos o operador $\phi(B)$ pelo operador diferença Δ , obtemos um novo operador de ordem $p+d$. Assim, o modelo pode ser escrito por:

$$Z_t = \xi_1 Z_{t-1} + \dots + \xi_{p+d} Z_{t-p-d} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_{t-q} a_{t-q}, \quad (4.2.1)$$

onde $\xi(B) = 1 - \xi_1 B - \xi_2 B^2 - \dots - \xi_{p+d} B^{p+d}$ e a equação (4.2.1) fica:

$$\xi(B)Z_t = \theta(B)a_t$$

exemplo : Para o modelo ARIMA(1,1,1), temos:

$$\phi(B).\Delta Z_t = \theta(B)a_t$$

$$(1 - \theta B)(1 - B)Z_t = (1 - \theta B)a_t$$

Neste caso, o operador $\xi(B)$ é dado por:

$$\xi(B) = (1 - \phi B)(1 - B) = 1 - B - \phi B + \phi B^2$$

$$\xi(B) = 1 - (1 + \phi)B + \phi B^2$$

4.2.2 - O TERMO CONSTANTE NO MODELO

No modelo ARIMA(p,d,q), temos: $\phi(B)W_t = \theta(B)a_t$ onde $W_t = \Delta^d Z_t$.

É claro que foi omitido o termo constante, implicando que $E(W_t) = \mu_w = 0$.

O modelo geral pode ser determinado, pela expressão:

$$\Delta^d Z_t = \theta_0 + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (4.2.2)$$

e pode-se determinar o nível da série pela expressão(ver Pierce, 1979)

$$E(W_t) = \frac{\theta_0}{1 - \theta_1 - \theta_2 - \dots - \theta_p} \quad (4.2.3)$$

e se $\tilde{W}_t = W_t - E(W_t)$, teremos:

$$\phi(B)\tilde{W}_t = \theta(B)a_t$$

4.2.3 - CONSTRUÇÃO DE MODELO ARIMA

Vimos no capítulo anterior que os estágios do ciclo iterativo necessários à aplicação do método de Box-Jenkins são:

- a) identificação
- b) estimação
- c) verificação

A fase mais crítica do método é a identificação do particular modelo ARIMA a ser ajustado aos dados. Essa escolha é feita principalmente com base nas autocorrelações parciais estimadas que para amostras razoavelmente grandes(todos com mais de 50 observações), representam razoavelmente as quantidades teóricas, que são desconhecidas.

A função de autocovariância ρ_j é estimada por $r_j = \frac{C_j}{C_0}$, onde $C_j = E(\tilde{Z}_t \cdot \tilde{Z}_{t-j})$ é a estimativa de γ_j e C_0 é a estimativa de $\text{Var}(\tilde{Z}_t)$.

O procedimento para se determinar se a autocorelação ϕ_{jj} é nula para um certo "lag" pode ser feito utilizando o seguinte resultado demonstrado em Jenkins e Watts(1968 pg. 67): Para N suficientemente grande e sob a hipótese de que $\rho_j=0$, a distribuição do estimador r_j é

aproximadamente normal com média zero e $\text{Var}(r_j)$ estimada por $\frac{1}{N} [1 + 2 \sum_{v=1}^q r_v^2]$. Assim sendo, podemos determinar uma região crítica utilizando-se o valor da estatística t-de student com N-1 grau de liberdade, tal que $p(-t_v < t < t_v) = \gamma$. Um valor que iremos usar neste trabalho para efeitos práticos será utilizar $t_v = 2$, de modo que iremos considerar ρ_j como sendo significativamente diferente de zero, se $|\rho_j| > 2.DP(r_j)$; $j > q$.

Para a função de autocorrelação parcial, o procedimento será o seguinte:

Vimos que sob a hipótese que o processo é AR(p),

$$\text{Var}(\hat{\phi}_{jj}) = \frac{1}{N}; \quad j > p$$

e que para N suficientemente grande, (mais do que 50 observações, por exemplo) $\hat{\phi}_{jj}$ terá distribuição aproximadamente normal, com média zero e variância $\frac{1}{N}$, de modo que $\hat{\phi}_{jj}$ será significativamente diferente de zero, se $|\hat{\phi}_{jj}| > \frac{2}{\sqrt{N}}$; $j > p$.

Seguem os gráficos das autocorrelações e autocorrelações parciais da série de preços de boi com vencimento em abril de 1993 que estão listadas no apêndice 4.7. Observe que neste exemplo, apenas o primeiro coeficiente é significativamente diferente de zero com relação à autocorrelação parcial e autocorrelações caem exponencialmente para zero. O intervalo de confiança está indicado no gráfico pela linha tracejada, $\pm 0,06$ para ρ_j e $\pm 0,03$ para ϕ_{jj} .

4.2.4 - A IDENTIFICAÇÃO DO MODELO

O objetivo da identificação é determinar os valores de p, d e q do modelo ARIMA(p,d,q), além de estimativas preliminares do parâmetros a serem usadas no estágio da estimação.

O procedimento da identificação consiste em duas partes:

a) inicialmente diferenciamos a série Z_t , tantas vezes quantas necessárias, para se obter uma série estacionária, de modo que o processo $\Delta^d Z_t$ seja reduzido a um ARMA(p,q). O número

de diferenças, d , necessárias para que o processo se torne estacionário é alcançado quando a fac amostral de $W_t = \Delta^d Z_t$ decresce rapidamente para zero.

b) identificamos o processo ARMA(p,q) resultante, através da análise das autocorrelações e autocorrelações parciais estimadas, cujos comportamentos devem imitar os comportamentos das respectivas quantidades teóricas. Estes comportamentos foram abordados na seção 4.1 e um resumo destes modelos encontra-se na tabela 4.1 abaixo.

Na prática, os valores zero, um ou dois já são suficientes para que a série se torne estacionária e em geral são suficientes a análise de 15 ou 20 primeiras correlações e ou correlações parciais. O Software principal por nós utilizado possui um valor default de 24 autocorrelações o que é mais do que suficiente.

O procedimento seguinte deve ser o de testar se $E(W_t) = \mu_w = 0$, onde $W_t = \Delta^d Z_t$.

A tabela 4.2.1 extraída de Morettin & Tolo(1985) fornece as variâncias de \hat{W} para alguns modelos usuais.

Tabela 4.2.1: Variâncias aproximadas para \bar{W} , onde $W_t = \Delta^d Z_t$, $n = N-d$

AR(1)	MA(1)	ARMA(1,1)
$\frac{C_0(1+r_1)}{n(1-r_1)}$	$\frac{C_0(1+2r_1)}{n}$	$\frac{C_0}{n} \left(1 + \frac{2r_1^2}{r_1 - r_2} \right)$
AR(2)		MA(2)
$\frac{C_0(1+r_1)(1-2r_1^2+r_2)}{n(1-r_1)(1-r_2)}$		$\frac{C_0(1+2r_1+2r_2)}{n}$

Tabela 4.2.2: Comportamento das fac e facp de um processo ARIMA(p,d,q)

Ordem	(1, d, 0)	(0, d, 1)
comportamento de ρ_k	decai exponencialmente	somente $\rho_1 \neq 0$
comportamento de ϕ_{kk}	somente $\phi_{11} \neq 0$	decaimento exponencialmente dominante
Estimativas iniciais	$\phi_1 = \rho_1$	$\rho_1 = \frac{-\theta_1}{1+\theta_1^2}$
região de admissibilidade	de $-1 < \phi < 1$	$-1 < \theta < 1$

Ordem	(2, d, 0)	(0, d, 2)
comportamento de ρ_k	mistura de exponenciais ou ondas senóides amortecidas	somente $\rho_1 \neq 0$
comportamento de ϕ_{kk}	somente $\phi_{11} \neq 0$ e $\phi_{22} \neq 0$	dominada por mistura de exponenciais e senóides amortecidas
Estimativas iniciais	$\phi_1 = \frac{\rho_1(1-p_2)}{1-p_1^2}$, $\phi_2 = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1-\rho_1^2}$	$\rho_1 = \frac{-\theta_1(1-\theta_1)}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}$, $\rho_2 = \frac{-\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2}$
região de admissibilidade	$-1 < \phi < 1$ $\phi_2 - \phi_1 < 1$ $\phi_2 + \phi_1 < 1$	$-1 < \theta_2 < 1$ $\theta_2 - \theta_1 < 1$ $\theta_2 + \theta_1 < 1$

Ordem	(1, d, 1)
comportamento de ρ_k	decai exponencialmente após o lag 1
comportamento de ϕ_{kk}	dominada por decaimento exponencial após o lag 1
Estimativas iniciais	$\rho_1 = \frac{(1 - \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - \phi_1 \theta_1}, \rho_2 = \rho_1 \phi_1$
região de admissibilidade	$-1 < \phi_1 < 1, -1 < \theta_1 < 1$

Os programas utilizados na identificação dos modelos neste trabalho foram o Statgraphics e o SCA, disponíveis no CPD da EAESP-FGV e utilizam os micro-computadores PC XT/AT também disponíveis na EAESP. As saídas destes programas, constam, em geral, de:

- a) gráficos das séries e das diferenças solicitadas;
- b) média e variância da série e de suas diferenças;
- c) autocorrelações e autocorrelações parciais estimadas;
- d) gráficos das autocorrelações e das autocorrelações parciais estimadas, com os seus respectivos intervalos de confiança;
- e) estimação dos coeficientes dos modelos ARIMA, bem como o cálculo da variância e o gráfico dos resíduos, além das autocorrelações nos resíduos.

Como, por exemplo, vejamos as figuras extraídas do programa Statgraphics na página seguinte.

Observamos que enquanto para a série original do IBOVESPA deflacionado, a série não é estacionária, pois não oscila em torno de zero; as séries das primeira e segunda diferenças são estacionárias (figura 4.2.1), para a variável CAFÉ 04/93 (figura 4.2.3).

Vejamos como exemplo, as figuras 4.2.1 a 4.2.6 das várias commodities negociadas na BM&F e as identificações para cada modelo correspondente. Inicialmente observamos que enquanto

para a série original do IBOVESPA deflacionado, a série não é estacionária, pois não oscila em torno de zero, as séries da primeira e segunda diferenças já o são (ver figura 4.2.1). O mesmo ocorre para a variável CAFÉ0493 (figura 4.2.2)

Na figura 4.2.3, ainda sobre o IBOVESPA, observamos que as autocorrelações para a série original caem para zero muito lentamente, indicando não-estacionariedade enquanto que para a série das primeiras diferenças apenas a primeira autocorrelação é significativamente diferente de zero indicando que esta é estacionária.

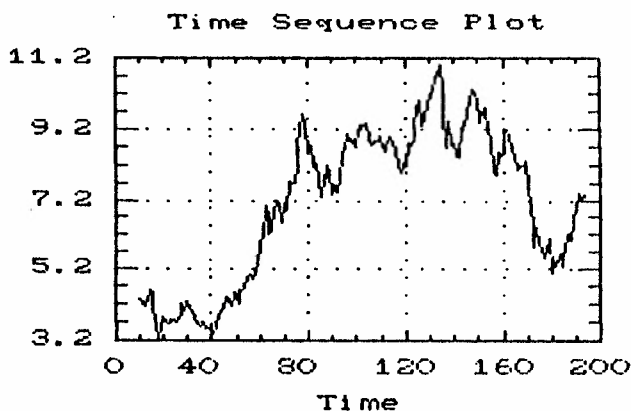


Figura 4.2.1a: Gráfico da série original - IBOVESPA

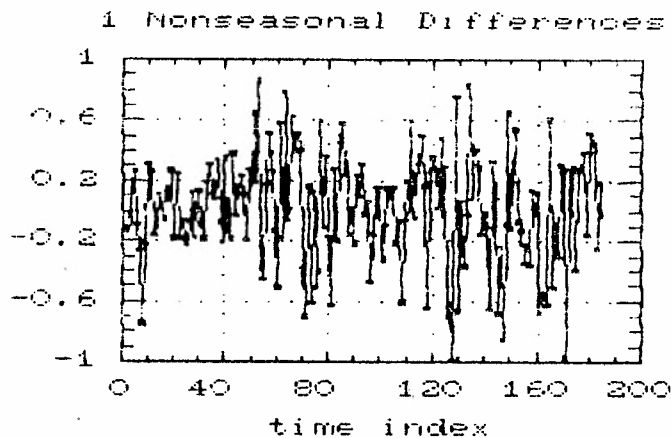


Figura 4.2.1b: Gráfico das primeiras diferenças - IBOVESPA

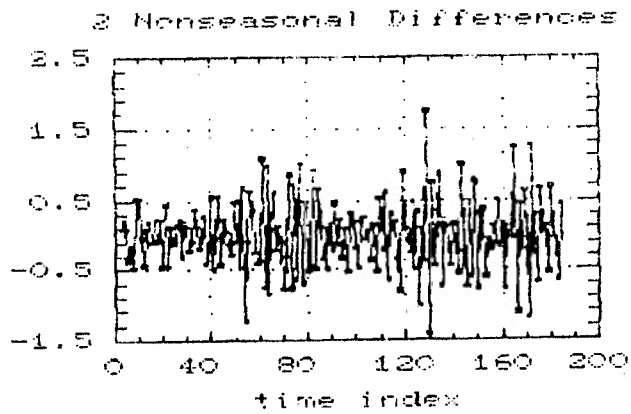


Figura 4.2.1c: Gráfico das segundas diferenças- IBOVESPA

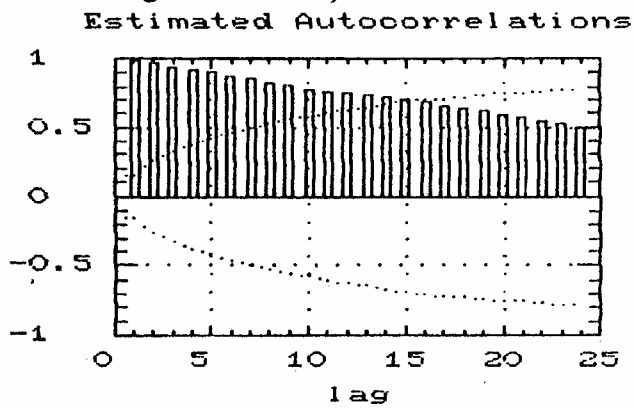


Figura 4.2.2a: Autocorrelações para a série original - IBOVESPA

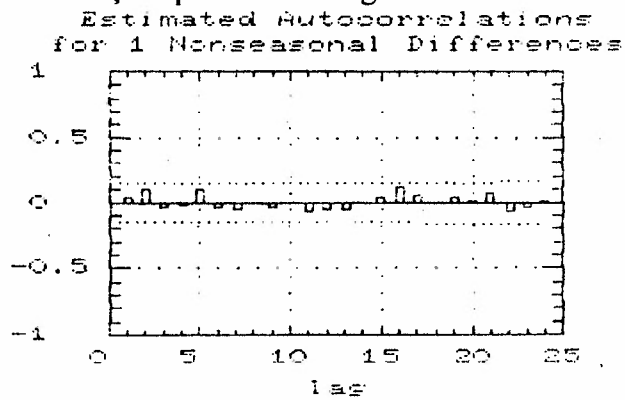


Figura 4.2.2b: Autocorrelações para a primeira diferença - IBOVESPA

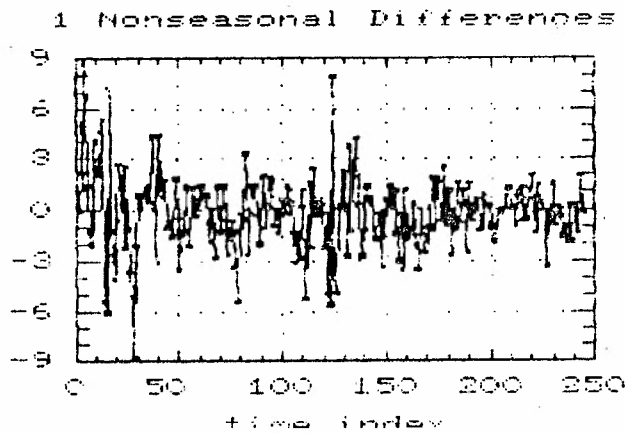


Figura 4.2.3: Gráfico das primeiras diferenças - CAFÉ0493

A figura 4.2.4 apresenta as autocorrelações para a variável CAFÉ 04/93 - primeira diferença, onde todas estão dentro do intervalo de confiança de autocorrelação zero. Esta é uma indicação de que o modelo adequado pode ser um Random Walk ($\Delta X_t = a_t$). Para confirmar, deveremos efetuar alguns testes na próxima seção.

Um modelo que já pode ser identificado diretamente de suas funções de auto correlação e autocorrelação parcial é o modelo ARIMA para a variável CDI. A figura 4.2.5a mostra as autocorrelações para a primeira diferença caindo exponencialmente para zero, enquanto que a figura 4.2.5b mostra que apenas a primeira autocorrelação parcial é significativamente diferente de zero. Pela tabela 4.2, estas são exatamente as características de um modelo autoregressivo puro de ordem 1. Portanto, o modelo identificado neste caso é o ARIMA(1,1,0).

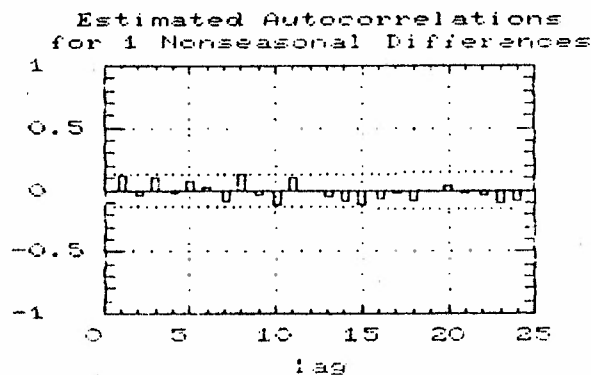


Figura 4.2.4: Autocorrelações para primeira diferença - CAFÉ0493

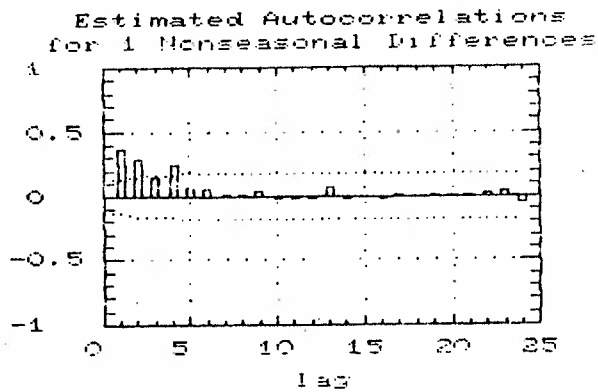


Figura 4.2.5a: Autocorrelações para primeira diferença - CDI

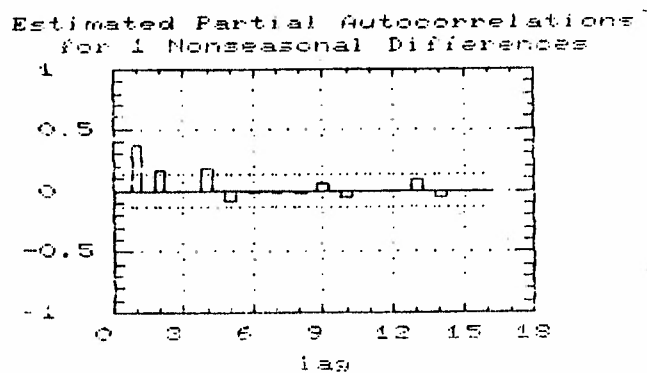


Figura 4.2.5b: Autocorrelações parciais primeira diferença - CDI

Para a estimação e verificação do modelo identificado usamos o programa Statgraphics, disponível no CPD da EAESP. Este programa fornece entre outras saídas, as seguintes:

- a) resíduos a_t ;
- b) média e variância dos resíduos;
- c) desvios padrões dos estimadores e intervalos de confiança;
- d) estatística t para testar $H: \theta_1 = 0$;
- e) periodogramas da série, das diferenças e dos resíduos;

f) autocorrelações e autocorrelações parciais da série e dos resíduos com os respectivos desvios padrões.

Exemplo 4.2.1: A estimação do modelo ARIMA(1,1,0) para a variável CDI fornecem o modelo $(1-0,3756.B)X_t = a_t$ (figura 4.2.6) onde verificamos que o valor para o coeficiente autoregressivo, 0,3756 é significativamente diferente de zero, pois o desvio padrão do coeficiente é 0,6457. A média pode ser considerada nula, pois está a apenas 1/3 de desvio padrão do valor zero. O teste de Qui-quadrado para os resíduos indicam que aleatoriedade e o desvio padrão da estimativa é considerado pequeno: apenas 0,6. Isto indica que o modelo ARIMA(1,1,0) é adequado neste caso.

Estimation begins.....

Initial: RSS = 74.7424 b = 0.375589 0.0249519
 Final: RSS = 74.7424 ...stopped on criterion 2

Summary of Fitted Model for: D:TABDIA.CDI

Parameter	Estimate	Std.error	T-value	P-value
AR (1)	.37559	.06457	5.81659	.00000
MEAN	.02481	.06664	.37229	.71006
CONSTANT	.01549			

Model fitted to differences of order 1

Estimated white noise variance = 0.362827 with 206 degrees of freedom.

Estimated white noise standard deviation (std err) = 0.602351

Chi-square test statistic on first 20 residual autocorrelations = 22.6585

with probability of a larger value given white noise = 0.252719

Backforecasting: no

Number of iterations performed: 1

Figura 4.2.6: Estimação dos parâmetros ARIMA(1,1,0) - CDI

Exemplo 4.2.2 - A estimação para o modelo ARIMA(1,1,0) para a série IBOVESPA deflacionado revelou que este modelo não é adequado, pois o coeficiente não é significativamente diferente de zero. Esta indicação mais as indicações dadas pelas autocorrelações para uma diferença apontam para um modelo Random Walk. Gomes(1988) obteve em seu trabalho sobre IBOVESPA, que o IBOVESPA deveria ser representado por um modelo ARIMA(1,1,0). Santos(1988) também chegou, na época a um modelo ARIMA(1,1,0) para o mesmo IBOVESPA.

```

Estimation begins.....
Initial:   RSS = 24.2941  b = 0.0320119 0.0164665
Final:    RSS = 24.2941  ...stopped on criterion 2

```

Summary of Fitted Model for: D:TABDIA.ibvreal

Parameter	Estimate	Std.error	T-value	P-value
AR (1)	.03204	.07433	.43098	.66700
MEAN	.01647	.02797	.58871	.55679
CONSTANT	.01594			

Model fitted to differences of order 1

Estimated white noise variance = 0.134222 with 181 degrees of freedom.

Estimated white noise standard deviation (std err) = 0.366363

Chi-square test statistic on first 20 residual autocorrelations = 11.0739

with probability of a larger value given white noise = 0.921329

Backforecasting: no

Number of iterations performed: 1

Figura 4.2.7: Estimação dos parâmetros ARIMA (1,1,0) - IBOVESPA

4.2.5 - VERIFICAÇÃO DO MODELO

Após estimarmos o modelo, temos que verificar se ele representa, adequadamente, os dados.

Uma técnica muito simples de ser utilizada e com resultados satisfatórios é o superajustamento, que consiste em estimarmos um modelo com parâmetros extras e examinarmos se estes são significativos ou não, bem como, se sua inclusão diminui ou não a variância residual.

Como na prática é suficiente analisarmos os casos em que $p, d, q \leq 2$, podemos facilmente fazer todas as combinações nesta faixa e tomarmos o modelo que fornece a menor variância residual.

Esta técnica pode ser melhorada, analisando os resíduos, pois o modelo ajustado é o modelo ARIMA(p, d, q) com $\phi(B)W_t = \theta(B).a_t$; $W_t = \Delta^d Z_t$.

Sabemos que se o modelo é verdadeiro, então o resíduo $a_t = \theta^{-1}(B).\phi(B).W_t$ é ruído branco.

Os testes para a fase de identificação de modelo, mais usuais, são os seguintes:

a) teste de autocorrelação residual.

Estimados ϕ e θ , as quantidades: $\hat{a}_t = \theta^{-1}(B) \cdot \phi(B) \cdot W_t$ são os resíduos estimados. (O programa Statgraphics os produz). Se o modelo for adequado, os \hat{a}_t deverão estar próximos dos a_t e, portanto, deverão ser aproximadamente não correlacionados. Se \hat{r}_k indicarem as autocorrelações nos resíduos \hat{a}_t , então deveremos ter $\hat{r}_k = 0$. Em particular, devemos ter aproximadamente:

$$\hat{r}_k : N\left(0, \frac{1}{n}\right)$$

Logo, a comparação de \hat{r}_k com os limites $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$ fornece uma indicação de possível quebra de ruído branco em a_t .

Este teste não pode ser considerado definitivo e sim uma indicação, pois o desvio padrão de \hat{r}_k pode ser consideravelmente menor do que $1/\sqrt{n}$ como mostrou Durbin(1970). Ele provou que

para um AR(1), $\text{Var}(\hat{r}) = \frac{\phi^2}{n}$, que pode ser bem menor do que $1/\sqrt{n}$. Entretanto, o valor $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$ é

uma referência importante pois se uma correlação, digamos r_5 for tal que $|r_5| > \frac{2}{\sqrt{n}}$, o termo $\theta_5 a_{t-5}$ deve ser incluído no modelo.

b) teste da correlação cruzada.

Para obtermos informação sobre novos termos autoregressivos, o teste mais indicado é o da correlação cruzada, que consiste no seguinte: Se o modelo é adequado, então a_t e Z_{t-k} são independentes, para $k \geq 1$. Isto sugere, investigar a função de correlação cruzada

$$S_k = \frac{\sum a_t - \tilde{Z}_t}{\left[\sum a_t^2 \sum \tilde{Z}_t^2\right]^{1/2}}, \quad k = 1, 2, 3, \dots$$

Se para um dado k_0 , $S_{k_0} \geq 2/\sqrt{n}$, isto indica que um novo termo autoregressivo de ordem k_0 deve ser incluído no modelo. É claro que, como não conhecemos os verdadeiros a_t utilizamos os

resíduos estimados \hat{a}_t . As autocorrelações cruzadas serão objetos de estudo do próximo capítulo sobre modelo de função de transferência.

c) teste de periodograma acumulado.

Suponha que a_t seja um processo estocástico com n observações. Um estimador do espectro do processo é:

$$I_n(f_i) = \frac{2}{n} \left[\left(\sum_{t=1}^n a_t \cos \frac{2\pi i}{n} t \right)^2 + \left(\sum_{t=1}^n a_t \sin \frac{2\pi i}{n} t \right)^2 \right], \quad 0 < f_i < 1/2$$

denominado no programa Statgraphics por periodograma. Este estimador foi um dos primeiros a serem propostos nos estágios iniciais da análise espectral das séries temporais com a finalidade de detectar periodicidade nos dados. Demonstra-se (ver Labys e Granger, 1973) que um

pico de frequência $f_i = \frac{i}{n}$ indica uma periodicidade de período $\frac{1}{f_i}$.

Morettin(1979) prova que, se a_t é ruído branco, então seu espectro é constante e igual a $2\sigma_a^2$ no intervalo $[0, 1/2]$.

Assim sendo, se considerarmos o periodograma acumulado, se a_t é um ruído branco, então os pontos $C(f_j) \times f_j$; onde

$$C(f_j) = \frac{\sum_{i=1}^j I_n(f_i)}{n\hat{\sigma}_a^2}$$

é uma estimativa do espectro acumulado devem estar espalhados em torno da reta que une os pontos $(0, 0)$ e $(1/2, 1)$. Ver figura 4.2.8, onde está o periodograma acumulado de CAFÉ com vencimento em Abril de 1993.

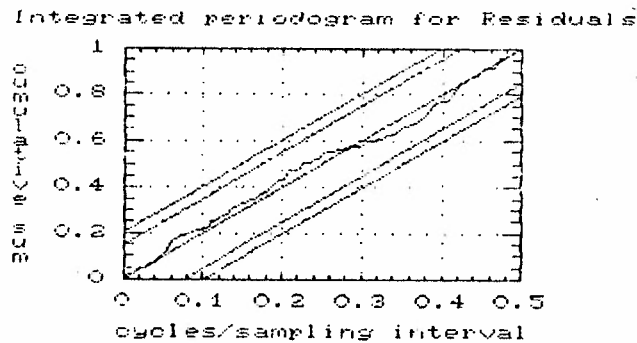


Figura 4.2.8: Periodograma acumulado modelo ARIMA (1,1,0) - CAFÉ Abril/93

a) Periodograma acumulado dos resíduos após aplicar o modelo ARIMA(1,1,0) à série CAFÉ 04/93

Se o modelo não é adequado, haverá desvios sistemáticos desta reta. Podemos usar um teste de Kolmogrov e Smirnov para avaliar se os desvios observados são compatíveis ou não com o que esperaríamos se \hat{a}_t fosse ruído branco.

No programa Statgraphics, aparecem duas linhas paralelas indicando intervalos de confiança para que os pontos sejam considerados provenientes de um ruído branco. Se mais do que 5% dos pontos ultrapassa estas linhas, é uma indicação de que o modelo não é adequado.

4.3 - PREVISÃO COM MODELOS ARIMA

Na secção anterior vimos como identificar um particular modelo ARIMA(p,d,q). Veremos agora como utilizar o modelo identificado e estimado para fazer previsões.

Estamos interessados em prever o valor futuro m períodos adiante $F^m Z_t = Z_{t+m}$; $m \geq 1$, supondo que temos observações $\dots Z_{t-2}, Z_{t-1}, Z_t$ até o instante t, que é chamado origem das previsões. (ver figura 4.3.1)

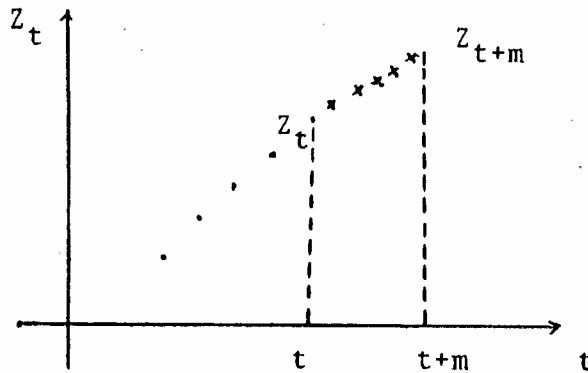


Figura 4.3.1: Previsão de valores futuros

A previsão de origem t e horizonte m será denotada por $F^m Z_t$ ou $\hat{Z}(m)$.

A determinação dos coeficientes do particular modelo $ARIMA(p,d,q)$ é feita de modo a minimizar o erro quadrático médio das previsões (ver Box-Jenkins, 1976; e Morettin & Toloi, 1985).

Quanto à determinação das equações de previsão, como possuímos N observações até o instante t e queremos determinar a previsão para a observação no instante $t+m$, a técnica de Box-Jenkins baseia-se no procedimento de tomar as previsões $\hat{Z}_{t+m-1}, \hat{Z}_{t+m-2}, \dots, Z_{t+1}$ recursivamente.

Exemplo 4.3.1 - Modelo $ARIMA(0,1,1)$

temos:

$$\Delta Z_t = a_t - \theta a_{t-1} + \theta_0$$

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - \theta a_{t-1} + \theta_0$$

Demonstra-se (ver Morettin & Toloi, 1985) que, para este modelo, a equação de previsão é uma reta com inclinação θ_0 , onde θ_0 é o termo constante do modelo e cujo intercepto é adaptativo em $\hat{Z}_t(1)$. Para ilustrar, veja a figura 4.3.2, onde estão as previsões de preços de BOI-04/93 utilizando o modelo $ARIMA(0,1,1)$. Observe que o gráfico para as previsões é dado pela linha reta. Após a última observação.

Exemplo 4.3.2 - Modelo $ARIMA(0,2,2)$

$$\Delta^2 Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}$$

$$Z_{t+m} = 2Z_{t+m-1} - Z_{t+m-2} + a_{t+m} - \theta_1 a_{t+m-1} - \theta_2 a_{t+m-2}$$

Veja Morettin & Toloi(1985), estas equações têm a solução:

$$\hat{Z}_t(m) = C_1^t + C_2^t m; m > 0$$

onde C_1^t e C_2^t são coeficientes adaptativos(em relação à origem t). Desta forma, a previsão é uma função linear de m , com coeficientes que dependem da origem t . Este modelo generaliza os modelos de alisamento exponencial de Brown e de Holt vista no capítulo 3.

Exemplo 4.3.3 - ARIMA(1,1,0)

$$\Delta Z_t = a_t + \phi \Delta Z_{t-1}$$

Neste caso,(ver Morettin & Toloi, 1985) a equação de previsão é dada por:

$$\hat{Z}_t(m) = C_1^t + C_2^t \phi^m$$

onde C_1^t e C_2^t são coeficientes adaptativos, como no exemplo 4.3.2.

Para ilustrar, veja o gráfico das previsões da série BOI-04/93 obtidas pela aplicação do modelo ARIMA(1,1,0) na figura 4.3.2. Seguem outras ilustrações na figura 4.3.3 utilizando-se outros modelos ARIMA com os respectivos intervalos de confiança para as previsões.

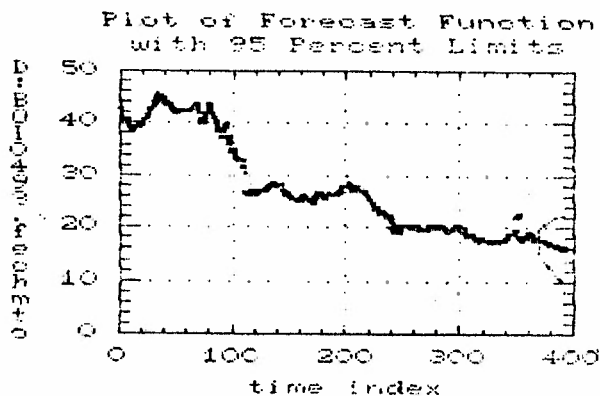


Figura 4.3.2: Previsões para valores futuros - BOI0493- ARIMA(1,1,0)

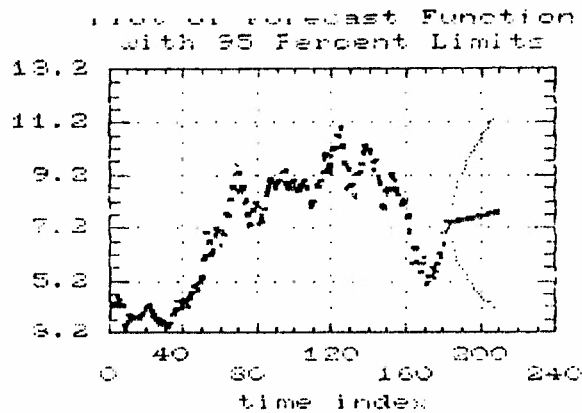


Figura 4.3.3: Previsões para IBOVESPA - ARIMA (1,1,0)

4.3.1 - INTERVALOS DE CONFIANÇA

Para podermos determinar um intervalo de confiança para \hat{Z}_{t+m} é necessário supor que valem, para os resíduos, as seguintes propriedades:

- i) $E(a_t) = 0$;
- ii) $\text{Var}(a_t) = \sigma_a^2$ para todo t ;
- iii) $E(a_t \cdot a_s) = 0$, $t \neq s$;
- iv) $a_t : N(0, \sigma_a^2)$.

Estas suposições são as que caracterizam o fato de que a_t é ruído branco. Como na determinação do modelo, isto foi uma exigência, segue que valem os pressupostos acima.

Determinada a variância do erro de previsão (que é calculada pelos programas citados anteriormente), $V(m)$, a distribuição de \hat{Z}_{t+m} será $N(Z_t(m); V(m))$

logo;

$$V^1 = \frac{Z_{t+m} - \hat{Z}_t(m)}{[V(m)]^{1/2}} : N(0,1)$$

e fixado o coeficiente de confiança γ , podemos encontrar Z_γ tal que

$$P(\hat{Z}_t(m) - Z_\gamma [V(m)]^{1/2} \leq Z_{t+m}(m) + Z_\gamma [V(m)]^{1/2})$$

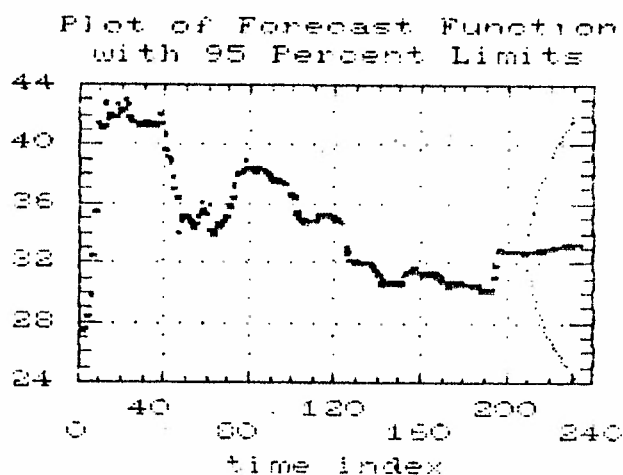


Figura 4.3.4: Intervalos de confiança para as previsões - CDI

Na figura 4.3.4 vemos os intervalos de confiança através das duas curvas que se interceptam na origem das previsões. Como se vê na figura, à medida que o valor de m aumenta, aumentam-se as incertezas, o que era de se esperar. Na prática, e principalmente no estudo da previsão de preços de commodities, importa a previsão de curtíssimo prazo, em geral, previsão a um ou dois passos e nestes casos, os dados são atualizados constantemente, o que faz diminuir as incertezas.

4.4 - SOBRE OS MODELOS ARIMA

Vimos que os modelos ARIMA são, em muitas situações, generalizações dos Modelos de Médias Móveis e de alisamentos exponenciais analisados no final do capítulo 3.

Entretanto, enquanto aqueles modelos não tinham o embasamento estatístico para o cálculo das incertezas das previsões, sendo aplicadas às vezes de modo empírico, estes têm as propriedades de estimadores que os tornam capazes de calculá-las.

Todas as medidas e coeficientes determinados neste capítulo têm , além do valor estimado, o desvio padrão da estimativa, onde a estimativa tem uma determinada distribuição de probabilidades que torna os modelos ARIMA superiores aos demais.

Quanto aos métodos de previsão aplicados aos preços das commodities, de maneira geral, os analistas de mercado acabam utilizando apenas a análise fundamentalista e a análise técnica baseada nas teorias de Dow e de Elliot, principalmente pela simplicidade do entendimento da lógica aí presente.

Acreditamos que um dos obstáculos à utilização destes modelos pelos analistas de mercado está na dificuldade de modelagem, pois não há, ainda, softwares que auxiliem o usuário em tal modelagem, exigindo, portanto, a presença de um especialista.

Uma falha no procedimento de estimação dos modelos está em que os softwares utilizam todos os valores passados da série para construir o modelo e efetuar as previsões. Embora o modelo vá incorporando novas informações, tornando-o dinâmico, ele não abandona nunca as informações sobre valores passados há muito tempo. Logo, um procedimento que modelasse as séries para modelos ARIMA que abandonasse valores passados há partir de um certo período poderia dar um maior dinamismo aos modelos com possíveis melhores resultados.

Uma possibilidade também, neste caso, seria utilizar modelos ARIMA com números diferentes de informações, um de longo prazo e outro de curto prazo e tomar decisões à partir destes comportamentos duplos. Neste caso, como os modelos fazem as respectivas previsões para o futuro, seria possível prever as intersecções destas curvas de curto e longo prazo com alguma antecipação, gerando as respectivas oportunidades de lucro.

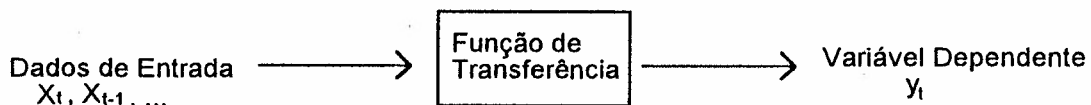
CAPÍTULO 5

MODELO DE FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA

Nos capítulos anteriores analisamos os métodos de previsão de séries temporais utilizando os dados atuais e passados da variável de interesse, no caso o preço da commodity, para fazer a previsão do valor futuro. Como nestes modelos só participa a variável de interesse, estes são denominados modelos univariados. Porém, em muitas situações, os valores atuais e passados de outras variáveis podem exercer influência na previsão. Estes denominam-se multivariados.

Entre os primeiros, vimos que os modelos ARIMA, de Box-Jenkins são bons modelos de previsão, principalmente porque eles generalizam certos modelos simples de análise de séries temporais, como por exemplo, os alisamentos exponenciais, com e sem tendência, com e sem sazonalidade, além do modelo simples de médias móveis. No segundo caso, quando as variáveis explicativas não tem poder explicativo com retardamento, temos os modelos de regressão múltipla. Quando as variáveis explicativas tem poder de anteceder as variações da variável dependente, uma das técnicas utilizadas associada com séries temporais é a denominada Modelo de Função de Transferência. Como supõe-se que as variáveis explicativas tem o poder de antecipar as variações, o modelo é também conhecido como indicador antecedente.

O esquema é indicado na figura:



As variáveis de entrada que são utilizadas como variáveis explicativas para o modelo são denominadas variáveis indicadoras de tendência, e dizemos que o modelo é indicador de tendência.

Estes modelos incorporam mais de uma série temporal e fornece uma característica dinâmica ao sistema, pois os modelos arima de previsão para cada variável explicativa podem servir de realimentação para o modelo.

Um exemplo simples de Modelo de Função de Transferência é quando a variável dependente é função dos valores presentes e passados de uma variável explicativa $X_t, X_{t-1}, X_{t-2}, \dots$. A função de transferência fica da forma:

$$Y_t = V_0 X_t + V_1 X_{t-1} + V_2 X_{t-2} + \dots + a_t \quad 5.1$$

que pode ser escrito utilizando a notação de operadores, como;

$$Y_t = V(B)X_t + a_t \quad 5.2$$

onde $V(B) = V_0 + V_1 B + V_2 B^2 + V_3 B^3 + \dots$ e B é o operador que associa ao valor X_t o valor anterior ; $B(X_t) = X_{t-1}$

Nas equações 5.1 e 5.2, Y é a variável dependente, X é a variável explicativa, a_t é o termo do erro com média zero e e uma estrutura de covariância e independente de X_t, X_{t-1}, \dots , são conhecidos também como modelos lag-distribuídos. Os pesos V_0, V_1, V_2, \dots são os pesos de resposta de impulso e representam o impacto em Y_t de um aumento unitário em $X_t, X_{t-1}, X_{t-2}, \dots$. Se o modelo incorpora como variáveis independentes os valores passados da própria variável Y_t , então o modelo passa a ter a forma;

$$Y_t - W_1 Y_{t-1} - W_2 Y_{t-2} + \dots = V_0 X_t + V_1 X_{t-1} + \dots + a_t.$$

Como vimos no capítulo anterior, esta função pode ser escrita utilizando a forma racional:

$$Y_t = \frac{V(B)}{W(B)} X_{t-b} + e_t \quad 5.3$$

com $W(B)$ e $V(B)$ polinômios de ordem relativamente baixa (Box-Jenkins sugere ordem ≤ 2)

Na equação 5.3 fica implícito que uma mudança em X_t no instante t afeta instantaneamente Y_t . Porém, em um modelo de previsão de séries temporais, é conveniente que a variação em X_t preceda a variação em Y_t de alguns períodos. Seja b o número mínimo de períodos em que uma variação em X_t antecede uma variação significativa em Y_t . O Modelo de Função de Transferência passa a ter a forma simplificada ;

$$Y_t = \frac{V(B)}{W(B)} X_{t-b} + e_t \quad 5.4$$

Multiplicando-se ambos os lados da equação 4.4 por $W(B)$ vem ;

$$W(B)Y_t = V(B)X_{t-b} + a_t, \text{ onde } a_t = W(B)e_t \quad (5.5)$$

Sem perda de generalidade, podemos supor $W_0 = 1$, ou seja,

$$W(B) = 1 - W_1B - W_2B^2 - \dots - W_pB^p$$

e a equação 4.5 pode ser escrita na forma:

$$(1 - W_1B - W_2B^2 - \dots - W_pB^p)Y_t = (V_0 + V_1B + V_2B^2 + \dots + V_qB^q)X_{t-b} + a_t$$

Na equação 5.5, não há nenhuma razão para que a série a_t seja ruído branco. Logo, é possível representar a série a_t como um processo ARIMA do tipo:

$$\Delta^d a_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} e_t \quad (5.6)$$

onde e_t é ruído branco

Substituindo 5.6 na equação 5.5, vem:

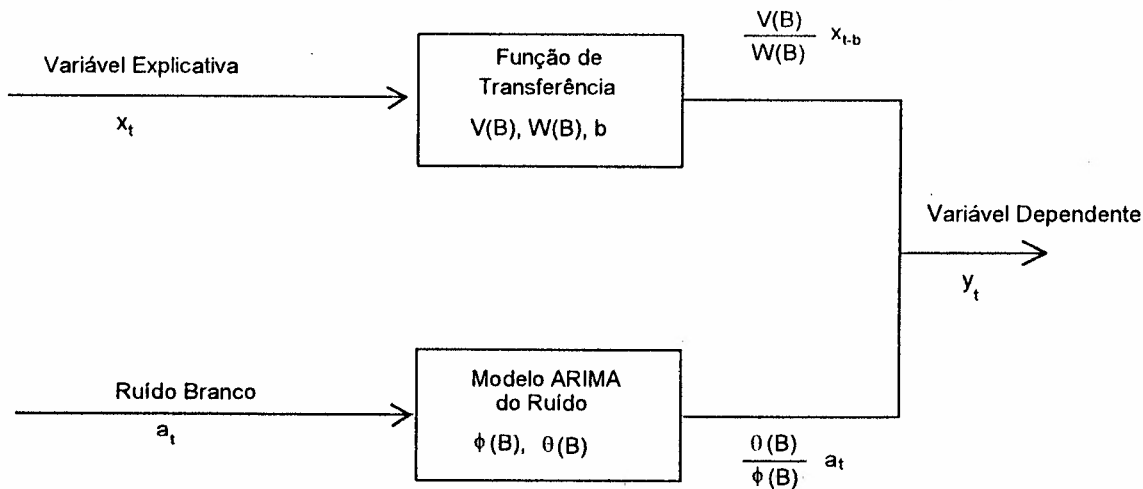
$$Y_t = \frac{V(B)}{W(B)} X_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} e_t \quad (5.7)$$

Lembro que se a série Y_t não é estacionária, é necessário tomar diferenças de ordem d , e neste caso, a equação 5.5 fica: D

$$\Delta^d(Y_t) = \frac{V(B)}{W(B)} X_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} e_t \quad (5.8)$$

com o termo do erro representado pelo modelo ARMA(p,q)

Neste exemplo com apenas uma variável explicativa além da própria variável Y_t , temos :



Se existirem várias variáveis explicativas, X_1, X_2, \dots, X_n , podemos escrever o modelo de função de transferência por:

$$Y_t = \sum_i \frac{V_i(B)}{W_i(B)} X_{i,t-b_i} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad 5.9$$

e neste caso, precisamos determinar quais as variáveis explicativas para a variável dependente Y_t , bem como o período antecedente à mudança, b_i , e em seguida estimar os respectivos parâmetros.

Observemos que na equação 5.9, se fizermos $W(B) = 1$ e $b_i = 0$, temos como caso particular o modelo de regressão múltipla

$$Y = \sum V_i X_i + a_i \quad 5.10$$

Outra situação possível de ocorrer é Y_t ter alguma sazonalidade de período s . Podemos então incluir os parâmetros correspondentes à sazonalidade, e o modelo passa a ter a forma: (Vandaele 1983),

$$Y_t = \frac{V(B)\Omega(B^s)}{W(B)\Delta(B^s)} X_{t-b} + \frac{\theta(B)\Theta(B^s)}{\phi(B)\Phi(B^s)} a_t \quad (5.11)$$

Como o nosso objetivo neste trabalho é construir modelos de previsão de curto prazo, não iremos estimar modelos sazonais, pois teríamos que ter séries com mais de 12 meses, o que não será objeto de nossa análise.

5.1) IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DE FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA

No capítulo anterior, vimos que para identificar o modelo ARIMA, deveríamos analisar as funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial. Isto porque os valores de Y_t eram previstos a partir dos valores passados da própria variável Y_t com os respectivos retardamentos (Autorregressivos), ou pelos valores com retardamento do ruído (Médias Móveis), ou por ambos (Autorregressivos-Médias Móveis).

Para identificar o Modelo de função de transferência, como Y_t depende de outras variáveis; $X_{1,t}$, $X_{2,t}$, ..., $X_{n,t}$, a principal ferramenta para a identificação é a autocorrelação cruzada entre a variável Y_t e as demais variáveis candidatas a participar do modelo, além das autocorrelações e autocorrelações parciais dentro da variável de saída, que irão indicar até que defasagem os próprios valores da variável de saída, Y_t , irão participar do modelo.

5.1.1 - COVARIÂNCIA CRUZADA E FUNÇÃO DE CORRELAÇÃO CRUZADA

No Capítulo anterior, vimos como se determinava o grau de associação entre os valores de uma série temporal e os valores da própria série, defasado de k períodos. Este grau de associação era medido pela autocovariância $\gamma_k = \gamma_{-k}$, e análogamente, pela autocorrelação, $\rho_k = \rho_{-k}$. Para identificar os modelos de função de transferência, deveremos nos basear nas autocovariâncias e nas autocorrelações com a própria variável dependente, mais as autocovariâncias e autocorrelações cruzadas, que irá medir o grau de associação entre os valores atuais da variável dependente, Y_t , e os valores k períodos defasados das outras variáveis candidatas a entrar no modelo. A covariância cruzada entre a variável Y e a variável X , com defasagem de k períodos é dada por:

$$\gamma_{xy}(k) = E[(x_t - \mu_x).(Y_{t+k} - \mu_y)] \quad , \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (5.1.1)$$

Notemos que enquanto as autocovariâncias e autocorrelações são simétricas com relação ao número de períodos de defasagem, k , as covariâncias e correlações cruzadas são, em geral, anti-simétricas, pois como vemos na fórmula 5.1.1 acima, são medidas de dependência entre os valores X_t e os valores de Y k períodos após. Assim, a covariância cruzada mede não somente a intensidade de uma relação, mas também a direção.

Lembro que as covariâncias somente são calculadas para séries estacionárias. Logo, deveremos efetuar as diferenças ou tomar logaritmos, ou outra transformação equivalente até que as séries fiquem estacionárias. Devemos tomar certos cuidados na interpretação da covariância cruzada, pois na fórmula 5.1.1, vemos que a variável X está correlacionada com Y , k períodos após. Logo, um número de períodos k negativo, por exemplo, significa que a relação é com k períodos antes. Em um caso, X antecede Y , em outro, X sucede a Y . Devido à não simetria, deveremos calcular as correlações para os valores de k positivos e negativos. Um k positivo significa um retardamento, enquanto que um k negativo, significa um adiantamento.

A correlação cruzada entre X e Y com retardamento de k períodos é dada por:

$$\rho_{xy}(k) = \gamma_{xy}(k) / (\sigma_x \sigma_y) \quad k = \dots -2, -1, 0, 1, 2, \dots \quad (5.1.2)$$

O gráfico das correlações cruzadas como função dos períodos de defasagem

$k = \dots -2, -1, 0$ é denominado de função de correlação cruzada. Um valor positivo para $\rho_{xy}(k)$ significa que um aumento em X no instante t deverá provocar um aumento em Y $t+k$ períodos à frente e o valor negativo indica que o aumento em X provocará a diminuição em Y . Logo, isto irá determinar os sinais dos parâmetros no modelo de função de transferência.

Entre outras coisas, a correlação cruzada irá nos dar informações sobre; - Quando as variáveis X_t e Y_t estão relacionadas, - O lag de retardamento em que X explica Y , - O tipo de relacionamento, e - quando as séries X_t e Y_t são estacionárias.

5.1.2 - OS TESTES DE SIGNIFICÂNCIA PARA CORRELAÇÕES

As correlações cruzadas são estimadas por dados amostrais que são os pares de observações (X_t, Y_t) observados. Calculamos então as correlações cruzadas amostrais obtidas com os respectivos

pares. que são as estimativas para as respectivas correlações populacionais. O desvio padrão destas correlações amostrais é dado por : (Ver Box-Jenkins (1976, p.376)

$$DP(r_{xy}) = \frac{1}{\sqrt{n}} \quad 5.1.13$$

Haugh(1976) sugere, para valores grandes de k, o desvio padrão dado por ;

$$DP[r_{xy}(k)] = \frac{\sqrt{1 - \frac{k}{n}}}{\sqrt{n}} \quad (5.1.14)$$

5.1.3 REGRAS BÁSICAS DE IDENTIFICAÇÃO

Para identificar o modelo de função de transferência dado pela equação 5.7, deveremos estimar,

1-) O valor de b, que indicará o período de defasagem da ou das variáveis explicativas para o modelo. Este valor será, é óbvio, igual ao primeiro lag em que a correlação cruzada é significativa.

2-) Os graus, l e r, do numerador e do denominador do modelo de função de transferência, respectivamente dos polinômios V(B) e W(B).

3-) Os valores p, d, q, do modelo ARIMA correspondente ao termo do erro

Para as regras básicas de identificação de um Modelo de Função de Transferência, seguem na tabela abaixo, algumas indicações extraídas de Vandaele (1983).

Modelo

Função de Correlação Cruzada

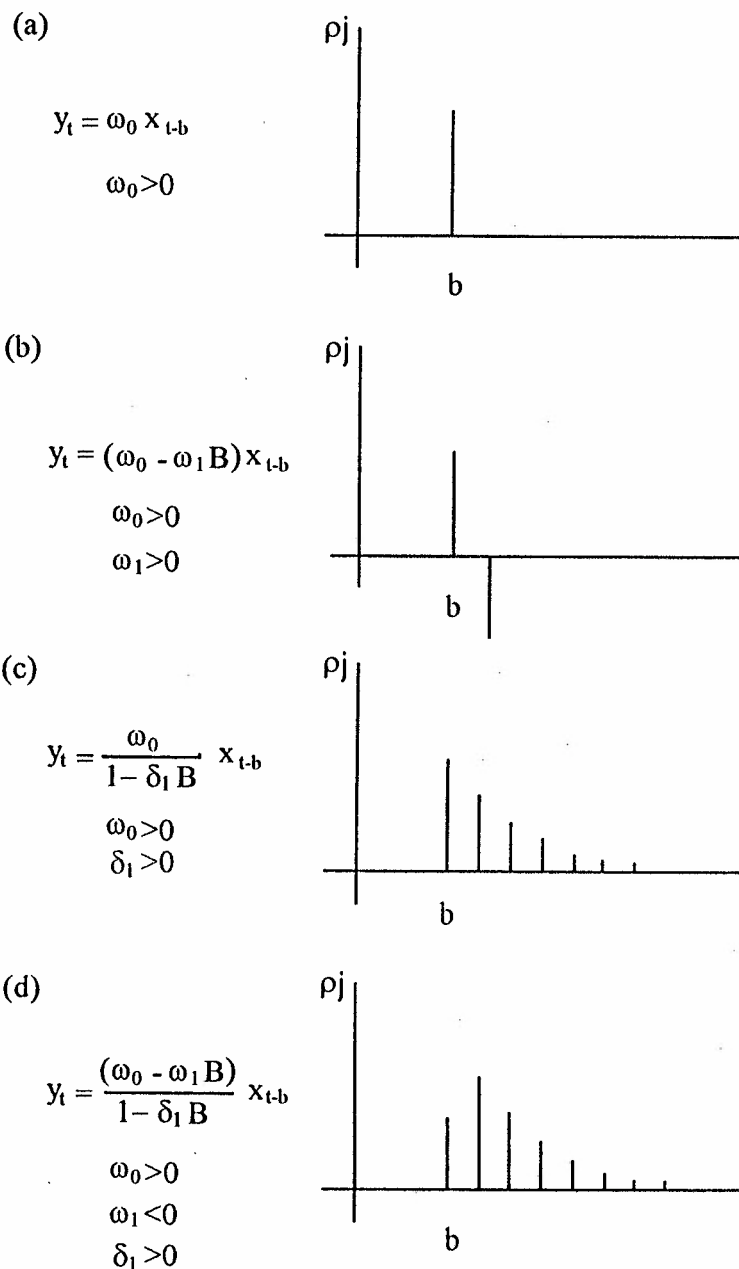


Figura 5.1.1. Identificação de Modelos de função de Transferência

Segundo Vandaele(1973), os valores de b , r e l podem ser identificados utilizando as correlações cruzadas da seguinte forma:

1. O tempo de retardamento b é igual ao lag da primeira correlação cruzada significativamente diferente de zero.

2. A ordem do denominador, r , é encontrada examinando as correlações cruzadas a partir do lag b . O comportamento destas a partir do lag b é semelhante ao comportamento das autocorrelações para o processo autoregressivo $AR(p)$. Se nenhuma das correlações a partir de b é diferente de zero, então $r = 0$. Se existem, a ordem r é encontrada de maneira análoga à do Capítulo anterior para os modelos ARIMA.

3. A ordem do numerador, l , é igual ao número de lags a partir de b , que demora para que as correlações identifiquem um $AR(p)$. Por exemplo, se $rr_{xy}(3)$ é significativo e a caracterização do $AR(p)$ se dá apenas a partir do lag 5, então, $l = 5 - 3 = 2$. Se o comportamento das autocorrelações não seguir nenhum padrão AR, então, existem apenas os parâmetros do numerador e l é igual ao número de correlações significativas, menos um.

Para o Modelo de Função de Transferência, assim como para os modelos ARIMA, visto no Capítulo anterior, também podemos estimar alguns modelos preliminares e depois efetuar testes para a verificação da adequabilidade do modelo.

Vamos construir um exemplo hipotético, para entendermos melhor este modelo. Suponha que em uma agência de correio cheguem cartas que serão distribuídas nos dias subsequentes à chegada. Suponha que 10% das cartas sejam entregues no dia seguinte, $t + 1$, 50% em $t + 2$, 30% em $t + 3$, e o restante, 10% em $t + 4$. Considerando X_t = número de cartas que chegam ao correio no dia t e Y_t = número de cartas entregues no dia t , o modelo de função de transferência neste caso será :

$$Y_t = 0,1X_{t-1} + 0,5X_{t-2} + 0,3X_{t-3} + 0,1X_{t-4} \quad 5.1.5$$

Na tabela 5.1.1 estão os valores de X_t e de Y_t de cartas recebidas e entregues hipotéticos, e na tabela 5.1.2 estão as respectivas correlações cruzadas.

rec			entr			rec			entr			rec			entr		
dia	Xt	...	Yt	dia	Xt	...	Yt	dia	Xt	...	Yt	dia	Xt	...	Yt		
1	90			21	90		38	41	90		51						
2	60		9	22	60		42	42	50		77						
3	50		51	23	50		65	43	60		85						
4	70		62	24	70		65	44	80		68						
5	30		59	25	30		59	45	70		62						
6	40		59	26	40		59	46	90		70						
7	80		45	27	80		45	47	80		74						
8	70		44	28	70		44	48	110		82						
9	80		62	29	80		62	49	90		85						
10	10		71	30	10		71	50	70		97						
11	30		70	31	30		70	51	80		93						
12	30		39	32	30		39	52	120		81						
13	70		29	33	70		29	53	40		82						
14	30		32	34	80		32	54	50		95						
15	60		50	35	40		55	55	70		69						
16	40		45	36	60		68	56	120		56						
17	10		50	37	70		57	57	90		66						
18	30		42	38	30		57	58			95						
19	50		26	39	50		60										
20	30		27	40	100		47										

Tabela 5.1.1 Cartas recebidas, X_t e cartas entregues, Y_t

lag k	correlação cruzada
0	0,11
1	0,36
2	0,86
3	0,32
4	0,28

Tabela 5.1.2. Correlações cruzadas.

Como as correlações cruzadas foram calculadas a partir das 58 Observações acima, o desvio padrão da estimativa das correlações é dada por $1/\sqrt{n} = 1/\sqrt{58} = 0,13$. Assim, vemos que a correlação cruzada para o lag 0 não é significativa, enquanto que o primeiro valor significativo é o de lag 1, como prevíamos.

Este exemplo nos sugere que para o caso das commodities, podem existir variáveis que tenham defasagens semelhantes à do exemplo das entregas das cartas, pois devido à dissimulação ao receber uma informação, estas informações podem chegar aos investidores de forma análoga à chegada das cartas; 10% em $t + 1$, 50% em $t + 2$, etc, podendo dar origem a um Modelo de Função de Transferência parecido.

5.1.4 O PREBRANQUEAMENTO DOS DADOS

Embora as correlações cruzadas sejam úteis na identificação do modelo, quando as séries X e Y são altamente autocorrelacionadas, a função de correlação cruzada pode se tornar difícil de interpretar, pois, neste caso, elas estarão correlacionadas com outra série, no caso, com seus próprios valores defasados. É até possível que duas séries que não sejam correlacionadas possam apresentar este tipo de correlação, denominada correlação espúria, o que é uma coisa comum em variáveis econômicas.

Para obter informações válidas, sem este tipo de complicação, é recomendável passar as séries por um filtro, ou um prébranqueamento antes do cálculo das correlações cruzadas. Box e Jenkins (1976) propuseram um procedimento para a situação onde existe uma única série de entrada, estudando as correlações cruzadas entre a série de entrada filtrada pelo correspondente modelo arima e a série de saída filtrada também pelo mesmo modelo.

A generalização para situações onde existe mais de uma série de entrada é muito complicada e outros autores sugerem outros procedimentos. Detalhamentos destes procedimentos podem ser vistos em Morettin & Tolo (1989), Haugh & Box (1977), Granger & Newbold ((1977) e outros citados na Bibliografia.

O procedimento sugerido por Box & Jenkins consiste nos seguintes estágios:

Passo 1: Transformação dos dados para obter estacionariedade. Em geral a primeira ou a segunda diferenças, ou então a diferença dos logaritmos já é suficiente.

eXEMPLO 5.1.1 - vejamos este procedimento considerando como série de entrada a variável X_t = volume de negócios diários fe Y_t = preço de fechamento, para a série de café futuro com vencimento em dezembro/84. Os procedimentos são detalhados nas tabelas e figuras seguintes:

Figura 5.1.2 Autocorrelações para a variável volume de negócios após a primeira diferença, onde vemos os dois primeiros lags tendo autocorrelações significativas. Como na figura 5.1.3 temos as autocorrelações caindo para zero, utilizando a tabela 4.2 identificamos o modelo ARIMA(0,1,2). Na figura 5.1.4, a estimativa do modelo pelo programa Statgraphics nos fornece os coeficientes do modelo.

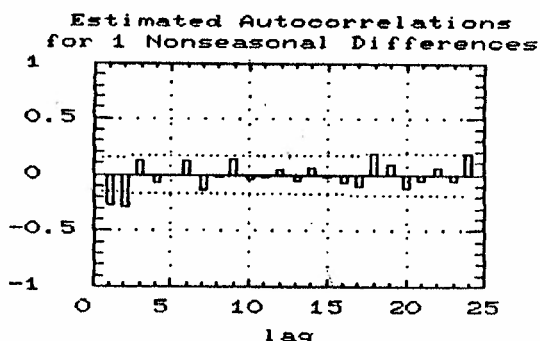


Figura 5.1.2 Autocorrelações para a primeira diferença - volume

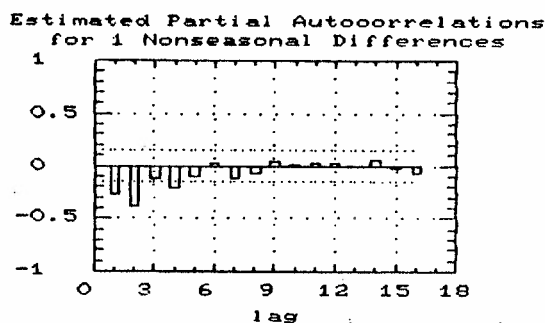


Figura 5.1.3 Autocorrelações Parciais - primeira diferença - volume

```

Iteration 1: RSS = 1.93512E8  b = 0.462854 0.398391 0.11061
Iteration 2: RSS = 1.91202E8  b = 0.517738 0.398372 2.99875
Iteration 3: RSS = 1.90864E8  b = 0.540387 0.391618 3.23392
Final:      RSS = 1.9082E8    ...stopped on criterion 2

```

Summary of Fitted Model for: C:\CFF7.volume

Parameter	Estimate	Std.error	T-value	P-value
MA (1)	.55016	.06536	8.41738	.00000
MA (2)	.38472	.06640	5.79414	.00000
MEAN	3.21335	5.32042	.60397	.54656
CONSTANT	3.21335			

```

Model fitted to differences of order 1
Estimated white noise variance = 973572 with 196 degrees of freedom.
Estimated white noise standard deviation (std err) = 986.697
Chi-square test statistic on first 20 residual autocorrelations = 20.6335
with probability of a larger value given white noise = 0.298303
Backforecasting: no                               Number of iterations performed: 4

```

Figura 5.1.4-Estimativas dos Parâmetros ARIMA(0,1,2)

Segundo Passo: Identificar e estimar o modelo ARIMA para branquear a série de entrada. No exemplo 5.1.1 após examinar a figura 5.1.2 Autocorrelações e 5.1.3 Autocorrelações Parciais, e a estimação dos parâmetros, figura 5.1.4, chegamos ao modelo ARIMA(0,1,2) e aos parâmetros $\theta_1 = 0,55$ e $\theta_2 = 0,385$. Logo, o modelo ARIMA a ser utilizado para branquear os dados é o modelo $X_t = (1-0,55B-0,385B^2)a_t$, e, conseqüentemente, a série Y_t será filtrada pelo mesmo modelo, isto é:

$$Y_t = (1-0,55B-0,385B^2)b_t$$

Terceiro Passo: Cálculo das correlações cruzadas entre a série de entrada pré-branqueada e a série de saída filtrada.

No exemplo 5.1.1 onde estamos construindo o modelo que tem o Volume de Negócios como variável de entrada e o preço como de saída, obtivemos os seguintes valores para as correlações cruzadas entre a_t e b_t :

lag	correlação
0	0,19
1	0,09
2	0,15
3	0,06
4	0,15
5	0,09

Tabela 5.1.3 - correlações cruzadas entre volume e preço - Café futuro

O desvio padrão da estimativa das autocorrelações é igual a $\frac{1}{\sqrt{n}} = \frac{1}{\sqrt{175}} = 0,08$, pois o número de observações foi de 175. Portanto, neste caso, o lag zero apresenta correlação significativa, indicando que o volume de negócios de café futuro não se revelou um indicador antecedente para prever os preços, mas sim coincidente.

5.2 - SOBRE A APLICAÇÃO DE MFT À PREVISÃO DE PREÇOS DE COMMODITIES

Como em nosso exemplo nós não encontramos defasagens, isto significa que não é possível encontrar o modelo de função de transferência, pois se o estimássemos, só poderíamos efetuar as previsões após o instante t , isto é, após ocorrer o valor Y_t . Um modelo deste tipo é o da regressão linear.

Os motivos que nos levaram a tentar utilizar a variável volume de negócios para explicar os preços futuros vêm, principalmente, do fato de que os analistas técnicos costumam dizer que a variação do volume de negócios precede a variação dos preços. Pelo menos no caso do exemplo 5.1.1 isto não se confirmou.

Como o propósito de nosso trabalho era realizar previsões de curto prazo, não levamos em consideração variáveis econômicas como PIB, renda, quantidade de moeda, número de falências, número de concordatas, consultas a serviços de crédito, e outras que poderiam ser variáveis

explicativas para os preços futuros, mas que exigiriam coletas de dados com muita antecedência, e, portanto, não seria possível fazer as previsões de curto prazo, principal objetivo deste trabalho.

Entretanto, no caso do exemplo 5.1.1 vimos que, embora a correlação para o lag zero tenha sido significativamente diferente de zero, o que nos impediu de continuar a construção do modelo, as correlações cruzadas para os lags 2 e 4 deram ambas 0,15, que correspondem a exatamente 1,875 desvios-padrão, que é significativo ao nível de 10% de significância. Logo, se outras commodities apresentarem este tipo de comportamento, isto significa que será possível encontrar modelos, lineares ou não lineares, que possam ser utilizados com algum sucesso para a previsão de preços futuros de commodities. É um desafio para futuros pesquisadores.

CONCLUSÕES

Em função do objetivo deste estudo, ou seja, o da construção de modelos de previsão de preços de commodities eficientes, a curto prazo, analisamos os métodos utilizados pelos analistas de mercado, os quais, como observamos anteriormente, são baseados sobretudo na Análise Fundamentalista e na Análise Técnica - entendendo como Análise Técnica apenas a Teoria Dow e a Teoria das Ondas de Elliot.

Constatamos que um grande número de analistas utiliza as Médias Móveis como indicação de reversão de alta ou de baixa. Sucede, porém, que, com os cruzamentos dos gráficos de Médias Móveis, a previsão da reversão ocorre somente após esta ter-se iniciado, uma vez que justamente este é o instante em que a Média Móvel de Curto Prazo detecta a mudança de tendência - que a Média Móvel de Longo Prazo ainda não detectou.

Mostramos nesta pesquisa que a utilização dos modelos de previsão baseados nos alisamentos exponenciais tem as mesmas características que o emprego dos modelos de Médias Móveis no que se refere a detectar reversões, apresentando, contudo, a vantagem de possibilitar o uso dos modelos de alisamento que levam em conta a tendência, ou seja, o Alisamento Exponencial de Brown e o Alisamento Exponencial Bi-Paramétrico de Holt.

Quanto a este último, como os dois parâmetros α e β do modelo são utilizados para alisar o nível e a tendência, foi-nos possível compor os parâmetros de curto e de longo prazo tanto para o nível da série como para a tendência. Desta forma, pudemos, além de variar ambos os valores, ainda manter um deles constante, para efeito de detectar se a mudança em curso ocorre na tendência ou no nível. Embora tenhamos colhido poucos exemplos, como o IBOVESPA e Café, julgamos que esta análise represente já uma contribuição, a qual pode ser ampliada pelos estudiosos do tema.

Com a aplicação dos modelos ARIMA, mostramos que eles são generalizações dos modelos de alisamento, apresentando a vantagem de englobar as ferramentas estatísticas que viabilizam medir as incertezas: desvios-padrão e intervalos de confiança.

Como dissemos neste estudo, a grande vantagem dos modelos de alisamento sobre os de Médias Móveis, bem como dos modelos ARIMA está em que nestes último é possível prever os cruzamentos das linhas de curto prazo com as linhas de longo prazo, enquanto que, com os modelos de Médias Móveis somente é possível a constatação após o ocorrido. Acreditamos que os profissionais do mercado irão utilizar esses modelos sobretudo devido a este fato, além da simplicidade inerente aos modelos de alisamento.

Uma possibilidade de aplicação dos modelos ARIMA seria a utilização de um modelo - de longo prazo - baseado num número maior de observações, e outro - de curto prazo - baseado num

número menor de observações, analisando-se tanto as futuras interseções das curvas como as interseções dos respectivos intervalos de confiança - o que daria uma maior precisão às previsões.

Quando da aplicação do Modelo de Função de Transferência, a escolha da variável explicativa - no caso, o volume de negócios - deveu-se principalmente ao fato de que os analistas técnicos defendem que as variações no volume de negócios precedem as variações nos preços. Em nosso exemplo, a variável volume de negócios revelou-se coincidente e não antecedente, porém é possível que com outras commodities ou outras variáveis explicativas haja a antecedência.

Outra possibilidade - não verificada porque nossos dados são séries diárias, uma vez que utilizamos os bancos de dados de preços de fechamento fornecidos pela BM&F - seria a seguinte:

Sendo utilizados dados de hora em hora, ou de meia em meia hora, talvez seja possível obter a variável volume de negócios antecedente. Um dos motivos que nos leva a pensar que esta seja também uma contribuição deste estudo é que as informações podem chegar aos investidores sem a defasagem de dias, mas sim de horas, agilizando-se o processo com vistas a aproveitarem-se as oportunidades de lucro.

BIBLIOGRAFIA

REVISTAS CONSULTADAS

- 1-) Enfoque gráfico - Commodities
- 2-) Estratégia Empresarial
- 3-) Estratégia Insider
- 4-) Revista da BM&F
- 5-) Especificações de Contratos de Ouro, Ibovespa, Café, Boi, Algodão e Dolar - Boletins da BM&F

LIVROS

- Anderson, O.D. (1976) - Time Series Analysis and Forecasting - The Box-Jenkins approach, Butterworths, London and Boston.
- Bolsa Mercantil & de Futuros, (1986), O Mercado de Índice BOVESPA, São Paulo.
- Box, G.E.P. & Jenkins, (1970), Time Series Analysis, Forecasting and Control, San Francisco, Holden-Day (revised edition, 1976).
- Brito, Ney R. O. (1981) Mercado Futuro de Ações, A evolução da Base e suas implicações Rio de Janeiro, U.F.R.J. - Relatório de Pesquisa
- Brito, Ney R. O. (1984) Mercados Futuros - Ao Livro Técnico Editora.
- Burg, J.P. (1975), Maximum Entropy Spectral Analysis. PhD Dissertation, Sanford University.
- Durbin, J. (1970) Testing for Serial Correlation in Least Square Regression When Some of the Regressors Are Lagged Dependent Variables, *Econometrika*, 30, pp. 410-421.
- Goan, T. Y. - (1982) Operações a Termo de Mercadorias.
- Gomes, F.C. (1988) Os Modelos ARIMA e a abordagem de Box-Jenkins. Uma aplicação na previsão do IBOVESPA a curtíssimo prazo. Relatório de pesquisa, Departamento de Informática e Métodos Quantitativos - EAESP-FGV
- Granger, C.W.J. & Newbold, J.P. (1977), *Forecasting Economic Time Series*, N.Y.
- Hannan, E.J. (1980), The Estimation of the Order of an ARMA process. *Annals of Statistics*, 8.
- Hazzan, S. (1991), Desempenho de Ações da Bolsa de Valores de São Paulo e suas relações com o Índice Preço/Lucro, Tese - EAESP-FGV
- Jenkins, G.M. & Watts, D.G. (1968), *Spectral Analysis and its Applications*, San Francisco.

- Jenkins, G.M. (1979), Practical Experience with Modelling and Forecasting Time Series. Jersey, Channel Islands, GJP Publications.
- Kaufman, P. J. (1980) - Technical Analysis in Commodities - John Wiley & Sons - N.Y.
- Labys, W.C. & Granger, C. W. J. (1970) - Speculation, Hedging and commodity price forecasting - Methods and Applications - Heath Lexington Books
- Labys, W.C. (1984) Dinamic Commodity Models: Specification, Estimation and Simulation. Massachusetts, Lexington Books
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., McGee, V.E. - Forecasting - Methods and Applications/ 2nd ed. - John Wiley & Sons.
- Mellagi Filho, Armando - (1990) - Mercado de Commodities - Atlal.
- Mesquita, A.R. & Morettin, P.A. (1979), Análise de Séries Temporais Oceanográficas com pequeno número de Observações. Atas do 3º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística.
- Montezano, Roberto M. - (1987) - Introdução aos Mercados Futuros de Índices de Ações - IBMEC - BM&F
- Montgomery, D.C. & Johnson, L.A. (1976), Forecasting and Time Series Analysis, N.Y. McGraw-Hill
- Morettin P.A & Toloi C.M.C. (1981) Modelos para previsão de Series Temporais, vols 1 e 2, Rio de Janeiro, IMPA/CNPq
- Morettin P.A & Toloi C.M.C. - (1987) - Previsão de Séries Temporais Atlas - Editora
- Morettin P.A & Toloi C.M.C. (1989) Modelos de Função de Transferência, 3a. Escola de Séries Temporais e Econometria, São Paulo
- Murphy, John J. (1986) - Technical Analysis of the Future Markets - Prentice Hall- N.Y.
- Nelson, C.R. (1973), Applied Time Series Analysis for Managerial Forecasting
- Nerlove, M., Grether, D.M. & Carvalho, J.L. (1979), Analysis of Economic Time Series: A synthesis, N.Y. Academic Press.
- Oliveira, A.X. (1987), Indicador Antecedente da Indústria da transformação - Centro de Estudos Econômicos - São Paulo - Publicação CEE/BR Nº415.
- Parzen, E. (1978), Time Series Modelling, Spectral Analysis and Forecasting, Brillinger & Tiao, Eds,

- Quennouille, M.H. (1949), Approximate tests of correlation in Time Series, Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 11.
- Sampaio, P.E.S. (1992), Mercado Aberto no Brasil, Apostila, curso BM&F.
- Santos, J.P. (1988), Modelos de Previsão de Preços de Commodities no Mercado Futuro, Relatório de Pesquisa, Fundação Gettúlio Vargas, São Paulo.
- Silva, F.A. (1975), Sistemas de Projeção de Vendas a curto prazo, Dissertação de Mestrado, Departamento de Informática e Métodos Quantitativos, EAESP-FGV, São Paulo.
- Spínola, Noêmio e outros, (1974) Commodities - O preço do futuro. - I.B.M.E.C.
- Stolf, Luiz C. (1992) - Mercados Futuros - EAESP-FGV, Tese de Doutorado
- Tavares, M.D.F. (1988), Análise Técnica aplicada aos mercados futuros, editado por IBMEC
- Thornstensen, V.H. (1976) -A Teoria da Eficiência de Mercado de Capitais - EAESP-FGV Tese de Mestrado.
- Torres, N.A. (1980) Estudo do Mercado de Commodities no Brasil - Relatório de Pesquisa - EAESP - FGV
- Treuhertz, Rolf M., (1972) Como Investir em Ações no Brasil - Edit. Edgard Blucher
- Vandaele, W. Applied Time Series and Box-Jenkins Models, (1983), Academic Press Inc.