

AURELIANO ANGEL BRESSAN

MODELOS DE PREVISÃO DE PREÇOS APLICADOS AOS  
CONTRATOS FUTUROS AGROPECUÁRIOS

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Economia Rural, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA  
MINAS GERAIS – BRASIL  
2001

Aos meus pais Matheus e Imaculada.

À Valéria.

Aos meus irmãos Rodrigo e Matheus.

## AGRADECIMENTOS

A Deus, pela paz de espírito, pela saúde e pelas conquistas da vida profissional.

À Universidade Federal de Viçosa (UFV) e ao Departamento de Economia Rural, pela oportunidade de realização do Programa.

À CAPES e ao CNPq, pelo financiamento desta pesquisa ao longo do Programa.

Ao Professor João Eustáquio de Lima, pela orientação, pelo incentivo e pelo exemplo de profissional da academia.

Aos Professores Conselheiros Carlos Antônio Moreira Leite e Danilo Rolim Dias de Aguiar, pelo auxílio valioso e pelas sugestões, enriquecendo sobremaneira esta pesquisa.

Ao Professor Carlos Antônio Moreira Leite, pelo auxílio, através do convênio Embrapa/UFV, na obtenção do software *Stamp 5.0*.

Ao Professor Pedro Valentim Marques, pelas sugestões e pelo fornecimento de material bibliográfico.

À Professora Míriam R. P. Bacchi, pelas discussões e sugestões, que muito contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus colegas do Programa de Pós-Graduação, pela amizade e pelo convívio.

Aos funcionários do Departamento de Economia Rural, pela disponibilidade e colaboração.

## **BIOGRAFIA**

AURELIANO ANGEL BRESSAN, filho de Matheus Bressan e Maria Imaculada Bressan, nasceu em Viçosa, Minas Gerais, em 16 de abril de 1973.

Em dezembro de 1995, bacharelou-se em Economia pela Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Em janeiro de 1996, ingressou no Curso de Mestrado em Economia Rural da Universidade Federal de Viçosa (UFV), em Viçosa, MG.

Em dezembro desse mesmo ano, foi selecionado para o Programa de Pós-Graduação da UFRJ, em nível de doutorado, submetendo-se à defesa de tese em 1º de fevereiro de 2001.

## ÍNDICE

	Página
RESUMO .....	viii
ABSTRACT .....	x
1. INTRODUÇÃO .....	1
1.1. O problema de pesquisa .....	2
1.2. Objetivo .....	4
2. IMPORTÂNCIA DO MERCADOS FUTUROS AGROPECUÁRIOS NO BRASIL .....	5
2.1. Caracterização dos mercados futuros .....	12
2.2. Mercados físico e futuro das <i>commodities</i> boi gordo, café e soja ..	16
2.2.1. Mercados físico e futuro de boi gordo .....	16
2.2.2. Mercados físico e futuro de café .....	19
2.2.3. Mercados físico e futuro de soja .....	22
3. REFERENCIAL TEÓRICO .....	26
3.1. Fundamentos conceituais dos mercados futuros .....	26
3.2. Mercados futuros como antecipadores dos preços no mercado à vista .....	33
3.3. Modelos de previsão e tomada de decisão .....	37

	Página
3.4. Formas de classificação .....	42
3.4.1. Modelos de Previsão de Séries Temporais .....	45
3.4.2. Tipos de previsões .....	46
4. REFERENCIAL EMPÍRICO .....	49
4.1. Modelos ARIMA .....	49
4.1.1. Operacionalização dos Modelos ARIMA .....	57
4.2. Modelos Estruturais .....	57
4.2.1. Operacionalização dos Modelos Estruturais .....	63
4.3. Modelos Bayesianos .....	63
4.3.1. Operacionalização dos Modelos Bayesianos .....	70
4.4. Modelos de Redes Neurais .....	71
4.4.1. Operacionalização dos Modelos de Redes Neurais .....	77
4.5. Critérios para avaliação de desempenho do modelos .....	79
4.5.1. A medida de erro de previsão .....	79
4.5.2. Estratégias de negociação utilizando as previsões de cada modelo .....	80
4.5.3. Princípios básicos da análise técnica – Método de tendências por médias móveis .....	84
4.6. Fonte de dados .....	91
5. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS .....	93
5.1. Desempenho preditivo dos modelos .....	94
5.1.1. Preços de boi gordo .....	94
5.1.2. Preços de café .....	98
5.1.3. Preços da soja .....	101
5.2. Negociando contratos futuros com modelos de previsão .....	104
5.2.1. Contrato de boi gordo .....	105
5.2.2. Contrato futuro de café .....	108
5.2.3. Contrato futuro de soja .....	111
5.3. Visão agregada do desempenho dos modelos .....	115
6. RESUMO E CONCLUSÕES .....	119

	Página
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	122
ANEXOS .....	132
ANEXO A .....	133
ANEXO B .....	139
ANEXO C .....	141
ANEXO D .....	145
ANEXO E .....	147

## RESUMO

BRESSAN, Aureliano Angel, D. S., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2001. **Modelos de previsão de preços aplicados aos contratos futuros agropecuários.** Orientador: João Eustáquio de Lima. Conselheiros: Carlos Antônio Moreira Leite e Danilo Rolim Dias de Aguiar.

Esta pesquisa trata da aplicabilidade de modelos de previsão de séries temporais como ferramenta de decisão de compra e venda de contratos futuros da BM&F, em datas próximas ao vencimento. Para fins empíricos, foram consideradas as *commodities* boi gordo, café e soja. O objetivo geral foi verificar qual modelo fornece as previsões mais precisas para cada série de preços considerada no mercado físico. O objetivo específico foi calcular os retornos médios de cada modelo em operações de compra e venda nos mercados futuros das *commodities* analisadas, de modo a fornecer um indicativo do potencial ou da limitação de cada um deles. Os modelos estudados foram os de Box & Jenkins (ARIMA), Redes Neurais, Estruturais e Bayesianos. Os dados utilizados corresponderam às cotações semanais de boi gordo, café e soja nos mercados físico e futuro. A discussão se baseou na hipótese de que esses modelos são instrumentos viáveis de auxílio à tomada de decisão por parte de agentes ligados ao agronegócio, reduzindo a incerteza quanto ao comportamento futuro dos

preços. A análise foi conduzida, primeiramente, em termos de Erro Percentual de Previsão da série de preços do mercado físico para, em seguida, verificar os retornos em simulações de compra e venda de contratos futuros de cada produto, utilizando-se o Índice Sharpe, além do viés positivo ou negativo dessa média, através da estatística de simetria e do grau de dispersão dos retornos, medido pela *curtose* da distribuição destes. De modo geral, os resultados indicaram que: a) os modelos de previsão de séries temporais captam, de modo coerente, o padrão de comportamento dos preços analisados; b) há, contudo, diferenças de desempenho preditivo entre os modelos e entre cada mercado; e c) os retornos financeiros se mostraram positivos na maioria dos contratos analisados, indicando o potencial de utilização desses modelos em negociações de contratos para datas próximas ao vencimento, com destaque para operações fundamentadas nas previsões dos Modelos ARIMA e Estruturais.

## ABSTRACT

BRESSAN, Aureliano Angel, D. S., Universidade Federal de Viçosa, February, 2001. **Price Forecasting Models Applied to Agricultural Future Contracts.** Adviser: João Eustáquio de Lima. Committee Members: Carlos Antônio Moreira Leite and Danilo Rolim Dias de Aguiar.

This research deals with the usefulness of times series forecast models as a tool for buy and sell decisions of the brazilian BM&F future contracts, in dates nearby the expiration. For this purpose, the commodities considered were live cattle, coffee and soybeans. The general objective is to verify which model generates the most accurate forecasts for each price series of the considered commodities in the spot market. The specific objective is to calculate the medium returns of each model in buy and sell operations in each market of the analyzed commodities, in way to provide an indication of the potentials or limitations of each one. The models considered are the Box & Jenkins (ARIMA), Neural Networks, Structural and Bayesians time series models. The data utilized correspond to the weekly quotations of live cattle, coffee and soybeans in the spot and futures markets. The discussion is based on the hypothesis that those models are viable instruments to support decisions of economic agents participating in the agribusiness, reducing the uncertainty related to the future

behavior of the spot prices. The analysis is carried out, firstly, in terms of Percentage Forecast Error for the price series in the spot market. Then, it verifies the returns in simulated buy and sell of future contracts of each product, using the Sharpe Index as a tool for comparison, as well as the symmetry and kurtosis statistics. In general, the results indicate that: a) the time series forecast models capture coherently the pattern of the analyzed prices; b) there is, however, differences of forecast performance among the models and markets; and c) the financial returns are shown positive in most of the analyzed contracts, indicating the potential use of those models in negotiations of contracts for dates close to the expiration, with prominence for operations based in the forecasts of the ARIMA and Structural models.

## 1. INTRODUÇÃO

A previsão sempre foi um dos principais objetivos das análises quantitativas em economia. Em conjunto com a teoria econômica, diversas técnicas de previsão auxiliam na tomada de decisões por parte dos agentes envolvidos em atividades que necessitam de planejamento, avaliação de políticas e redução da incerteza. Métodos já consolidados, como os Modelos Estruturais e ARIMA, constituem, ao lado dos Modelos de Redes Neurais e Bayesianos, os principais métodos de previsão no tratamento de dados em série temporal.

Um dos objetivos das previsões econômicas, a redução da incerteza, é de especial importância dentro do setor agropecuário, constantemente sujeito a distúrbios irregulares. A atividade produtiva agrícola depende de outras condições, além daquelas presentes no processo de produção, como sazonalidade e choques aleatórios relacionados a fatores externos (variações climáticas, pragas, armazenamento inadequado etc.).

Desse modo, a produção agropecuária necessita de instrumentos que minimizem o risco e auxiliem no processo de tomada de decisão dos agentes participantes do agronegócio (produtores, compradores e investidores em geral).

Com o objetivo básico de determinar a viabilidade de aplicação de modelos de previsão de preços na negociação de contratos futuros, o trabalho está estruturado da seguinte forma: no primeiro capítulo, faz-se uma síntese das

principais características dos mercados físico e futuro das três *commodities* analisadas, seguida da contextualização dos modelos na literatura especializada.

O referencial teórico, tratando dos principais conceitos na teoria e prática dos mercados futuros, bem como conceitos relacionados com modelos de previsão e tipos de previsões, é tratado no capítulo 3.

O quarto capítulo contém a metodologia adotada e a base empírica dos dados utilizados. Nele são descritos a derivação dos quatro modelos a serem estudados, os critérios de avaliação e os princípios básicos da análise técnica do mercado utilizada, referente ao método de tendências por médias móveis.

Os resultados são apresentados no capítulo 5, tanto em termos do desempenho preditivo e das características dos modelos quanto dos resultados financeiros das simulações de compra e venda nos contratos considerados. Por fim, são apresentadas as conclusões da pesquisa, com recomendações e sugestões de interesse dos agentes econômicos e estudiosos da área no direcionamento de novas pesquisas.

## **1.1. O problema de pesquisa**

Nas transações envolvendo produtos agrícolas, a administração do risco relativo à volatilidade dos preços é um componente fundamental. Desse modo, a formação de previsões consistentes torna-se importante instrumento na tomada de decisão dos participantes do mercado. Embora os preços futuros sejam, a princípio, previsões eficientes sobre o comportamento dos preços de mercadorias transacionadas em bolsa, alguns autores têm questionado a qualidade deles como previsores dos preços no mercado à vista<sup>1</sup>.

Se for levado em conta que as relações de causalidade das diversas variáveis que influenciam o preço das mercadorias consideradas são, na maioria das vezes, de natureza não-linear e de difícil mensuração, pode-se admitir que

---

<sup>1</sup> A esse respeito, ver TOMEK e GRAY (1970), MISHKIN (1981), JUST e RAUSSER (1981) e TOMEK (1997).

modelos de previsão de séries temporais captam, de modo coerente, o padrão de comportamento dos preços analisados para fins preditivos.

Essa é, basicamente, a questão considerada como problema desta pesquisa. O que se tem observado, na literatura sobre previsão de preços, é que os resultados de diversas investigações, embora possam ser interpretados como um teste de eficiência semiforte do mercado, tal como definido em LEUTHOLD (1974), não devem ser assim considerados.

A eficiência do mercado futuro em refletir toda a informação disponível sobre um produto é um conceito relativo, não aplicável, de modo genérico, a um período de tempo considerável. Tal constatação provém dos estudos de GROSSMAN e STIGLITZ (1980) e MARTIN e SPAHR (1983), os quais concluíram que os preços de mercado não podem refletir toda a informação disponível porque, se isso ocorresse, não haveria incentivo para que agentes participantes buscassem informações custosas para nele assegurar posição privilegiada.

Outro ponto, destacado por TOMEK (1997), está relacionado com a natureza do processo de formação dos preços nos mercados agrícolas, tornando complexa a avaliação da eficiência dos mercados futuros. Isso porque o processo de formação de preços, muitas vezes, está sujeito a mudanças em políticas públicas, choques climáticos e imperfeições de mercado que não conseguem ser captadas pelos modelos que testam a eficiência, dificultando a compreensão do processo gerador dos dados.

Assim, em condições de equilíbrio, os retornos especulativos dos agentes devem ser suficientes para compensar o custo de se buscar essa informação privilegiada. Se, no entanto, toda a informação se refletir no preço futuro, os retornos especulativos seriam nulos. De acordo com MARTIN e SPAHR (1983), os mercados podem atingir, então, determinado grau de eficiência relativa, com alguns momentos de eficiência absoluta em termos de informação refletida nos preços.

A constatação de MARQUES e MELLO (1999) complementa essa idéia, justificando o problema desta pesquisa:

*A experiência mostra que existe campo lucrativo para a previsão de preços e que o conhecimento mais qualificado, com base em pesquisas e estudos técnicos, permite uma vantagem de atuação e que se saia na frente dos concorrentes, antes que a competição no mercado incorpore e dissemine essa nova informação aos preços.*

Nesse sentido, é possível utilizar modelos estatísticos de previsão visando obter ganhos em operações de compra e venda de produtos. É com base nessa constatação que o presente estudo foi elaborado.

## **1.2. Objetivos**

O objetivo geral do presente trabalho é avaliar o desempenho de modelos univariados, confrontando as cotações realizadas nos preços do mercado futuro com as previsões de modelos de previsão. Com isso, pretendeu-se dar suporte a instrumentais mais adequados no processo de tomada de decisão de agentes ligados à atividade agropecuária.

O objetivo específico do presente estudo foi comparar os retornos médios de cada modelo em operações de compra e venda nos mercados futuros das *commodities* analisadas, de modo a fornecer um indicativo do potencial ou da limitação de cada um deles. Dessa forma, pode-se verificar a possibilidade de ganhos especulativos em operações semanais de compra e venda nos mercados futuros de boi gordo, café e soja, expressando a rentabilidade obtida nos diferentes mercados.

## **2. IMPORTÂNCIA DOS MERCADOS FUTUROS AGROPECUÁRIOS NO BRASIL**

É comum observar agentes participantes do agronegócio tomando decisões envolvendo risco, tanto de produção quanto de crédito e de mercado. Com o intuito de administrar riscos de mercado (oscilação de preços), o mercado futuro permite a permuta desses riscos com especuladores, apresentando-se como importante instrumento de segurança e sinalização de preços para todos os participantes da cadeia agroindustrial. HULL (1996) sintetizou essa relação, definindo os contratos futuros como compromissos de compra ou venda de determinado ativo em data preestabelecida e a um preço (cotação) que reflete as forças de oferta e demanda que atuam naquele momento.

De acordo com SCHOUCHANA (1997), os mercados futuros devem ser considerados como um dos elos da cadeia agropecuária, integrado diretamente ao mercado físico, envolvendo operações ligadas a produção, processamento, comercialização, consumo e financiamento.

MARQUES e MELLO (1999) enumeraram os requisitos que devem ser atendidos para bom funcionamento de um mercado futuro:

- a) A produção e o consumo da *commodity* devem ser atomizados, ou seja, distribuídos entre um número significativo de participantes.

- b) Os mercados devem ser desregulamentados, para que sofra o mínimo de intervenção governamental, de modo a garantir que os preços fltuem livremente, incentivando, assim, a negociação de contratos futuros para proteção contra o risco e a especulação.
- c) Os mercados físicos devem ser suficientemente desenvolvidos para que sejam possíveis a classificação e padronização do produto e de canais de distribuição e informação eficientes.

O mercado futuro atua como importante fonte de informação para o agronegócio, ao agregar e disseminar informações, permitindo, a princípio, a alocação eficiente de recursos, a transferência de risco e estabelecimento de previsões de preços para uma data futura.

A reação dos preços futuros à chegada de informações novas a respeito das principais variáveis (produção, estoques, clima, taxa de câmbio e taxa de juros, entre outros) dependerá do estado das expectativas dos agentes, que é refletido na atual cotação dos contratos (KENYON et al., 1987). Ao refletir a chegada de novas informações ao mercado, as cotações tendem a oscilar substancialmente dentro de um mesmo pregão e ao longo do período que vai até o vencimento de um contrato, convergindo para um valor que equivale ao preço à vista mais os custos de carregamento do produto, que decrescem à medida que se aproxima a data de vencimento (TEIXEIRA, 1992).

Um componente fundamental para a existência de mercados futuros de qualquer mercadoria é a volatilidade nos seus preços. BECZWOWSKI e PEROBELLI (2000) reforçaram o argumento clássico em economia de que, quanto maior a volatilidade, maior a incerteza do agente quanto ao comportamento futuro dos preços.

Os preços da maioria dos produtos agrícolas são voláteis, o que justifica a existência de mecanismos de gerenciamento do risco associado a essa volatilidade de preços (Quadro 1).

Quadro 1 – Volatilidade do preço à vista dos produtos selecionados (maio de 1998 a janeiro de 2000)

Boi gordo	7,27%
Café	23,87%
Soja	5,43%

Fonte: PEROBELLI e SCHOUCHANA (2000).

A volatilidade observada nesse período, nos três mercados, é calculada a partir dos desvios-padrão dos níveis de preços em relação à média destes no período. Em mercados muito voláteis, como no caso do café, há maior incentivo para que agentes participantes busquem instrumentos de gerenciamento do risco associado à variabilidade dos preços, através de operações em bolsas de futuros. Já a menor volatilidade observada nos preços de boi gordo e soja pode ser vista como fator limitativo do desenvolvimento dos mercados futuros desses produtos.

Isso decorre do fato de que a volatilidade incentiva a participação de especuladores que viabilizam, nos mercados futuros, a transferência do risco de preços enfrentado por agentes envolvidos com produção, beneficiamento ou exportação de um produto agropecuário. Os especuladores, em sua maioria, são investidores que não possuem nenhuma ligação com atividades produtivas na agricultura. No entanto, não devem ser vistos como manipuladores do mercado, uma vez que se colocam como agentes dispostos a assumir os riscos que outros agentes querem repassar (TSUNECHIRO, 1983). Além disso, o sucesso da atividade especulativa está diretamente ligado à capacidade do especulador de prever o comportamento futuro dos preços.

Satisfeitas essas condições, o contrato futuro coloca-se, então, como poderoso instrumento de administração de risco de preços no setor agropecuário e de investimento financeiro, ao permitir a transferência desse risco entre agentes.

Esses e outros aspectos econômicos dos mercados futuros têm sido pesquisados por diversos autores. A seguir, são revisados alguns dos principais estudos relacionados ao tema deste trabalho.

TSUNECHIRO (1983) verificou o impacto provocado pela introdução do contrato futuro de boi gordo, café e soja da antiga Bolsa de Mercadorias de São Paulo sobre a variabilidade dos preços desses produtos, além de detectar uma possível função antecipatória de preços do mercado futuro para o mercado físico. Os resultados apontaram para redução na variabilidade dos preços nos mercados de boi gordo e soja, ao passo que houve aumento na variação do mercado de café. Quanto à função de previsão de preços, os mercados futuros de boi gordo e soja prevêm eficientemente até quatro defasagens (meses) antes do vencimento. Já no mercado futuro de soja essa eficiência se verifica em defasagens de até 12 meses.

A eficiência dessa função-preço antecipatória foi posteriormente analisada por ATRASAS (1996), tomando como referência os mercados futuros de algodão, boi gordo, café e soja, bem como a influência desses mercados na variabilidade dos preços no mercado físico. Os resultados indicaram bom desempenho do mercado futuro como antecipador dos preços no mercado físico, além de contribuir para melhor disseminação das informações entre os agentes do mercado físico, tornando-o mais eficiente.

KASSOUF (1988) aplicou os modelos ARIMA à série de preços da arroba de boi gordo, comparando seu desempenho com modelos harmônicos, modelos mistos (harmônicos e ARIMA) e com a Bolsa de Mercadorias de São Paulo. A construção dos modelos, a partir de dados mensais entre janeiro de 1970 e dezembro de 1987, indicou o modelo misto como aquele que fornece as melhores previsões em dois dos sete anos analisados. Nos demais, as previsões do mercado a termo foram melhores em termos de erro quadrado médio.

MARTIN e GARCIA (1981) analisaram o desempenho preditivo dos mercados futuros de boi e suínos nos EUA, testando hipóteses relativas à mudança do desempenho preditivo em períodos de alta e baixa nos preços e em termos sazonais. Esses autores concluíram que os preços futuros se tornam

melhores previsores à medida que aumenta o conjunto de informações disponíveis e o vencimento do contrato está mais próximo.

Estudando o mercado futuro de boi gordo nos EUA, LEUTHOLD (1974) testou sua eficiência preditiva, analisando o comportamento relativo dos preços. Considerando que o boi gordo não é mercadoria estocável, o referido autor concluiu que as estimativas imprecisas do mercado futuro constituem uma característica de mercados recentemente implantados, ocorrendo até o momento em que os participantes se acostumem com os movimentos de preços e suas relações e até que se desenvolva volume considerável de *hedge*.

Os resultados desse estudo foram posteriormente desenvolvidos num teste de eficiência semiforte, conduzido por LEUTHOLD e HARTMAN (1979). O teste consiste em verificar se os preços futuros refletem toda a informação disponível publicamente, comparando seu desempenho com modelos de previsão econométricos e do tipo passeio aleatório (modelos ingênuos ou *naive models*). Esses autores aplicaram os resultados em estratégias de negociação, verificando os possíveis retornos. Os resultados indicaram que o limite de oscilação diária, além do baixo nível de especulação, pode comprometer a validade dos mercados futuros como instituições fornecedoras de previsões e meio de formação racional de preços.

A eficiência preditiva dos mercados futuros de boi gordo nos EUA também foi estudada por GARCIA et al. (1988), que confrontaram seus resultados com previsões dos Modelos ARIMA e Econométricos Tradicionais de séries de preço mensais entre 1976 e 1981. Os resultados evidenciaram que, pelo menos, um dos modelos foi superior às cotações do mercado futuro em termos de Erro Quadrado Médio. Esses autores definiram, ainda, uma condição suficiente para que se verifique que os ganhos com o uso de modelos sejam maiores que o custo de sua construção e aplicação, o que consiste na aplicação desses modelos em estratégias de compra/venda de contratos. Os retornos da estratégia dariam, então, uma medida direta do benefício dos modelos. As simulações de mercado realizadas com as previsões desses modelos geraram retornos com alto risco

associado, levando os autores a concluir que não existiriam fortes evidências de ineficiência nesse mercado.

Ao compararem a precisão de previsões comerciais de preços para trigo, soja, algodão, boi gordo e suínos, diante das previsões do mercado futuro nos EUA, JUST e RAUSSER (1981) obtiveram resultados divergentes entre empresas que atuam no mercado futuro de *commodities*. Em geral, porém, os preços futuros apresentaram desempenho superior na média, ressaltando-se, então, o importante papel dos mercados futuros como instrumentos de gerenciamento de risco.

KENYON et al. (1993) testaram a capacidade preditiva dos preços futuros nos mercados de milho e soja nos EUA, através de uma análise de regressão da variância das previsões dos preços antes e depois de 1973. Os resultados indicaram declínio na precisão preditiva associado a erros na previsão de safra e à queda da influência do crédito rural na determinação do preço dos produtos. Portanto, o papel dos preços futuros como sinalizadores dos preços no mercado físico parece ser preocupação constante entre estudiosos da área de mercados futuros agrícolas. De modo geral, os resultados indicam que os preços futuros podem refletir amplo conjunto de informações, mas fornecem previsões pouco acuradas dos preços no mercado físico. Previsões baseadas em modelos quantitativos (econométricos e de séries temporais) também não fornecem resultados satisfatórios nas previsões do mercado físico, conforme análise crítica de TOMEK (1997).

Outra questão importante no estudo de mercados futuros é a que diz respeito à propriedade de agregação de informação dos preços futuros. Aplicando um teste de causalidade de Granger, NG (1987) verificou a eficiência dos mercados futuros de índice de ações e taxa de câmbio nos EUA, em termos de bolsa desses ativos. Os resultados indicaram que os preços no mercado à vista apresentam defasagem na revelação de novas informações em relação aos preços nos mercados futuros, que seriam, assim, úteis para previsões do comportamento futuro dos preços no mercado à vista.

A aplicabilidade de um modelo de *hedge* intertemporal, que possibilitaria a revisão de uma posição no mercado futuro dentro da vigência do contrato, foi estudada por ANDERSON e DANTHINE (1983). Os resultados indicaram a ocorrência de ajustes diários aleatórios ao longo da vigência de uma posição. Esses autores refutaram, ainda, o postulado de Samuelson<sup>2</sup>, indicando que uma proposição mais adequada seria a de que os preços futuros são mais voláteis em períodos de maior incerteza e menos voláteis em caso contrário.

A hipótese de Samuelson também foi estudada por SANTOS (2000), cujos resultados, referentes aos contratos futuros de Ibovespa, dólar comercial, boi gordo e café, não permitiram afirmar que a mesma se verifica no mercado futuro brasileiro.

TAYLOR (1988) estudou a aplicabilidade de uma regra de negociação em mercados futuros de *T-Bonds* dos EUA. As previsões para tomada de decisão são baseadas em interpretações de tendência de mercado e previsões de Modelos ARIMA. Os retornos foram calculados, usando-se os preços de fechamento de um mesmo contrato. Os resultados apontaram para retornos positivos da estratégia de negociação, indicando, assim, relativa ineficiência do mercado futuro de *T-Bonds* norte-americano em se adaptar instantaneamente à chegada de novas informações.

Estudando operações de compra de contratos futuros conjugada com venda de opções na BM&F, HAUY (1996) determinou qual o retorno financeiro simulado dessa operação para agentes participantes do mercado. Os resultados indicaram ganhos positivos na simulação, desde que a previsão inicial seja correta.

Através da análise técnica, SILVA (1996) estudou a viabilidade de um modelo de maximização de ganhos em diversos contratos futuros no Brasil, avaliando os riscos de compra e venda de contratos no momento certo. Seus resultados indicaram a necessidade de se estabelecer uma faixa de preços (diária, semanal ou mensal) em que o ativo oscilasse antes de iniciar cada pregão, além

---

<sup>2</sup> Este postulado propõe que os preços futuros se tornam mais voláteis à medida que se aproxima a data do vencimento do contrato, dificultando a sua previsibilidade nesse período (SAMUELSON, 1965).

de ser fundamental determinar, com precisão, o fim de uma tendência e o conseqüente início da tendência inversa.

Por fim, utilizando dados semanais, NTUNGO e BOYD (1998) estudaram o desempenho de Modelos ARIMA e de Redes Neurais em estratégias de negociação nos mercados futuros de milho, prata e marco alemão. Os resultados foram equivalentes, em termos de retornos financeiros, para os dois modelos, com resultados positivos nos mercados de milho e prata.

## **2.1. Caracterização dos mercados futuros no Brasil**

A Bolsa de Valores de São Paulo iniciou, em 1983, o projeto para criação de mercados organizados de futuros financeiros (BECZWOWSKI, 2000). Assim, em 1985, a BM&F (Bolsa de Mercadorias e Futuros) foi fundada, iniciando suas operações em 31 de janeiro de 1986.

Em 1991, houve a fusão com a Bolsa de Mercadorias de São Paulo, que já negociava os primeiros contratos futuros de algodão no Brasil em 1917 (BRAGA, 1995). Em 1997, a BM&F incorpora a Bolsa Brasileira de Futuros (BBF), consolidando sua posição de maior mercado organizado de derivativos da América Latina.

Segundo MARQUES e MELLO (1999), em 1999 os contratos agropecuários participaram com somente 1% do total de negócios e do volume financeiro da BM&F. O volume de operações também foi pequeno em comparação com a produção nacional de soja (1% do total), boi gordo (7% do volume abatido) e café (50% da produção) (BARROS, 1998)<sup>3</sup>. No entanto, os mercados futuros de produtos agropecuários possuem alto potencial de crescimento, tanto pela expressiva produção da agropecuária nacional no cenário mundial quanto pela organização das cadeias agroindustriais e do sistema financeiro nacional.

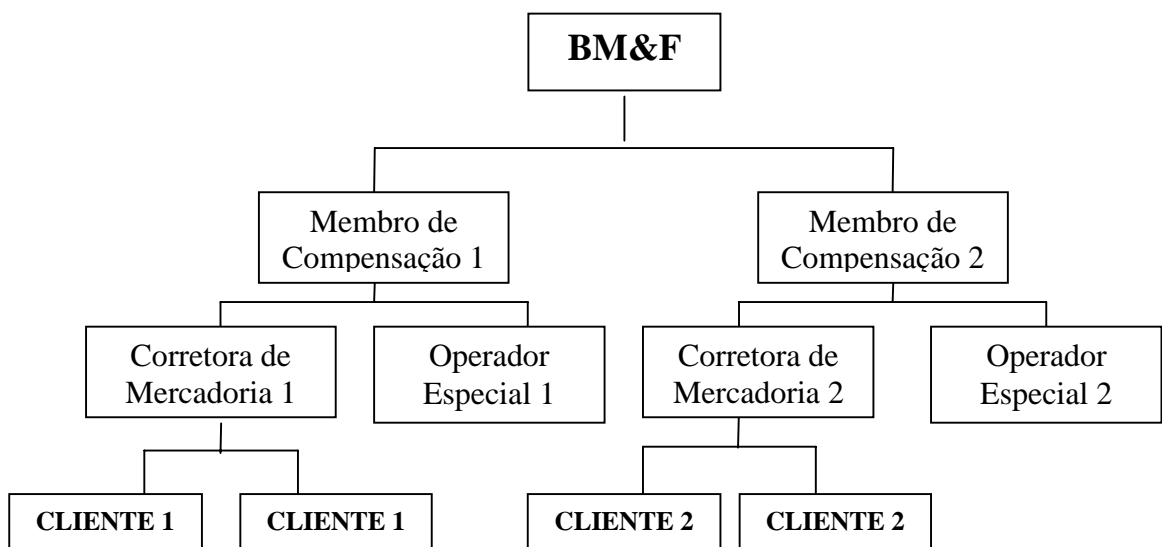
---

<sup>3</sup> Esse volume é pequeno se comparado com os valores negociados nas bolsas de futuros norte-americanas, que transacionam parcela expressiva da produção agropecuária em contratos futuros, de acordo com KROLL e PAULENOFF (1993).

Ademais, a agricultura brasileira, em muitos setores, atende às condições necessárias à viabilidade dos mercados futuros no País. Dentre as principais, destacam-se a atomização do mercado, que assegura preços competitivos; mercadorias com alta volatilidade de preços; possibilidade de padronização dos contratos (facilitando as negociações); e um mercado físico grande, em termos de volume de negociação.

Desse modo, os contratos futuros de produtos agropecuários constituem alternativa real para outros mecanismos existentes no mercado financeiro agropecuário, ao realizarem previsões dos preços das diversas mercadorias, que teoricamente agregam toda a informação disponível sobre o produto naquele momento, reduzindo a incerteza dos agentes envolvidos.

A atual estrutura da BM&F pode ser visualizada na Figura 1, em que se destacam o membro de compensação, que registra e liquida as operações, e as corretoras de mercadorias, que executam as ordens dos clientes (produtores, exportadores e demais agentes do agronegócio).



Fonte: BM&F (1997a)

Figura 1 – Estrutura operacional da BM&F.

Na bolsa, toda oferta de compra ou venda de contratos é apregoada a viva voz pelos representantes das corretoras no pregão (BM&F, 1997a). Os negócios são fechados com representantes de outras corretoras ou com operadores especiais (que operam por conta própria). Apenas os corretores podem vender e comprar contratos em nome de seus clientes. Por esse serviço, é cobrada uma taxa de corretagem calculada sobre o valor de fechamento do mercado no dia anterior em relação ao vencimento mais próximo (SCHOUCHANA, 1997). Usualmente, essa taxa é de 0,3% do valor do contrato, que é adicionada da taxa de registro (R\$0,15 por contrato), além da taxa da bolsa, equivalente a 6,32% da taxa de corretagem (também chamada de Taxa Operacional Básica – TOB), de acordo com MARQUES e MELLO (1999). A margem de garantia, por seu turno, é de 5% do valor do contrato, sendo devolvida ao cliente após o encerramento da operação (SCHOUCHANA, 1997).

O tamanho de cada contrato guarda relação com o frete ou a armazenagem do produto, que, no caso dos contratos de boi gordo, café e soja, têm tamanho mínimo equivalente a um caminhão-padrão. Os vencimentos dos contratos de cada produto são definidos em função dos principais meses de safra e entressafra, concentrando-se em alguns meses (à exceção do contrato de boi gordo), para garantir a liquidez nas negociações e a possibilidade de arbitragem com bolsas do exterior (SCHOUCHANA, 1997).

Geralmente, os contratos são liquidados por diferença ou através de liquidação financeira (pelo índice Esalq/BM&F para cada produto). Na média, apenas 2% dos contratos agropecuários são liquidados por entrega ou recebimento do produto (MARQUES e MELLO, 1999).

No agronegócio, os benefícios da existência de mercados futuros organizados se estendem desde a transferência e alocação de riscos da maneira mais eficiente possível e da minimização dos custos de transação<sup>4</sup> até o fornecimento dos preços de equilíbrio de mercado para datas futuras, segundo as expectativas de hoje. Esta última característica é de especial importância para o

---

<sup>4</sup> Em relação a outros instrumentos, que também se prestam para o mesmo fim de lidar com o risco/incerteza da atividade, conforme destacaram STOLL e WHALEY (1993).

planejamento estratégico da atividade produtiva e para assegurar que a alocação dos recursos seja efetuada da maneira mais eficiente possível.

A implantação do Plano Real em 1994 pode ser vista como elemento fundamental na consolidação dos mercados futuros agropecuários da BM&F (BRAGA, 1995). Isso porque a consolidação da estabilidade dos níveis de inflação permite maior transparência dos preços como sinalizadores de tendências futuras do mercado físico para agentes participantes do agronegócio.

Essa estabilidade, aliada à estratégia da BM&F de divulgar os benefícios da negociação com futuros, pode viabilizar o aumento no número de negócios no mercado, trazendo grandes benefícios para o agronegócio. Uma das principais vantagens, de acordo com MARQUES e MELLO (1999), é a redução da volatilidade dos preços das *commodities* transacionadas em bolsa, pois, durante a safra, quando os preços são normalmente baixos, os mercados futuros permitiriam que agentes comprassem o produto a futuro, com o intuito de vender na entressafra.

Outro aspecto de fundamental importância é a internacionalização das negociações na BM&F, instituída em dezembro de 1999, a qual permite que agentes residentes no exterior assumam posições nos contratos agropecuários, dinamizando a transferência de riscos do setor produtivo nacional e possibilitando o *hedge* por parte dos importadores, no mercado em que compram a *commodity*. Os fatores determinantes dessa internacionalização são a baixa liquidez dos contratos agropecuários, que decorre do fato de que o País é um produtor líquido de *commodities*, com mais agentes vendedores do que compradores, e o número insuficiente de agentes (leia-se especuladores) dentro do País, fazendo que assumam os riscos do setor produtivo, fato que poderia dinamizar o mercado ao impulsionar o intercâmbio de contratos (MARQUES e MELLO, 1999).

## **2.2. Mercados físico e futuro das *commodities* boi gordo, café e soja**

Faz-se, a seguir, um resumo das principais características das *commodities* boi gordo, café e soja, que servem de referência empírica a esta pesquisa. Tal descrição tem por objetivo situar esses produtos e seu comportamento de preços nos mercados físico e futuro, de forma a permitir melhor entendimento do problema pesquisado e dos resultados da pesquisa.

### **2.2.1. Mercados físico e futuro de boi gordo**

No Brasil, a bovinocultura se divide em duas grandes categorias: a pecuária de corte e a pecuária leiteira. De modo geral, a atividade é mista, ou seja, a pecuária de corte confunde-se com a pecuária leiteira nas unidades produtivas (BM&F, 1997b).

Embora seja observada em todo o território nacional, a pecuária bovina tem como principais estados produtores: Minas Gerais, Mato Grosso do Sul e Goiás. No entanto, São Paulo é o principal formador de preços, uma vez que detém o maior centro consumidor e a maior concentração de frigoríficos (BM&F, 1997b).

A exportação e a importação de carne têm importância reduzida na comercialização nacional (6% e 2%, respectivamente, em 1995), em comparação com a parcela destinada ao consumo interno, da ordem de 96,5%<sup>5</sup> da produção (BM&F, 1997b).

A produção de carne pode ser conduzida de maneira extensiva, utilizando pastagens naturais, ou intensiva, através de confinamento. A predominância da produção extensiva faz com que a pecuária de corte seja dependente de condições climáticas, acentuando a sazonalidade nos preços (DE ZEN, 1993).

A produção é classificada, ainda, dentro de estágios: de cria, recria e engorda (BM&F, s.d.). Os animais são também classificados em categorias, como pode ser observado no Quadro 2.

---

<sup>5</sup> A soma dos valores exportados, importados e do consumo interno não resulta em 100%, porque se consideram o rendimento e a taxa de desfrute.

## Quadro 2 – Categorias de animais na bovinocultura

Categoria	Idade/Peso
Bezerro	Até 18 meses/ 4 a 8 @
Garrote	18 a 24 meses/ 8 a 11 @
Boi magro	Mais de 24 meses/ 10 a 12 @
Boi gordo	Média de 16,5 @

Fonte: BM&F (1997b).

As etapas de recria e engorda envolvem essencialmente a produção do boi magro e do boi gordo, respectivamente. Em geral, os bovinos chegam ao ponto de abate (16 ou mais arrobas de carne) com quatro anos de idade, com variações determinadas pelo tipo de exploração (extensiva ou confinada), raça e localização.

Deve-se observar que a unidade arrobas (@) somente é utilizada explicitamente na comercialização do boi gordo, já que bezerros, garrotes e bois magros são negociados em R\$ ou US\$ por cabeça.

Os animais para engorda são geralmente negociados em leilões. Já a comercialização do boi gordo é, via de regra, intermediada pelos escritórios compradores, que são especializados na aquisição desses animais para fornecimento a frigoríficos. Efetuada a compra, os frigoríficos providenciam a retirada dos animais da fazenda, arcando com os custos de transporte e impostos (BM&F, 1997b).

Os preços no mercado de boi gordo apresentam variações de naturezas sazonal, cíclica e irregular. A sazonalidade é caracterizada pelo período de “safra” de janeiro a junho, quando há fartura de pastagens; e “entressafra” de julho a dezembro. O ciclo plurianual é de aproximadamente seis anos, sendo um componente importante para definição da evolução dos preços no longo prazo (BACCHI, 1995; COUTO, 1996).

De acordo com BACCHI (1995), as variações sazonais dos preços do boi gordo refletem a flutuação, ao longo do ano, da oferta de animais para abate, associadas a fatores de natureza climática, que influenciam o ganho de peso do rebanho. A oferta de bovinos para abate cresce no fim do período de chuvas (entre janeiro e junho), na tentativa de evitar perda de peso dos animais durante a estiagem. Nesse período, os preços tradicionalmente se mantêm em níveis inferiores àqueles verificados para o resto do ano.

A entressafra, entre julho e dezembro, caracteriza-se pela retenção do gado por parte dos produtores, que visam obter ganho de peso nos animais, como resultado do aumento na disponibilidade de forragem. Essa retenção provoca, então, redução na oferta de animais para abate, fazendo com que os preços sejam, em média, superiores aos observados durante a safra.

A principal característica do contrato futuro de boi gordo da BM&F é, conforme constatação de TEWELES e JONES (1999), de que o produto pode ser entendido como “perecível”, no sentido de que o animal deve ser abatido em curto espaço de tempo após o período de engorda, não podendo ser carregado de um contrato para outro. Por essa razão, os preços futuros de diferentes meses são relacionados apenas com as mudanças esperadas na relação oferta e demanda ao longo do tempo. Outra característica se refere à liquidação do contrato no vencimento através de uma operação estritamente financeira, de reversão das posições ao preço definido pelo indicador Esalq/BM&F (BM&F, 1997b).

O contrato futuro de boi gordo da BM&F segue as seguintes especificações básicas (BM&F, 1997b):

- a) Objeto de negociação: boi gordo acabado para abate, com peso vivo entre 450 e 550 kg e idade máxima de 60 meses.
- b) Cotação: pontos por arroba líquida, com duas casas decimais, sendo cada ponto equivalente à taxa de câmbio média entre as cotações de venda do US\$.
- c) Unidade de negociação: 330 arrobas líquidas de boi gordo, peso vivo. A pesagem de animais é individual, obedecendo ao critério de 54% de rendimento do peso bruto apurado.

- d) Meses de vencimento: todos os meses do ano.
- e) Data de vencimento: último dia do mês de vencimento.
- f) Condições de liquidação: liquidação financeira – mediante o registro de operação inversa à da posição, na mesma quantidade de contratos, pelo valor de liquidação calculado pela média aritmética dos últimos cinco dias úteis do indicador de preços Esalq/BM&F; liquidação por entrega – emissão de Aviso de Intenção de Liquidação por entrega.
- g) Procedimento de entrega: curral determinado pela BM&F, com pesagem e classificação dos animais sob fiscalização da BM&F. As despesas e a responsabilidade pelo transporte dos bois até o curral de entrega são do cliente vendedor. A partir do curral de entrega, as despesas e a responsabilidade pelo transporte são do cliente comprador<sup>6</sup>.

### **2.2.2. Mercados físico e futuro de café**

O mercado físico de café é constituído, essencialmente, de cooperativas de produtores, que negociam o grão nas principais praças cafeeiras do País: Santos, Vitória, Varginha, Colatina e Zona da Mata mineira, entre outras (BM&F, 1996). Os principais compradores são os exportadores, que compram o produto diretamente ou através de corretores de físico, e a indústria de torrefação. Ao comprarem o café, os exportadores produzem seus padrões destinados à exportação, selecionando o produto a partir de critérios exigidos pelos torrefadores no exterior. O restante da produção que não é exportada atende aos torrefadores do mercado interno.

No Brasil, são produzidas as espécies Arábica e Conillon, ambos não-lavados. A classificação do produto segue três aspectos principais, segundo PEROBELLI e SCHOUCHANA (2000):

---

<sup>6</sup> Vale ressaltar que são apresentadas as principais características dos contratos futuros de cada produto referentes ao período estimado pelos modelos, não se considerando as eventuais modificações nos contratos. No entanto, é importante destacar que, a partir de setembro de 2000, a forma de cotação do contrato futuro de boi gordo passou a ser negociada também em R\$.

- a) Tipo: equivale ao grau de pureza do café, ou presença de defeitos, variando de 2 (melhor) até 8 (pior). O número de defeitos é apurado por amostra de 300 gramas, contando grãos pretos, quebrados e ardidos, pedras etc.
- b) Peneira: representando o tamanho do grão, variando de 13 a 19 (13/64 avos de polegada) e 8 a 13 nas peneiras Moka.
- c) Bebida: corresponde ao sabor do café, sua característica mais importante e de mais difícil definição. As especificações brasileiras de bebida são: estritamente mole (melhor), mole, dura, riada, rio e rio zona (pior). A produção nacional concentra-se nos Estados de Minas Gerais e São Paulo (café Arábica) e Espírito Santo (café Conillon). O período de colheita é entre julho e agosto e o de plantio, entre novembro e maio. É neste último período que se verificam preços mais elevados para o produto, que são fortalecidos pela maior demanda no hemisfério norte em função do inverno.

A regulamentação que caracterizou o mercado nacional de café até o final da década de 80 não permitia a verificação de uma das condições essenciais (a flutuação dos preços) para existência de um mercado futuro do produto. Assim, não havia incentivo para uso de formas alternativas de gerenciamento do risco de preços na atividade. Tal condição só foi alcançada em julho de 1989, com o fim do Acordo Internacional do Café (LAZZARINI et al., 2000).

Até meados da década de 90, a volatilidade dos preços do produto foi determinada pelos seguintes fatores (BECZWOWSKI, 1998):

- a) Instabilidade da oferta brasileira, devido a fatores climáticos.
- b) Estoques mundiais em declínio.
- c) Presença de especuladores ou fundos de investimento.
- d) Ausência de perspectiva quanto aos mercados emergentes, especialmente dos países produtores de café Robusta.
- e) Fragmentação do mercado.
- f) Interferência governamental em declínio.

Tais fatores, aliados à diversidade de qualidades existentes, ao elevado número de países produtores (BECZWOWSKI e PEROBELLI, 2000) e ao ciclo bianual de produção, uma característica inerente da atividade cafeeira (BACHA, 1996a), contribuem para gerar significativa volatilidade nos preços do produto, viabilizando a utilização dos contratos futuros.

Os principais participantes do mercado futuro de café na BM&F são produtores, agroindústrias, exportadores e investidores. Predominam os exportadores, com 50% de participação do mercado de compra/venda de contratos (LAZZARINI et al., 2000). Os torrefadores participam com apenas 5%, isso porque compram o café verde e vendem o café torrado em menor espaço de tempo, estando expostos a menor risco de preços.

A sazonalidade do produto é caracterizada por um período de safra, que vai de julho a agosto, e entressafra, de dezembro a maio. Paralelamente, os maiores índices de preço do produto são verificados nos meses de janeiro a maio e os menores preços, entre junho e outubro (BACHA, 1996b).

Como consequência, no período de colheita ocorre o maior volume de recursos com saldo negativo, isto é, há maior demanda de *hedge* por parte do produtor. No entanto, historicamente se verifica que é o mês de dezembro que apresenta o maior volume de contratos negociados. Tal fenômeno está associado ao fato de ser este o mês em que há aumento no consumo do hemisfério norte e consequente incremento de exportações com necessidade de gerenciamento do risco de preços por parte dos exportadores (SCHOUCHANA, 1998).

O contrato futuro de café negociado na BM&F tem as seguintes especificações (BM&F, 1997b):

- a) Objeto de negociação: café Arábica cru, em grão, de produção brasileira, tipo 6 para melhor, bebida dura ou melhor, ensacado em sacaria nova de juta.
- b) Cotação: pontos por saca de 60 kg, com duas casas decimais, cada ponto equivalente à taxa de câmbio de compra do US\$.
- c) Unidade de negociação: cada contrato representa 100 sacas de 60 kg.
- d) Meses de vencimento: março, maio, julho, setembro e dezembro.

- e) Data de vencimento: sexto dia útil anterior ao último dia do mês de vencimento.
- f) Ponto de entrega: municípios de São Paulo.
- g) Locais de formação de lotes: armazéns credenciados localizados em 18 praças, distribuídos nos Estados de SP, PR e MG.
- h) Condições de liquidação: liquidação por entrega ou por diferença.

### **2.2.3. Mercados físico e futuro de soja**

O cultivo da soja, introduzida no Brasil por imigrantes japoneses no início do século XX, adaptou-se rapidamente às condições de solo e clima nacionais (BM&F, 1997b). Atualmente, o produto é cultivado em larga extensão do território nacional, desde o Rio Grande do Sul até o Piauí, Maranhão e outros estados da Região Norte. A soja brasileira tem, em média, mais altos teores de óleo e proteína do que a obtida pelos países concorrentes, fazendo com que o produto se diferencie no mercado externo. A época de plantio se dá nos meses de novembro e dezembro, com colheita em abril e maio (ZULAUF, 1997).

O complexo soja é responsável por cerca de 10% das exportações globais do Brasil, constituindo-se no maior setor exportador (BM&F, 1997b). Da exportação, participam não só os exportadores, como também produtores, indústrias e cooperativas.

A soja em grão é comercializada pelo produtor principalmente no primeiro semestre, com destaque para o período de colheita, do final de fevereiro até o início de junho, com a comercialização se iniciando dois a três meses antes do plantio. O maior volume de negociação ocorre no mês de abril, quando 40 a 45% da produção é comercializada (MARQUES e MELLO, 1999).

Outros dois segmentos que participam desse processo são a indústria e os exportadores. A indústria de soja representa aproximadamente 75% da comercialização de soja, exportando parte de seus subprodutos. A maior parte da produção é esmagada para fabricação de farelo e óleo, sendo somente 14% exportada na forma de grão. O farelo de soja é insumo básico na avicultura,

suinocultura e bovinocultura de leite, ao passo que o óleo responde por mais de 95% dos óleos vegetais consumidos domesticamente.

O segmento exportador é constituído por cooperativas e *tradings* nacionais e estrangeiras, que negociam nos mercados europeu e asiático, através dos portos de Santos, Rio Grande e Paranaguá. Cerca de 60% da soja produzida é exportada, com a maior parte do produto e seus derivados embarcada a partir do porto de Paranaguá (PR).

A tendência de concentração nos setores de esmagamento e exportação de grãos eleva o risco para os produtores, que necessitam de instrumentos de gerenciamento de riscos e redução dos custos de transação (SOUSA e MARQUES, 1997).

É possível distinguir duas épocas na formação do preço da soja, segundo MARQUES e MELLO (1999). No período de entressafra do principal país produtor (EUA), os preços são formados a partir do mercado externo.

Esse processo de formação de preços é baseado nas cotações na Bolsa de Futuros de Chicago (CBOT). Desse preço é derivada a demanda pelo produto brasileiro, com ágio ou deságio, considerando-se os custos de frete, seguros e outros, para obtenção do preço praticado no porto de Paranaguá. Do preço no porto são deduzidos custos de impostos, frete e outros custos, obtendo-se o preço na unidade processadora. São deduzidos novamente deste preço o custo de transporte e outras despesas operacionais, chegando, então, ao preço de produção que, de acordo com a concorrência em cada região, forma o preço final ao produtor.

Já no período da safra nos EUA, nos meses de agosto e setembro, o nível de exportação do produto brasileiro cai significativamente, fazendo com que a formação de preços seja feita a partir dos preços dos subprodutos farelo e óleo de soja no mercado interno, além da concorrência local e dos custos de transporte do produto.

Existem ainda três tipos de preços praticados nos mercados de soja ao produtor, de acordo com MARQUES e MELLO (1999):

- a) Disponível: preço para entrega imediata e pagamento efetivo à vista, comum entre pequenos produtores individuais.
- b) Lote: pagamento à vista mediante a entrega de grandes volumes (3 a 6 mil sacas). É um preço mais elevado que o preço disponível pago a grandes produtores ou cooperativas.
- c) A fixar ou balcão: quando o produtor entrega a soja bruta nos armazéns para entrega posterior, podendo solicitar a realização do negócio a qualquer momento, recebendo valor que considera os custos de secagem e armazenamento.

Desde novembro de 1995, a cadeia agroindustrial da soja tem à sua disposição outra alternativa de negociação, o contrato futuro da BM&F, para o gerenciamento do risco de preços do produto.

De acordo com a BM&F (1997b), o contrato futuro do produto reflete as expectativas sobre a soja brasileira destinada ao mercado interno, permitindo, assim, melhores resultados do *hedge* do que em operações realizadas na CBOT, cujos preços sinalizam para uma sazonalidade contrária à nacional.

Embora exista essa necessidade de instrumento de gerenciamento de riscos, os agentes não utilizam, em volume considerável, o mecanismo disponível. Isso porque boa parte dos participantes do segmento exportador da cadeia agroindustrial da soja opera em mercados futuros no exterior, notadamente a CBOT (SOUSA, 1996). Ademais, esta bolsa apresenta liquidez significativamente maior que a BM&F, além de ser referência para os preços internacionais do produto (LAZZARINI, 1997).

O contrato futuro de soja da BM&F segue as seguintes especificações básicas (BM&F, 1997b):

- a) Objeto de negociação: soja em grão a granel, do tipo exportação, padrão Concex (Conselho Nacional de Comércio Exterior).
- b) Cotação: pontos por saca de 60 kg, com duas casas decimais, cada ponto equivalente à taxa de câmbio de compra do US\$.

- c) Unidade de negociação: 27 toneladas métricas, equivalentes a 450 sacas de 60 kg.
- d) Meses de vencimento: março, maio, julho, setembro e novembro.
- e) Último dia de negociação e data do vencimento: último dia do mês de vencimento<sup>7</sup>.
- f) Pontos de entrega: Paranaguá (PR), só em caso de liquidação por entrega.
- g) Condições de liquidação: exceto por acordo entre as partes, conforme procedimentos especiais, em nenhuma outra hipótese poderá ocorrer liquidação por meio de entrega da mercadoria, objeto de negociação do mercado futuro. Todos os contratos em aberto, após o pregão da data de vencimento, serão liquidados financeiramente pelo valor correspondente ao preço nacional da soja (Fipe/USP), verificado na data de vencimento<sup>8</sup>.

---

<sup>7</sup> Em ofício do dia 25.11.1999, a BM&F determinou que o último dia de negociação como o sétimo dia útil anterior ao último dia do vencimento, instituindo-se também a liquidação por entrega do produto.

<sup>8</sup> As características apresentadas correspondem àquelas vigentes no período de estimação dos modelos.

### **3. REFERENCIAL TEÓRICO**

#### **3.1. Fundamentos conceituais dos mercados futuros**

A administração do risco dos preços agrícolas tem importância tanto econômica quanto política, ao influenciar diversas variáveis que afetam o bem-estar de produtores e consumidores (TOMEK e ROBINSON, 1975). Ademais, a variável preço é importante guia das decisões de produção, consumo e investimento, ao agregar informações correntes sobre a oferta e demanda dos diversos produtos.

A incerteza influencia a expectativa de preços de três modos (HICKS, 1965). Um é inteiramente não-econômico, relacionado a clima, variáveis políticas e fatores psicológicos. Outro é econômico, mas não diretamente relacionado com os movimentos atuais de preço, incluindo comportamentos irracionais de mercado e notícias sobre o desempenho futuro da demanda e oferta (previsões de safra). A terceira consiste da experiência ou padrão atual dos preços.

Essa incerteza inerente aos preços, relevante dentro da atividade agropecuária, introduz dois motivos para transacionar contratos futuros (CORNELL, 1981). O primeiro, relacionado ao desejo de transferir o risco de

mercado; e o segundo, derivado da divergência no conjunto de informações de cada agente participante.

Desde que os agentes tenham conjuntos de informação diferenciados, o preço de mercado tem como função agregar toda a informação disponível. No entanto, à medida que o preço de mercado não agrega perfeitamente a informação – dada a existência de custos de transação e informação assimétrica –, essa divergência de informação induz à realização de transações com contratos futuros (GROSSMAN, 1977).

Os mercados futuros fornecem, a princípio, um mecanismo no qual especuladores assumem o risco de preço de agentes que detêm estoques positivos ou negativos de uma mercadoria sujeita à flutuação de preços e que possuem diferentes graus de aversão ao risco. Assim, uma bolsa de futuros pode ser definida com local organizado de negociação, possibilitando a agentes o gerenciamento de risco. Suas funções básicas seriam a proteção do risco, a descoberta do preço futuro e uma alternativa de investimento financeiro (BECZWOWSKI, 2000).

Os principais fatores que devem estar presentes nos contratos futuros, segundo MARQUES e MELLO (1999), são:

- a) Padronização: que define o padrão de qualidade, a quantidade, locais de entrega e datas para encerramento dos negócios. Esta característica permite, ainda, a oferta pública de mercadoria sem a sua presença física, revelando preços a um baixo custo, além de minimizar as diferenças de qualidade. Essa característica permite, também, que os participantes entrem ou saiam do mercado sem, necessariamente, possuir a mercadoria, pois a negociação trata apenas de contratos.
- b) A câmara de compensação, ou *clearing house*: que registra as operações e controla posições, assegurando a liquidação dos negócios e, assim, garantindo aos agentes suas posições no mercado.

Associadas a esses fatores, SCHOUCHANA (1997) definiu as principais funções de uma bolsa de futuros:

- a) Controlar e supervisionar as sessões diárias de negociação (pregões).
- b) Divulgar as cotações diárias e estatísticas relativas aos contratos em negociação.
- c) Realizar os procedimentos de liquidação financeira e por entrega da mercadoria.
- d) Desenvolver normas e procedimentos de controle para seus membros e fiscalizar sua aplicação, além dos regulamentos de operações.
- e) Desenvolver contratos que atendam às funções econômicas dos mercados futuros.
- f) Promover os mercados futuros, através de cursos, treinamento e divulgação.
- g) Zelar pela auto-regulação e pelo relacionamento com os governos, com os quais tem interface o mercado futuro.
- h) Providenciar a classificação de produtos negociados em bolsa, dentro de padrões aceitos pelo mercado, quando os contratos assim o exigirem.
- i) Providenciar arbitragem para dirimir dúvidas ou alegações quanto à qualidade do produto, resolvendo questões de litígio entre partes que atuam na bolsa, com árbitros que conhecem as especificações desse mercado.
- j) Assegurar condições de competitividade, eliminando qualquer tentativa de manipulação nos mercados por ele organizados.

O mercado futuro seria, então, um local de troca de informações, em que agentes coletam e analisam notícias acerca do comportamento de variáveis no futuro para obter retorno por esse investimento de coleta (SCHOUCHANA, 1997). Assim, os mercados futuros fornecem cotações contemporâneas de preços para uma variedade de contratos (produtos) com vencimentos no futuro. Tal propriedade de estabelecer previamente a cotação de vencimento de um contrato faz com que os mercados futuros sejam vistos como mecanismo de previsão que reflete forças de oferta e demanda por um produto específico para uma data

futura (TOMEK, 1997). Essa característica permite aos mercados futuros a transferência dos riscos relativos à oscilação abrupta dos preços. Permite, nesse sentido, que os agentes envolvidos na negociação de mercadorias no mercado físico façam um seguro de preço (*hedge*) para garantir preços compatíveis com seus custos no momento da liquidação do contrato.

O *hedge* pode ser entendido como a administração do risco de preços, consistindo no objetivo básico dos mercados futuros (TEIXEIRA, 1992). Com esse instrumento, produtores e compradores garantem um preço adequado para suas transações em datas futuras, reduzindo o risco de preços nos produtos transacionados.

Em termos práticos, o *hedge* consiste na tomada de posições inversas nos mercados físico e futuro, ou seja, o agente pode tomar uma posição vendida no mercado futuro (um compromisso de venda) contra uma posição comprada no mercado físico (um compromisso de compra); ou o inverso, uma posição comprada no mercado futuro contra um compromisso de venda no mercado físico. O primeiro caso é um exemplo de um *hedge* venda e o segundo, de um *hedge* compra.

Nesse tipo de operação, os ganhos/perdas no mercado futuro são compensados por perdas/ganhos equivalentes no mercado físico. É dessa forma que operações de *hedge* servem para administrar riscos referentes às transações envolvendo produtos com alta volatilidade de preços. Para os produtos agrícolas em geral, os *hedgers* de venda seriam os produtores/criadores, ao passo que os distribuidores, exportadores e comerciantes seriam *hedgers* de compra e venda<sup>9</sup>.

Deve-se ressaltar que a prática do *hedge* não elimina os riscos de variação de preços, mas os minimiza, em relação a uma transação somente no mercado físico (WORKING, 1953). No entanto, o *hedge* não é feito somente com o intuito de reduzir riscos, existindo também o papel de arbitragem, baseado na possibilidade de o preço à vista ser alto ou baixo em comparação com o preço futuro, com a possibilidade de realizar ganhos financeiros em operações de

---

<sup>9</sup> No entanto, conforme citou TEIXEIRA (1992), esses agentes podem assumir posições contrárias, de modo a melhor adaptar sua exposição ao risco.

compra ou venda de futuros. WORKING (1953) definiu o *hedge* como “a compra ou venda de futuros em conjunto com outro compromisso, usualmente na expectativa de uma mudança favorável na relação preços à vista/futuros” (p. 326). O *hedge* é realizado, então, com o objetivo primário de segurança, mas também por ser uma consequência lógica do conjunto de informações possuído pelo indivíduo. Assim, os agentes envolvidos nas negociações não exercem somente a função de *hedgers* (que buscam a minimização do risco). Existem também as funções especulativa e de arbitragem.

Os especuladores visam basicamente ao ganho financeiro através de operações de compra e venda em mercados com alta volatilidade de preços. É um grupo mais amplo que os *hedgers*, envolvendo desde pessoas físicas até instituições do mercado financeiro. Normalmente, os especuladores entram e saem do mercado numa velocidade maior que a dos *hedgers*, com o único intuito de obter ganhos com as diferenças entre os preços de compra e venda. O papel dos especuladores no mercado futuro é crucial, uma vez que, sem a participação deles, o mercado não apresentaria liquidez suficiente e a volatilidade dos preços seria maior (ZIRILLI, 1996).

É a atividade do especulador que fornece o volume e a liquidez necessários para os planos de *hedge* dos demais agentes. O especulador assume ainda o risco de preço que o *hedger* busca transferir, exercendo posição de fundamental importância no funcionamento do mercado (PURCELL, 1991).

Estratégias especulativas podem variar de operações diárias (o chamado *day trade*) até a manutenção de posições especulativas com base em tendências de mercado durante algumas semanas ou meses de um mesmo contrato (PURCELL, 1991). Nesse sentido, especuladores que se baseiam em tendências de mercado não costumam atentar para as oscilações diárias dentro de um mesmo pregão. Eles tendem a seguir um programa predefinido, baseado em análise técnica ou fundamentalista, buscando identificar a tendência de mercado. As estratégias se caracterizam por ordens de saída (ordens *stop*), quando suas análises se provam erradas, ou se são bem-sucedidas para o período preestabelecido.

Nos mercados futuros, o especulador pode assumir grandes posições especulativas com gasto inicial relativamente pequeno, graças ao alto grau de alavancagem permitida pelos contratos (HULL, 1996). Isso ocorre porque a realização de uma operação de compra ou venda a futuro requer apenas o depósito, por parte do participante, de uma margem de garantia, além dos custos de corretagem. Esses valores são significativamente inferiores ao comercializado por contrato, permitindo, assim, a alavancagem, ao possibilitar a realização de negociações com uma pequena parte (menos de 10%) do valor comercializado (AGUIAR, 1993).

Já o arbitrador busca tirar proveito da variação na diferença entre o preço de um produto nos mercados físico e futuro, ou entre mercados futuros ou, ainda, entre contratos de produtos diferentes através de operações de arbitragem. Esse procedimento consiste em realizar transações simultâneas em dois ou mais mercados, buscando ganhos na diferença entre cotações.

Lucros especulativos são o resultado da capacidade de antecipar a variação no preço futuro com algum grau de precisão (WORKING, 1953). Para prever os preços futuros eficientemente, estratégias de negociação especulativas pressupõem um bom conhecimento dos mercados físicos por parte do participante (URRUNAGA, 1994). No entanto, se um preço futuro for sempre a melhor estimativa para um preço em data futura, suas mudanças são imprevisíveis, reduzindo a possibilidade de ganhos.

Embora as possibilidades de ganho com arbitragens sejam reduzidas em mercados com alta liquidez, tal mecanismo colabora para uma formação eficiente dos preços futuros, ao forçar suas cotações a convergir para o nível do mercado à vista mais custos de carregamento, eliminando as distorções entre mercados. Essa possibilidade, aliada à de entrega do produto, fazem com que os preços futuros tendam a convergir para os preços à vista no vencimento do contrato (PURCELL, 1991).

Um mercado futuro suficientemente desenvolvido é um exemplo aproximado do conceito de mercado perfeitamente competitivo (TOMEK e ROBINSON, 1975). Isso quando existe número considerável de compradores e

vendedores de um produto padronizado (estabelecido no contrato), e os agentes não possuem pleno conhecimento, mas, em princípio, têm igual acesso às informações disponíveis. Assim, o preço em qualquer ponto do tempo representa o julgamento coletivo dos agentes, indicado pelas suas decisões de compra e venda.

Outra classificação dos agentes participantes do mercado refere-se à posição tomada em relação à compra ou venda de contratos. De acordo com ZIRILLI (1996), um participante está *long* (comprado) quando tem posição no mercado físico. Já o termo *short* (vendido), segundo esse mesmo autor, é utilizado para descrever alguém que tem obrigação de entregar a mercadoria no físico, mas que não é proprietária da mesma, tendo que comprá-la numa data futura caso queira exercer sua posição.

Um aspecto importante da negociação a futuro são as margens de garantia (BM&F, 1997a). A abertura de uma posição no mercado, seja ela compradora, seja vendedora, necessita do depósito de garantias, o qual pode ser constituído de diversas maneiras, desde que composto por ativos de alta liquidez. Esses ativos são liberados após o encerramento da posição do participante. As margens de garantia são uma segurança para o mercado, no caso de o cliente deixar de pagar os ajustes diários.

Os ganhos, ou perdas, da operação em mercados futuros são controlados por ajustes diários, que consistem em débitos na conta-corrente dos participantes que têm prejuízos, e créditos na conta daqueles que obtiveram lucro na operação do dia (AGUIAR, 1993). Esse mecanismo evita o acúmulo de prejuízos ou lucros por períodos muito longos, prevenindo, assim, a inadimplência dos participantes. No encerramento do contrato, a soma dos ajustes diários corresponde ao lucro ou prejuízo obtido com a operação ao longo do período, seja ela de compra, seja de venda.

O encerramento de uma posição no mercado futuro pode ocorrer de três formas: liquidação por reversão, por entrega ou liquidação financeira (AGUIAR, 1993; MARQUES e MELLO, 1999). No primeiro caso, o encerramento do contrato ocorre através de uma operação oposta à inicialmente realizada,

revertendo a posição até então assumida no mercado (HULL, 1996). Assim, se o investidor compra 10 contratos de determinada mercadoria no primeiro mês de negociação, ele pode optar por encerrar sua posição comprada, em qualquer dia de negociação, simplesmente vendendo 10 contratos futuros para a mesma data de vencimento.

Na liquidação por entrega, o vendedor do contrato futuro se compromete a entregar o produto nas especificações preestabelecidas no contrato. Nesse caso, os agentes envolvidos devem emitir um aviso de liquidação por entrega, de modo que a Bolsa possa classificar e determinar o local de entrega do produto, além da documentação que fornece a garantia para que o produto seja entregue dentro das especificações do contrato (SCHOUCHANA, 1997).

Na liquidação financeira, as posições são encerradas através de um indicador do preço à vista do mercado disponível do produto. De acordo com MARQUES e MELLO (1999), a liquidação financeira é uma forma de encerramento de posição por reversão, com a diferença de que o encerramento não é feito pela inversão de posições no pregão, mas sim através de indicador de preços definido pela Bolsa. Atualmente, apenas os contratos de café e algodão não possuem liquidação financeira.

### **3.2. Mercados futuros como antecipadores dos preços no mercado à vista**

Quando os preços futuros são conhecidos com certeza, não há razão para o estabelecimento de contratos futuros (CORNELL, 1981). No entanto, em mercados desregulamentados e, ou, com grande número de produtores e compradores, cuja volatilidade é alta, tal fenômeno não ocorre, demandando, assim, instrumentos de previsão do comportamento futuro dos preços.

Deve-se destacar que a volatilidade é um aspecto fundamental para o funcionamento do mercado futuro de um produto, pois, somente se os preços apresentarem algum grau de volatilidade significativo, os agentes participantes do mercado (*hedgers* e especuladores) se interessam por negociar contratos,

posto que a volatilidade introduz o componente da incerteza no preço futuro da mercadoria (PEROBELLI e SCHOUCHANA, 2000).

Os preços nos mercados físico e futuro, no entanto, raramente se movem na mesma proporção, sendo mais comum o deslocamento de ambos na mesma direção, com intensidade diferente e sem seguir proporção fixa (MARQUES e MELLO, 1999).

A relação entre os mercados físico e futuro é visualizada pela diferença entre o preço da mercadoria em ambos os mercados; é denominada base. De acordo com TSUNECHIRO (1983), a base, para cada mercadoria, pode ser influenciada por:

- a) Preço e qualidade da mercadoria no mercado físico.
- b) Data de vencimento do contrato.
- c) Local de entrega da mercadoria.

Normalmente, à medida que se aproxima o mês de vencimento do contrato, a base se reduz, em função da diminuição do custo de estocagem. No entanto, é possível que, em períodos próximos da data de entrega, os preços no mercado físico estejam num patamar mais elevado do que os preços no mercado futuro. Isso porque, segundo MARQUES e MELLO (1999), pode existir um prêmio, resultante do fato de que os mercados físico e futuro não são substitutos perfeitos até o último dia do vencimento do contrato, dado que o vendedor tem o direito de decidir se vai ou não entregar a mercadoria, podendo, ainda, decidir o dia e o local da entrega. Outro fator que está associado a esse fenômeno é o desconhecimento, por parte do comprador, da qualidade da mercadoria a ser entregue pelo vendedor, determinando, assim, a existência de um prêmio ao risco associado no preço à vista.

A base traz informações sobre os preços à vista no futuro, mas nem sempre ela é um estimador não-viesado desses preços, dado o padrão assimétrico da disponibilização das informações de mercado, que possibilita as operações de arbitragem (PERRAKIS e KHOURY, 1998).

O custo de estocagem – um dos componentes da base – dá a diferença entre o preço no mercado à vista e o preço futuro. No entanto, o preço de um contrato próximo ao vencimento é essencialmente um preço de mercado físico, pois a cotação está sendo estabelecida próxima à data-limite de negociação (TOMEK e ROBINSON, 1975).

Os preços futuros podem, ainda, ser vistos como previsões dos preços no mercado físico correspondentes ao mês de vencimento do contrato. No entanto, para TOMEK (1997), deve ser ressaltado que as previsões para horizontes de tempo grandes nem sempre são precisas, dadas a complexidade do conjunto de informações e as modificações deste ao longo do tempo. Essa precisão dos preços futuros tende a ser menor para períodos superiores a três meses antes da data de vencimento dos contratos. Assim, embora se possam considerar os preços no mercado futuro como previsões dos preços no mercado físico, suas cotações devem ser consideradas embutindo elevado grau de incerteza.

A capacidade de realização de operações de arbitragem e especulação é fundamental para que as mudanças no conjunto de informação dos participantes do mercado se expressem nos preços futuros, fazendo com que estes revelem, de modo mais eficiente, as expectativas das cotações do mercado à vista na data de vencimento.

As transações realizadas nos mercados futuros são importantes não só para a transferência de riscos entre agentes participantes, mas também para determinação de preços em datas futuras. Tais previsões servem de referência para decisões de plantio, produção, estocagem e processamento, tanto de agentes participantes quanto daqueles que não tomam posições nesse mercado (BLACK, 1976).

Previsões acuradas dos preços futuros permitem melhor alocação de recursos, reduzindo a variabilidade de custos de produção e comercialização. Mesmo as previsões feitas após a decisão de produção são úteis, pois auxiliam agentes envolvidos com processamento, comercialização e determinação dos preços no mercado à vista (TOMEK e ROBINSON, 1975).

A capacidade preditiva dos preços futuros é função: a) da natureza da mercadoria, b) da qualidade da informação sobre oferta e demanda e c) do grau e natureza da intervenção governamental. Além desses fatores, a capacidade de carregar estoques ao longo do ano-safra afeta a capacidade dos preços futuros como previsores do preço no mercado físico (KENYON et al., 1993).

HULL (1996) traçou importante relação entre os preços nos mercados físico e futuro. Se no mercado futuro houver mais especuladores comprados que vendidos, o preço futuro tenderá a ser menor que o preço à vista na data futura. Assim, os especuladores podem ter uma expectativa de lucro positiva, já que o preço futuro irá convergir para o preço à vista no vencimento. De modo análogo, o preço futuro tenderá a ser maior que o preço à vista esperado na data futura, se houver mais especuladores vendidos que comprados.

A convergência dos preços entre mercados físico (*PV*) e futuro (*PF*) nas datas próximas ao vencimento, embora seja um postulado da teoria de negociações em mercados futuros, é questionada em diversos estudos empíricos<sup>10</sup>. Isso porque se pode supor que o mercado corrija suas expectativas sobre os preços futuros do mercado físico tanto para cima como para baixo. Assim, quando  $PF = E[PV]$ , o lucro médio da posição em contratos futuros, no longo prazo, deverá ser zero (HULL, 1996). Contudo, se  $PF < E[PV]$ , fica caracterizada uma situação de risco sistemático positivo. Uma vez que os preços nos mercados físico e futuro devem ser iguais no vencimento do contrato, o preço futuro deverá subir, e o investidor pode obter lucros positivos assumindo posições compradas no mercado futuro. De maneira semelhante, quando  $PF > E[PV]$ , o agente pode obter lucros assumindo posições vendidas no mercado.

Observa-se, então, que estudos envolvendo a relação entre preços nos mercados físico e futuro de determinado produto constituem elemento importante na determinação do potencial especulativo de um mercado, da própria eficiência deste e da viabilidade da implantação de operações de *hedge* no mercado futuro (KOLB et al., 1983).

---

<sup>10</sup> A esse respeito, ver HULL (1996).

### 3.3. Modelos de previsão e tomada de decisão

Uma previsão adequada deve dar suporte a uma decisão minimizadora de risco por parte dos tomadores de decisão (HARRISON e STEVENS, 1976), sendo essencial para o planejamento individual e organizacional de agentes econômicos. Na atividade agropecuária, a necessidade de informações preditivas de variáveis de mercado é fundamental, dada a defasagem entre as decisões de produção e seus efeitos (VERE e GRIFFITH, 1990).

Existem diversas formas de se obterem previsões, desde métodos puramente subjetivos (opinião de especialistas) e modelos causais ou explanatórios (econométricos) até métodos extrapolativos (séries temporais) ou mesmo uma combinação destes (MAKRIDAKIS et al., 1982). Assim, uma das possíveis alternativas para reduzir a incerteza no processo de tomada de decisões econômicas é a utilização de modelos de previsão de séries temporais ou univariados. Baseados na análise somente da variável em si, tais modelos são construídos a partir de processos estocásticos especiais, que buscam estimar o valor futuro da variável em questão com base somente em seus valores passados.

Para GRANGER e NEWBOLD (1986), embora o conjunto de informações relativas ao comportamento de uma variável econômica qualquer não se restrinja somente ao comportamento passado da variável em si, os modelos de previsão univariados são importantes, na medida em que:

- a) Têm aplicação imediata a baixo custo, que é relacionado ao tempo de elaboração do modelo e do erro de previsão associado a este.
- b) Informações externas à série em estudo são de difícil obtenção ou apresentam custo elevado.
- c) As previsões obtidas podem ser utilizadas em combinação com outras, de modo a produzir uma previsão otimizada.
- d) Ao produzir uma previsão univariada, tem-se a possibilidade de determinar em que medida a oscilação da variável é explicada por seu comportamento

passado, dando uma idéia mais clara do padrão de comportamento da série e da necessidade de se considerarem fatores externos na sua interpretação.

- e) Para a maioria das séries de tempo em economia, a informação contida nestas é de grande importância, embora tal fato seja desconsiderado nas abordagens mais tradicionais envolvendo previsões econômicas, que buscam, na verdade, estabelecer relações de causa e efeito.

Existem diversos métodos em que uma série temporal é modelada com o objetivo de extrapolar seus valores futuros. Tais métodos divergem pelo grau de complexidade de suas abordagens e pelo tratamento dado às informações contidas na série.

A análise de séries temporais se aplica nos casos em que há um padrão persistente ou sistemático no comportamento da variável, que é possível de captar através de uma representação paramétrica (PINDYCK e RUBENFIELD, 1991). Entre os modelos mais utilizados, destacam-se os de suavizamento exponencial, de média móvel, Modelos Box & Jenkins, Modelos Estruturais, Modelos Bayesianos e de Redes Neurais.

Dois cuidados devem ser tomados na construção de modelos de previsão, de acordo com CHATFIELD (1995). A construção desses modelos assume a existência de um modelo “verdadeiro”, sem considerar a incerteza quanto à sua estrutura. Deve-se ressaltar, então, que a incerteza quanto ao modelo ideal deve ser considerada na construção de um modelo de previsão, que busca captar o comportamento de uma variável econômica. Também, deve ser evitado um processo comum na estatística, o *data mining* (“mineração de dados”), que força o ajuste de um modelo a um conjunto de dados. Feitas essas ressalvas, serão analisados os modelos a serem estimados neste trabalho.

A aplicação de métodos de séries temporais (modelos univariados de previsão) em estudos de economia agrícola teve início na década de 70 (ALLEN, 1994). Num estudo considerado clássico de comparação de modelos preditivos, MAKRIDAKIS et al. (1982) avaliaram o desempenho dos principais métodos extrapolativos então adotados (suavizamento exponencial, Modelos ARIMA,

Bayesianos e média móvel). A análise foi aplicada a 1.001 séries econômicas, tanto de variáveis macro quanto microeconômicas, além de dados demográficos, em diferentes intervalos de medida (mensal, trimestral e anual), mas com uma data de origem comum. De modo geral, os resultados indicaram que modelos mais elaborados estatisticamente não apresentam desempenho melhor em relação ao de modelos mais simples, como o de suavizamento exponencial, embora esses autores tenham ressaltado que a escolha do melhor modelo depende não só do tipo e da periodicidade da série a ser prevista, como também da medida de erro adotada e do horizonte de previsão.

Posteriormente, HILL et al. (1996) aplicaram os resultados dos modelos de MAKRIDAKIS et al. (1982) na comparação com Modelos de Redes Neurais nas mesmas séries temporais. Nas séries mensais e trimestrais, as Redes Neurais foram superiores, em capacidade preditiva, aos modelos tradicionais, destacando-se, principalmente, em séries que apresentavam descontinuidade.

VERE e GRIFFITH (1990) analisaram a acurácia preditiva de um conjunto de modelos para o mercado de ovelhas da região de *South Wales*, Austrália. Os modelos utilizados foram Modelos Econométricos (regressão linear), Modelos ARIMA e Modelos Estruturais. Os resultados indicaram que nenhum método é totalmente superior em todas as situações analisadas, devendo-se considerar o valor econômico da adoção das previsões em decisões aplicadas.

O desempenho comparado dos Modelos Estruturais de séries temporais com os Modelos ARIMA das principais séries macroeconômicas mensais dos EUA foi estudado por HARVEY (1985). Seus resultados indicaram melhor desempenho dos Modelos Estruturais para previsões de médio/longo prazo, decorrente de sua maior flexibilidade, fazendo com que a série seja decomposta em tendência, ciclo e sazonalidade.

Comparação similar foi feita por GARCÍA-FERRER et al. (1997) para séries mensais de vendas de automóveis na Espanha<sup>10</sup>. Partindo de uma análise que utiliza diversas medidas de erro, esses autores concluíram que nenhum

---

<sup>10</sup> Este e outros trabalhos não diretamente relacionados com o agronegócio são citados para mostrar não só a variabilidade de emprego dos modelos, mas para reforçar a utilidade da aplicação em diferentes situações.

modelo supera o outro completamente nas séries analisadas. Eles ressaltaram que pode ser enganoso generalizar acerca do desempenho de diferentes métodos de previsão com base apenas na agregação dos resultados das medidas de erro adotadas.

O estudo de ANDREWS (1994) comparou o desempenho preditivo dos Modelos Estruturais em relação a quatro modelos similares em complexidade: Modelos ARIMA, Bayesianos; Forsys e ARARMA, usando 111 séries econômicas dos EUA. Os Modelos Estruturais apresentaram o melhor desempenho, de acordo com o critério de erro médio absoluto percentual, para previsões mensais, trimestrais e anuais. Por sua vez, BACCHI (1995) aplicou a metodologia Box & Jenkins para previsão de preços de bovino, suíno e frango, utilizando também a modelagem de função de transferência para analisar a relação entre essas variáveis. A autora identificou relações de causalidade entre o preço do frango e o preço do bovino, além de previsões de curto prazo com bom desempenho, a partir de dados mensais entre 1978 e 1989.

Em estudo analisando os ciclos de preços na pecuária de corte, COUTO (1996) utilizou a modelagem estrutural de séries temporais para identificar componentes de naturezas sazonal e plurianual da série de preços do mercado à vista, entre 1975 e 1996. Seus resultados indicaram que a sazonalidade não se alterou no período, com o aumento no número de animais confinados não-determinando um novo padrão sazonal.

Outros autores compararam o desempenho de Modelos de Redes Neurais e Modelos ARIMA na previsão de preços. No caso do café, BRAGA e REZENDE FILHO (1996), utilizando dados mensais entre janeiro de 1980 e junho de 1995, constataram melhor desempenho dos Modelos de Redes Neurais sem, contudo, descartar a modelagem ARIMA na previsão de preços de produtos agrícolas.

FERNANDES et al. (1995) compararam o desempenho preditivo dos Modelos de Redes Neurais com Modelos Estruturais para o índice mensal de passageiros nas linhas aéreas dos EUA entre 1960 e 1971. Os resultados indicaram equilíbrio no desempenho preditivo de curto prazo nos dois modelos,

com a ressalva de que, para horizontes maiores, os Modelos de Redes Neurais apresentaram melhor desempenho preditivo.

Modelos Estruturais de séries temporais são comparados com Modelos ARIMA no estudo de VICENTE (1992), os quais foram aplicados na previsão das séries de produção brasileira de carne de frango e ovos. A comparação foi feita com base nas estatísticas de raiz do erro quadrado médio e U de Theil. Os resultados indicaram desempenho superior ao dos Modelos Estruturais nas séries analisadas.

O estudo de PORTUGAL (1995) visou comparar o desempenho preditivo dos Modelos de Redes Neurais com modelos tradicionais de previsão de séries temporais, Modelos ARIMA e Estruturais, na série de produção industrial do Estado do Rio Grande do Sul. Os resultados indicaram melhor desempenho dos Modelos Estruturais em previsões de curto prazo, ao passo que os Modelos de Redes Neurais foram superiores em previsões para horizontes maiores. Posteriormente, CORRÊA e PORTUGAL (1998) testaram a capacidade preditiva dos Modelos de Redes Neurais e Modelos Estruturais para previsão de séries com mudança estrutural. As séries utilizadas para esse fim foram as das taxas de inflação e do valor das importações brasileiras. Os resultados indicaram desempenho um pouco superior dos Modelos de Redes Neurais na identificação de quebras estruturais e na realização de previsões um passo à frente<sup>11</sup> após essas quebras.

FARAWAY e CHATFIELD (1995) compararam o desempenho preditivo dos Modelos ARIMA e de Redes Neurais na previsão da série *AIRLINE* de volume de passageiros em vôos nos EUA. Os resultados obtidos nas previsões de curto prazo e de médio e longo prazos evidenciaram desempenho, em geral, superior dos Modelos ARIMA.

Aplicando um Modelo de Redes Neurais para previsão dos preços mensais no mercado futuro de ouro e do índice de ações S&P 500 nos EUA, GRUDNITSKI e OSBURN (1993) utilizaram, também, uma estratégia de

---

<sup>11</sup> A expressão “um passo à frente” (*one step ahead*) corresponde à primeira previsão após a estimação do modelo.

negociação com as previsões. Os resultados indicaram que as Redes Neurais foram capazes de detectar 75% e 61% das mudanças nos preços das cotações S&P 500 e de ouro, respectivamente. Os retornos financeiros das operações também foram positivos, indicando o potencial da aplicação dessa metodologia nas operações de investimento em mercados futuros.

MONTEIRO et al. (1992) estudaram o desempenho preditivo dos Modelos Bayesianos univariados perante Modelos Estruturais e de função de transferência, no conjunto das séries de indicadores de produto da indústria, componentes do PIB, da balança comercial e indicadores de consumo e emprego. Os resultados indicaram que os Modelos Estruturais apresentaram comportamento preditivo de curto prazo melhor que os Modelos Bayesianos estimados, embora não apresentassem diferenças na capacidade preditiva em horizontes maiores.

Os resultados apresentados pelos diversos autores não são definitivos, no sentido de que existe vasto campo de estudo acerca da comparação do desempenho preditivo de modelos de previsão. Aspecto pouco explorado nesses estudos tem sido a aplicação dessas previsões por agentes econômicos, com o intuito de avaliar ganhos ou perdas, bem como o risco associado com decisões baseadas nesses modelos.

É importante considerar, ainda, que a capacidade preditiva dos modelos, nos diversos estudos apresentados, sofreu influência do padrão de comportamento temporal dos dados, fator que pode ser determinante no bom desempenho de um modelo em relação aos demais. Com relação a esse aspecto, têm-se diversos tipos de classificação dos modelos, tanto pela base conceitual quanto pelos tipos de previsões.

### **3.4. Formas de classificação**

Os modelos de previsão são um instrumento fundamental no processo de tomada de decisão em situações de incerteza. Previsões baseadas em estimativas subjetivas, opiniões de especialistas ou modelos estimados a partir de dados

históricas são utilizadas em diversas áreas, de modo a reduzir a probabilidade de se tomar uma decisão incorreta.

O avanço no desenvolvimento dos modelos de previsão nos últimos anos, em termos analíticos e computacionais, tem contribuído para que a construção desses tipos de modelos seja importante campo de pesquisa em economia aplicada (MARSHALL e OLIVER, 1995; DIEBOLD e WATSON, 1996).

No campo da tomada de decisões envolvendo risco, observou-se maior integração das previsões com o processo de tomada de decisão. Os principais elementos nesse processo de integração seriam, para MARSHALL e OLIVER (1995), os seguintes:

- a) Maior compreensão de como lidar com a incerteza e uma estrutura lógica de análise e discussão das conseqüências de uma ação (no caso, uma ação econômica).
- b) Identificação clara das fontes de incerteza, especialmente dos efeitos de novas fontes de informação e novas previsões.
- c) Identificação dos objetivos do tomador de decisão e do ambiente de decisão.
- d) Parcimônia na construção do modelo de previsão, facilitando a compreensão e implementação deste.

Assim, pode-se afirmar que a construção de modelos de previsão não é um fim em si mesmo, mas um instrumento fundamental para o processo de tomada de decisão. Ademais, o processo de *coleta de dados, previsão e tomada de decisão* deve ser um procedimento uniforme, com propósitos bem definidos (MARSHALL e OLIVER, 1995). O estabelecimento claro dos objetivos do modelo de previsão e uma estruturação parcimoniosa permitem, dessa forma, que este seja facilmente compreendido pelo tomador de decisão.

Deve-se, ainda, distinguir entre a *qualidade* da previsão e o *valor* desta para o tomador de decisões. A qualidade refere-se ao desempenho da previsão em termos estatísticos, independentemente do problema decisório. Já o valor da previsão está associado aos benefícios econômicos que o tomador de decisões

aufere quando se baseia em determinado modelo de previsão (MARSHALL e OLIVER, 1995).

Os modelos de previsão, em geral, podem ser classificados em qualitativos ou quantitativos (ABRAHAM e LEDOLTER, 1983). Os qualitativos são de natureza subjetiva, não dependendo necessariamente de dados referentes ao passado; e seus resultados não são reproduzíveis, uma vez que não há especificação explícita do método de incorporação de informações passadas na formação das previsões.

Já os modelos quantitativos possuem uma base matemático-estatística na formulação de suas previsões. Dada a técnica escolhida para formulação das previsões, os resultados podem ser reproduzidos. Os modelos quantitativos se dividem, ainda, entre Modelos Determinísticos e Modelos Probabilísticos.

Nos Modelos Determinísticos, a relação entre as variáveis explicativas ( $X_i$ ) e a variável de interesse ( $Y$ ) é do tipo funcional:

$$Y = f(X_1, K, X_p; \beta_1, K, \beta_m) \quad (1)$$

em que a forma da função  $f$  e do valor dos coeficientes  $\beta_i$  é conhecida e não estocástica.

Nos Modelos Probabilísticos, entretanto, as relações entre as variáveis são de natureza estocástica:

$$Y = f(X_1, K, X_p; \beta_1, K, \beta_m) + \varepsilon_t \quad (2)$$

envolvendo erros de medida, representados pelo termo  $\varepsilon_t$ , o qual corresponde à realização de determinada distribuição de probabilidade. Os coeficientes (ou parâmetros) são desconhecidos e têm que ser estimados a partir de informações passadas agregadas em séries temporais.

Modelos Probabilísticos que usam o passado de uma série  $Y_t$  para estimar os parâmetros com o objetivo de extrapolação dos valores dessa mesma série são conhecidos como Modelos Probabilísticos Univariados de Previsão, ou Modelos de Séries Temporais.

### 3.4.1. Modelos de Previsão de Séries Temporais

Embora seja difícil generalizar sobre modelos de previsão, dada a variedade de técnicas existentes e a complexidade da economia em diferentes níveis de agregação (GRANGER, 1996), podem-se definir duas categorias básicas de modelos econômicos de previsão, conforme descrição de KENNEDY (1992): Modelos de Previsão Causais ou Econométricos e Modelos de Séries temporais ou univariados.

Nos Modelos Econométricos ou Causais, a variável dependente é prevista, utilizando-se os valores estimados dos parâmetros da equação de regressão e os valores equivalentes das variáveis explicativas. Tais modelos variam em complexidade, desde aqueles com somente uma equação até os de equações simultâneas com muitas variáveis explicativas.

Já nos Modelos de Séries Temporais, a variável dependente tem seu comportamento explicado por fatores de tendência, sazonalidade, ciclo e um componente aleatório. Esses modelos têm como característica analisar o comportamento da variável dependente a partir do reconhecimento da dependência estatística de suas observações no tempo (FISCHER, 1982).

Existem diversos modelos que decompõem a série da variável dependente  $Y$  nesses fatores e, em seguida, realizam previsões com base no seu comportamento passado. Especificamente nos modelos univariados, a série  $Y$  tem seu comportamento representado por valores defasados no tempo. As previsões são, então, influenciadas pelo padrão de comportamento da série ao longo do tempo e a inter-relação entre as observações, seqüenciadas.

A importância e o potencial dos Modelos de Séries Temporais estão na rapidez e no baixo custo de obtenção dessas estimativas, além de serem a única alternativa quantitativa viável quando não existem meios de se obterem informações sobre outras variáveis relevantes (NEWBOLD e GRANGER, 1974). Tal caso pode ocorrer conforme FISCHER (1982), quando: a) os movimentos da variável são atribuídos a fatores não-mensuráveis diretamente; b) mesmo

mensuráveis, os coeficientes possuem erros-padrão grandes; e c) os custos de quantificação dessas variáveis explicativas são grandes.

Estendendo essas condições, podem-se definir critérios para viabilidade do uso de Modelos de Previsão de Séries Temporais, de acordo com GRIFFITHS et al. (1993):

a) O único objetivo é a previsão de curto prazo; b) o desenvolvimento de um modelo econômico explicando o comportamento da variável a ser prevista requer montantes significativos de tempo, dados e dedicação; e c) há número suficientemente grande de dados da variável a ser prevista.

ABRAHAM e LEDOLTER (1983) definiram cinco critérios para escolha do modelo adequado para elaboração de previsões de uma variável. Tais critérios são: a) grau de precisão requerido, b) horizonte de previsão, c) limite de custos para produção da previsão, d) grau de complexidade e e) disponibilidade dos dados.

A partir desses critérios, pode-se definir um conjunto de modelos adequados para estimação de valores de uma variável específica. Tais modelos teriam como objetivo sinalizar para os agentes o comportamento mais provável da variável-chave no processo de tomada de decisão, minimizando os riscos associados.

### **3.4.2. Tipos de previsões**

Paralelamente à classificação dos modelos de previsão em qualitativos ou quantitativos, é possível classificar as previsões em si, quanto a temporalidade, abrangência e horizonte. Tais aspectos são importantes na determinação do objetivo para o qual as previsões são construídas.

Em termos temporais, existem dois tipos de previsões que devem ser considerados: previsões *ex-ante* e *ex-post* (PINDYCK e RUBENFIELD, 1991). As previsões *ex-ante* estimam valores da variável dependente além do período de estimação, ou seja, além dos valores conhecidos da variável. Na *ex-post*, os valores previstos da variável analisada já são conhecidos, possibilitando, então, a

verificação dos valores previstos com os valores observados da variável em questão, de modo a verificar se o modelo estimado é ou não o mais adequado para descrever o processo estocástico dessa variável.

Neste estudo, as previsões serão de natureza *ex-post*, viabilizando, assim, a comparação dos modelos univariados considerados com as cotações futuras da BM&F.

Quanto à abrangência, os tipos de previsões que podem ser então construídos são: a) previsões pontuais e b) previsões de intervalos (PINDYCK e RUBENFIELD, 1991).

No primeiro caso, o modelo prevê um único valor para cada período de previsão, ao passo que no segundo caso o modelo indica, para cada período de previsão, um intervalo de confiança, no qual o valor previsto está inserido. Neste, dado o papel relevante da incerteza no processo de tomada de decisões econômicas, tem-se que a previsão pontual (de uma variável  $Y$ ) é limitada e deve estar associada a um indicador dessa incerteza, que seria a previsão de intervalos (GRANGER, 1996). A determinação do tamanho desse intervalo de previsão é problemática, uma vez que depende da natureza dos dados (se qualitativos ou quantitativos), do problema analisado e do comportamento da série ao longo do tempo. No entanto, como as previsões obtidas no presente estudo objetivam a simulação de decisões de compra e venda de contratos, as previsões serão pontuais, de modo a sinalizar com mais precisão a tendência dos preços e o sinal de compra/venda, possibilitando avaliação mais precisa dos ganhos/perdas incorridos com a aplicação de cada modelo.

O horizonte de previsão, de curto ou longo prazos, é outro elemento importante, ao determinar o alcance das previsões de um modelo específico. Previsões de curto prazo são importantes para obtenção de ganhos em decisões imediatas, ao passo que previsões de longo prazo têm maior relevância no planejamento e na elaboração de políticas.

Em ambientes com alto grau de incerteza, o horizonte de previsão deve ser de curto prazo, dadas a alta volatilidade das variáveis envolvidas e a necessidade de se minimizar o risco no processo de tomada de decisão.

Deve-se levar em conta ainda, conforme destacou CHATFIELD (1996):

- a) Em que grau as previsões serão utilizadas, verificando se o modelo é construído para fins descritivos além de preditivos.
- b) A presença de incerteza quanto ao modelo e reconhecer que não há solução simples para o problema.
- c) Existência de um viés quanto à inferência do melhor modelo com base nos dados.
- d) Modelos estatisticamente complexos geralmente não são superiores aos mais simples.

Dessa forma, as previsões obtidas dos modelos aqui considerados foram constituídas para fins eminentemente preditivos, reconhecendo-se a existência de incerteza quanto à forma ideal de modelos. Considera-se, ainda, o possível viés que o padrão de comportamento dos dados pode colocar na obtenção dos resultados. Por fim, a complexidade na modelagem estatística não deve ser vista como fator determinante no desempenho dos modelos.

## **4. REFERENCIAL EMPÍRICO**

A metodologia utilizada fundamenta-se na construção de modelos univariados de previsão de preços com base em dados de séries temporais. Há grande variedade de modelos aplicáveis a estudos desta natureza. Para fins desta pesquisa, optou-se por selecionar os Modelos ARIMA, Estruturais, Bayesianos e de Redes Neurais, os quais, segundo a literatura citada, captam de modo coerente o padrão de comportamento das séries de preços.

### **4.1. Modelos ARIMA**

Os Modelos ARIMA (Auto-regressivo – Integrado – Média móvel), inicialmente formulados por BOX e JENKINS (1976), baseiam-se na idéia de que uma série temporal não-estacionária pode ser modelada a partir de  $d$  diferenciações e da inclusão de um componente auto-regressivo e um componente média móvel.

A maioria das séries econômicas são não-estacionárias, no sentido de que a média e a variância não sejam constantes (GRANGER e NEWBOLD, 1986). No entanto, tais séries podem, de acordo com KENNEDY (1992), ser transformadas em séries estacionárias por diferenciação (e, se necessário, logaritmizadas para remover a heterocedasticidade).

Séries não-estacionárias, em que as observações são descritas por tendências estocásticas, são conhecidas como séries não-estacionárias homogêneas (ABRAHAM e LEDOLTER, 1983). Tomando sucessivas diferenças<sup>12</sup>  $\nabla y_t, \nabla^2 y_t, \dots$ , a série não-estacionária homogênea  $y_t$  pode ser convertida em uma série estacionária  $z_t$ :

$$z_t = \nabla^d y_t = (1 - B)^d y_t \quad (3)$$

sendo  $z_t$  um processo estacionário, ele pode ser descrito através de uma modelagem ARMA ( $p, q$ ), da seguinte forma:

$$\phi_p(B)z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (4)$$

que, ao se considerar a diferenciação de  $y_t$ , corresponderá a um Modelo ARIMA( $p, d, q$ ), com

$$\phi_p(B)(1 - B)^d y_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (5)$$

em que  $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$  é o operador auto-regressivo AR( $p$ ),  $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$  é o operador média móvel MA( $q$ ) e  $a_t$  é um processo ruído branco. Se  $\theta_0$  for diferente de zero, a série integrada apresentará tendência determinística, ou seja, a série apresenta tendência crescente ou decrescente, que é independente dos distúrbios aleatórios (PINDYCK e RUBENFIELD, 1991).

De acordo com BOX e JENKINS (1976), a modelagem ARIMA deve seguir três passos básicos antes de se proceder aos cálculos das previsões para a variável  $y_t$ : a) identificação/seleção do modelo, b) estimação e c) verificação. O passo mais importante é o primeiro, em que se determinam os valores apropriados de  $p, d$  e  $q$ .

Dada a série  $y_t$ , o primeiro passo na identificação do modelo consiste em realizar transformações para estabilizar a variância da série, se a variância muda com o nível. Nesse caso, uma possível transformação consiste em logaritmizar a série, o que, na maioria das vezes, estabiliza a sua variância (ABRAHAM e LEDOLTER, 1983).

---

<sup>12</sup>  $\nabla$  é o operador de diferenças,  $\nabla = 1 - B$ ; e  $B$  é o operador de defasagens,  $B^m y_t = y_{t-m}$ .

Em seguida, deve-se determinar o grau de homogeneidade/diferenciação  $d$ , correspondente ao número de vezes que a série deve ser diferenciada para apresentar estacionariedade. Para isso, pode-se examinar a função de autocorrelação  $\rho_k$  da série original  $y_t$ , que indica a co-variância entre  $y_t$  e  $y_{t-k}$  normalizada pela variância de  $y_t$ <sup>13</sup>. O equivalente amostral de  $\rho_k$  é

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2} \quad (6)$$

Para que a série seja considerada estacionária,  $r_k$ , o coeficiente de autocorrelação amostral de ordem  $k$  deve declinar rapidamente para zero à medida que o grau de defasagem  $k$  aumenta (GREENE, 1997). Assim, o autocorrelograma amostral consiste em traçar um gráfico que indica os valores de  $r_k$  para cada grau de defasagem  $k$ .

Paralelamente, deve-se verificar o comportamento do coeficiente de autocorrelação parcial  $\rho_k^*$ , que, de acordo com a definição de GREENE (1997), consiste na correlação simples entre  $y_t$  e  $y_{t-k}$ , subtraída da porção linearmente explicada pelas defasagens anteriores (menores que  $k$ ). Em termos algébricos:

$$\rho_k^* = \text{Corr}\left[y_t - E^*(y_t | y_{t-1}, \mathbf{K}, y_{t-k+1}), y_{t-k}\right] \quad (7)$$

em que  $E^*(y_t | y_{t-1}, \mathbf{K}, y_{t-k+1})$  é a melhor previsão linear de  $y_t$  feita com  $y_{t-1}, \dots, y_{t-k+1}$ .

O equivalente amostral de  $\rho_k^*$  é representado por

$$r_k^* = \frac{\sum_{t=k+1}^T y_t^* y_{t-k}^*}{\sum_{t=k+1}^T (y_{t-k}^*)^2} \quad (8)$$

sendo  $y_t^*$  e  $y_{t-k}^*$  os resíduos das regressões de  $y_t$  e  $y_{t-k}$  em  $[1, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k+1}]$ .

O autocorrelograma parcial é a representação gráfica da relação de  $r_k^*$  em diferentes graus de defasagem. Cada autocorrelação amostral (simples e parcial)

---

<sup>13</sup>  $\rho_k = \text{cov}(y_t, y_{t-k})/\text{var}(y_t)$ , sendo  $-1 \leq \rho_k \leq 1$ .

seguirá uma distribuição tipo ruído branco, com média zero e variância  $1/\sqrt{T}$ . A estatística  $Q$ , de Ljung-Box:

$$Q = T(T + 2) \sum_{k=1}^p \frac{r_k^2}{T - k} \quad (9)$$

em que  $T$  é o número de observações utilizadas para testar se a série é ruído branco.  $Q$  segue uma distribuição  $\chi^2$ , com  $p$  graus de liberdade. Se o valor encontrado para a estatística  $Q$  for maior que o valor crítico para uma defasagem  $k$ , a série não segue um processo ruído branco e, conseqüentemente, não é estacionária.

Outro modo de se verificar a estacionariedade de uma série é através do teste de Dickey-Fuller Expandido (GREENE, 1997). Esse teste equivale à verificação da hipótese de existência de raiz unitária na regressão

$$\Delta y_t = \mu + \gamma^* y_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \phi_j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (10)$$

em que  $\phi_j = - \sum_{k=j+1}^p \gamma_k$

$$\gamma^* = \left( \sum_{i=1}^p \gamma_i \right) - 1$$

testando-se a hipótese de que  $\gamma^*$  é igual a zero. Se esse coeficiente é estatisticamente diferente de zero, rejeita-se a hipótese de que a série  $Y$  contém raiz unitária. Caso a série apresente raiz unitária ( $\gamma^*$  é estatisticamente igual a zero), a introdução de choques trará efeitos permanentes na sua evolução temporal, demandando, assim, a modelagem de seus componentes auto-regressivos e de média móvel.

Segundo GREENE (1997), o processo de determinação da ordem do Modelo ARIMA  $(p,d,q)$  é essencialmente um processo de tentativa e erro. Como regra, a parcimônia na escolha da ordem do processo é um princípio importante para evitar os problemas de *overfitting*, ou superajustamento<sup>14</sup>. Assim, ao visualizar o autocorrelograma e o autocorrelograma parcial, deve-se considerar o menor grau de defasagem.

---

<sup>14</sup> A esse respeito, ver KENNEDY (1992) e ABRAHAM e LEDOLTER (1983).

Num processo ARIMA típico, tanto o autocorrelograma quanto o autocorrelograma parcial decrescem à medida que  $k$  aumenta. O correlograma determina a ordem do processo MA, ao passo que o correlograma parcial determina a ordem do processo AR. Se o correlograma decresce a valores próximos de zero após uma defasagem  $k$ , a ordem do processo MA( $q$ ) será  $q = k$ . O mesmo princípio se aplica ao correlograma parcial para o processo AR( $p$ ).

Como regra, o autocorrelograma decresce a valores próximos de zero após  $q - p$  defasagens, ao passo que o autocorrelograma parcial tende a zero após  $p - q$  defasagens. Eventualmente, quando  $k > q - p$ , o correlograma é determinado pela parcela auto-regressiva do modelo. Já o correlograma parcial seria determinado pela parte média móvel quando  $k > p - q$  (ABRAHAM e LEDOLTER, 1983).

Como última etapa do processo de identificação, deve-se verificar se é necessário incluir o termo  $\theta_0$  presente na equação (5), representando o parâmetro de tendência determinística. Tal verificação é feita ao se comparar a média amostral  $\bar{z}$  da série diferenciada, com o seu desvio-padrão dado por

$$s(\bar{w}) \cong \left[ \frac{c_0}{T} (1 + 2r_1 + 2r_2 + \dots + 2r_k) \right]^{1/2} \quad (11)$$

em que  $c_0$  é a variância amostral,  $r_1, \dots, r_k$  são as  $k$  autocorrelações significativas da série diferenciada e  $T$  é igual ao número de observações (ABRAHAM e LEDOLTER, 1983).

Se  $\bar{z}$  for estatisticamente diferente de zero, a série  $y_t$  deve possuir um componente tendencial no seu modelo descritivo. Essa tendência poderá ser crescente ( $\theta_0 > 0$ ) ou decrescente ( $\theta_0 < 0$ ). Se  $\bar{z}$  for estatisticamente igual a zero, isso significa que o Modelo ARIMA representa somente as tendências estocásticas que correspondem a oscilações relacionadas tanto ao nível quanto à inclinação da série (FISCHER, 1982).

Concluído o processo de identificação do Modelo ARIMA ( $p, d, q$ ), procede-se, então, à estimação deste. Com esse intuito, pode-se reescrever a equação (5) como

$$a_t = \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} + z_t - \phi_1 z_{t-1} - \dots - \phi_p z_{t-p} \quad (12)$$

dado o pressuposto de que  $a_t$  é independente e representado por uma distribuição normal com média zero e variância  $\sigma^2$ , a função de densidade de probabilidade de  $\underline{a} = (a_1, a_2, \dots, a_T)'$  é dada por

$$p(\underline{a} | \underline{\phi}, \underline{\theta}, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-T/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^T a_t^2\right] \quad (13)$$

com  $\underline{\phi} = (\phi_1, \dots, \phi_p)'$  e  $\underline{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_q)'$ . O estimador da função de máxima verossimilhança dos parâmetros  $\phi$ ,  $\theta$  e  $\sigma^2$  são os valores que maximizam, ou seja:

$$L(\phi, \theta, \sigma^2 | \underline{z}) = g_1(\phi, \theta, \sigma^2) \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1-p-q}^T E^2(u_t | z, \phi, \theta, \sigma^2)\right] \quad (14)$$

$$\text{com } u_t = \begin{cases} a_t & t = 1, 2, \dots, T \\ g_2(\underline{a}_*, \underline{z}_*) & t \leq 0 \end{cases}$$

em que  $g_1$  é uma função dos parâmetros  $\underline{\phi}$ ,  $\underline{\theta}$  e  $\sigma^2$ , e  $g_2$  é uma função linear dos valores iniciais não-observáveis  $\underline{a}_* = (a_{1-q}, \dots, a_{-1}, a_0)$  e  $\underline{z}_* = (z_{1-p}, \dots, z_{-1}, z_0)$ , que são utilizados na avaliação de  $a_1, a_2, \dots, a_n$  na equação (12). As funções  $g_1$  e  $g_2$  dependem da ordem observada do modelo. Esse procedimento visa encontrar os vetores  $\underline{\phi}$  e  $\underline{\theta}$ , tal que a soma das diferenças quadradas entre os pontos observados na amostra e os esperados pela estimativa obtida seja mínima.

O processo de estimação é complexo, requerendo um método iterativo de cálculo. Uma alternativa consiste em iniciar o processo iterativo, assumindo-se que  $z_*$  e  $a_*$  são iguais a zero (BOX e JENKINS, 1976). Já HAMILTON (1994) recomendou a utilização do filtro de Kalman para encontrar a função de verossimilhança exata do Modelo ARIMA.

Obtida a estimação, procede-se à verificação do modelo, a qual é realizada, analisando-se o comportamento dos resíduos  $\bar{a}_t$ . Especificamente, deve-se verificar se os resíduos  $\bar{a}_t$  seguem um processo tipo ruído branco, ou seja,  $\bar{a}_t$  deve apresentar média próxima de zero, variância constante e correlações não-significativas (ABRAHAM e LEDOLTER, 1983). Para a primeira condição, compara-se a média amostral  $\bar{\bar{a}}_t$  com seu desvio-padrão, ao passo que para verificar a segunda condição se deve examinar a representação gráfica dos

resíduos. No caso da correlação destes, devem-se calcular as autocorrelações amostrais, ou seja:

$$r_{\bar{a}}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^T (\bar{a}_t - \bar{\bar{a}})(\bar{a}_{t-k} - \bar{\bar{a}})}{\sum_{t=1}^T (\bar{a}_t - \bar{\bar{a}})^2} \quad (15)$$

comparando-as com o desvio-padrão, que corresponde aproximadamente a

$$s[r_{\bar{a}}(k)] \cong T^{-1/2} \quad (16)$$

Caso  $\bar{a}_t$  não atenda a uma dessas condições, o modelo deve ser especificado novamente.

Com a conclusão dos três passos básicos (identificação, estimação e verificação), é possível calcular previsões para os valores futuros de  $y_t$ . O modelo (5) é então, conforme ABRAHAM e LEDOLTER (1983), representado em um formato equivalente:

$$y_t = \pi_1 y_{t-1} + \pi_2 y_{t-2} + K + a_t \quad (17)$$

sendo os pesos  $\pi$  dados por

$$1 - \pi_1 B - \pi_2 B^2 - K = \frac{\phi_p(B)(1-B)^d}{\theta_q(B)} \quad (18)$$

O objetivo dessa estimação consiste em prever  $y_{T+l}$  ( $l \geq 1$ ) como resultado de uma combinação linear das observações  $y_T, y_{T-1}, K$ . Consideraram-se, então, previsões do tipo

$$y_T(l) = \eta_0 y_T + \eta_1 y_{T-1} + \eta_2 y_{T-2} + K \quad (19)$$

que pode também ser representado por uma combinação linear dos distúrbios passados:

$$y_T(l) = \xi_0 a_T + \xi_1 a_{T-1} + \xi_2 a_{T-2} + K \quad (20)$$

Os coeficientes  $\eta_j$  e  $\xi_j$  ( $j \geq 0$ ) são constantes, que devem ser calculados atendendo ao critério de minimização do erro quadrado médio de previsão (EQMP). Usa-se o peso  $\psi$  em  $\psi(B) = \theta_q(B)\phi_p^{-1}(B)(1-B)^d$ , para que o modelo possa ser escrito em sua representação de filtro linear:

$$y_{T+l} = a_{T+l} + \psi_1 a_{T+l-1} + K + \psi_{l-1} a_{T+1} + \psi_l a_T + \psi_{l+1} a_{T-1} + K \quad (21)$$

fazendo com que o EQMP seja expresso por

$$\begin{aligned} E[y_{T+l} - y_T(l)]^2 &= E[a_{T+l} + \psi_1 a_{T+l-1} + K + \psi_{l-1} a_{T+1} + \\ &+ (\psi_1 - \xi_0) a_T + (\psi_{l+1} - \xi_1) a_{T-1} + K]^2 \\ &= (1 + \psi_1^2 + K + \psi_{l-1}^2) \sigma^2 + \sum_{j=0}^{\infty} (\psi_{l+j} - \xi_j)^2 \sigma^2 \end{aligned} \quad (22)$$

A expressão (21) é minimizada quando  $\xi_j = \psi_{l+j}$  ( $j = 0, 1, 2, \dots$ ), levando, então, à previsão com o erro quadrado médio mínimo (EQMM):

$$y_T(l) = \psi_l a_T + \psi_{l+1} a_{T-1} + K \quad (23)$$

com o erro de previsão dado por

$$e_T(l) = y_{T+l} - y_T(l) = a_{T+l} + \psi_1 a_{T+l-1} + K + \psi_{l-1} a_{T+1} \quad (24)$$

e a variância por

$$V[e_T(l)] = \sigma^2 (1 + \psi_1^2 + \psi_2^2 + K + \psi_{l-1}^2) \quad (25)$$

A equação (22) expressa a previsão de EQMM como combinação linear de choques aleatórios em  $T$  e  $T-1, T-2, \dots$ .

A atualização da previsão para  $T+l+1$  pode ser encontrada a partir da equação (23), adaptada para  $y_{t+l+1}$ , ou seja:

$$y_{T+1}(l) = y_T(l+1) + \psi_l a_{T+1} = y_T(l+1) + \psi_l [y_{T+1} - y_T(1)] \quad (26)$$

A atualização da previsão é uma combinação linear da previsão anterior de  $y_{T+1+1}$ , feita no instante  $T$ , com o erro de previsão um passo à frente mais recente, representado por

$$e(1) = y_{T+1} - y_T(1) = a_{T+1} \quad (27)$$

Segundo GRANGER e NEWBOLD (1986), a metodologia de Box & Jenkins deve ser aplicada em séries com mais de 50 observações, em casos em que as características estruturais são desconhecidas. Ademais, de acordo com ROCHE (1995), a abordagem ARIMA é considerada bem ajustada a séries complexas (como séries de preço de produtos agrícolas), em que o padrão subjacente da série em estudo não é diretamente observável.

FISCHER (1982) ressaltou outro importante aspecto dos Modelos ARIMA, relacionado ao limite do horizonte de previsão. Segundo esse autor, os ARIMA apresentam a característica geral de suas previsões tenderem à média

quando o horizonte de previsão aumenta. Assim, o potencial de previsão desses modelos está limitado a horizontes de curto prazo. Ainda com relação a esse aspecto, HAMILTON (1994) salientou que, para horizontes de previsão maiores que a ordem  $q$  do componente MA, as previsões seguem uma equação diferencial de ordem  $p$  direcionada somente pelos parâmetros auto-regressivos.

#### 4.1.1. Operacionalização dos Modelos ARIMA

Os passos da construção dos Modelos ARIMA para as séries em estudo seguem aqueles propostos por BOX e JENKINS (1976). Inicialmente, é feito um teste de raiz unitária para verificação da estacionariedade da série. Sendo esta não-estacionária, procede-se à diferenciação até a série se tornar estacionária. Em seguida, verificam-se o correlograma e o correlograma parcial, partindo, então, para a construção do modelo da forma mais parcimoniosa possível.

Em seguida, procede-se à verificação do correlograma dos resíduos. Se estes não seguem um processo ruído branco, acrescenta-se mais um termo AR, ou MA, seguindo a indicação dos coeficientes das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial. Obtendo resíduos do tipo ruído branco, procede-se, então, ao cálculo da previsão. O *software* Eviews 3.0<sup>®</sup> é utilizado na construção dos Modelos ARIMA.

## 4.2. Modelos Estruturais

Os Modelos Estruturais surgiram como alternativa aos Modelos de Box & Jenkins (VICENTE, 1992). Em tais modelos, a série ( $y_t$ ) é decomposta em termos da tendência ( $\mu_t$ ), do ciclo ( $\psi_t$ ), da sazonalidade ( $\gamma_t$ ) e de um componente irregular ( $\varepsilon_t$ ):

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \psi_t + \varepsilon_t \quad (28)$$

A especificação de cada um dos componentes fornece o modelo completo. A equação (28) também é conhecida como *equação das medidas* ou *equação das observações*. Existem diversas variantes dessa equação básica, que divergem

desta pela ausência de um dos componentes ou pela relação destes (que pode ser multiplicativa), em função da natureza dos dados analisados<sup>15</sup>.

A operacionalização do modelo é obtida, adotando-se o Modelo de Espaço de Estados e utilizando o *filtro de Kalman* para atualização seqüencial dos componentes não-observáveis.

De acordo com SOUZA (1989), a formulação em espaço de estados pode ser definida como

*Um processo estocástico estacionário ou não, baseado na propriedade de Sistemas Markovianos que estabelece a independência do futuro do processo em relação ao seu passado, dado o estado presente. Nesses sistemas, o estado do processo condensa toda a informação do passado necessária para a predição do futuro.*

A representação em espaço de estados é feita através de um sistema de duas equações dinâmicas, que descrevem a maneira pela qual as observações são geradas em função do vetor de estados e da evolução dinâmica desse vetor. Assim, a abordagem de espaço de estados serve para reformular o modelo, atualizando-o para novas observações da série  $Y_t$ . O filtro de Kalman é, então, utilizado para criar uma estimativa ótima do estado, buscando estimativas dos componentes através de um algoritmo específico. Esse filtro consiste, basicamente, de um algoritmo que fornece estimativas atualizadas do vetor de estados a cada instante de tempo.

SOUZA (1989), ABRAHAM e LEDOLTER (1983) e POLE et al. (1994) descreveram o modelo de espaço de estados a partir de um Modelo Linear Dinâmico (MLD), da seguinte forma

$$y_t = \underline{F}_t' \underline{\theta}_t + v_t \quad (29)$$

$$\underline{\theta}_t = \underline{G}_t \underline{\theta}_{t-1} + \underline{\omega}_t \quad (30)$$

---

<sup>15</sup> Para desenvolvimento completo do modelo, ver SOUZA (1989).

em que<sup>16</sup>

$y_t$  = o processo representando a observação do sistema no instante  $t$ ;

$\underline{F}_t$  = um vetor  $m \times 1$  conhecido para todo  $t = 1, 2, \dots, m$ ;

$\underline{\theta}_t$  = o vetor  $m \times 1$  representando o estado do sistema em  $t$  (*vetor de estado*);

$\underline{G}_t$  = uma matriz  $m \times m$  conhecida para todo  $t = 1, 2, \dots, m$ ;

$v_t$  = a perturbação associada às observações, seguindo um processo ruído branco gaussiano com variância  $V_t$ ; e

$\underline{w}_t$  = um vetor  $m \times 1$  da perturbação associada ao estado, também um processo ruído branco gaussiano vetorial com matriz de co-variância  $W_t$   $m \times m$ .

Assume-se ainda que  $E[v_t, \underline{w}_{t-k}] = 0$  para todo  $k = 0, 1, 2, \dots$ .

A equação (29) descreve a forma pela qual as observações do processo são geradas em função do vetor de estado e é correspondente à *equação das medidas ou das observações* (28). A equação (30) representa a evolução dinâmica do vetor de estado não-observado e é conhecida como *equação do sistema ou de transição*.

Nesse contexto, assume-se que tanto a equação das medidas quanto a equação do sistema são lineares. Pode-se, então, definir o MLD se as quantidades  $\underline{F}_t$ ,  $\underline{G}_t$ ,  $V_t$  e  $\underline{W}_t$  são conhecidas; sendo  $V_t$  e  $\underline{W}_t$  constantes no tempo, tem-se o conjunto

$$M_t = (\underline{F}_t, \underline{G}_t, V, \underline{W}) \quad (31)$$

em que  $M_t$  é o *vetor de caracterização* do MLD conforme HARRISON e STEVENS (1976).

Essa formulação geral do MLD permite que qualquer modelo linear possa ser colocado na formulação de espaço de estados. No caso do Modelo Estrutural básico sob a forma de fatores (equação (28)), a formulação MLD terá o vetor  $M_t$  expresso pela equação 31, com

$$\underline{F}_t = [1 \quad 0 \quad 1 \quad 0K \quad 0]_{(s+1) \times 1}' \quad (32)$$

$$V = V_\varepsilon \quad (33)$$

---

<sup>16</sup> Os termos sublinhados em itálico correspondem a matrizes.

$$\underline{G}_t = \left[ \begin{array}{cc|cccc} 1 & 1 & & & & & \\ 0 & 1 & & 0_{2 \times (s-1)} & & & \\ - & - & - & - & - & - & \\ & & & -1 & -1 & \Lambda & -1 \\ 0_{(s-1) \times 2} & & & 1 & 0 & K & 0 \\ & & & 0 & 1 & K & 0 \\ & & & K & K & K & K \\ & & & 0 & 0 & K & 1 \end{array} \right]_{(s+1) \times (s+1)} \quad (34)$$

$$\underline{W} = \left[ \begin{array}{cc|cccc} V_\mu & 0 & & & & & \\ 0 & V_\beta & & 0_{2 \times (s-1)} & & & \\ - & - & - & - & - & - & \\ & & & V_w & 0 & K & 0 \\ 0_{(s-1) \times 2} & & & 0 & 0 & K & 0 \\ & & & K & K & K & M \\ & & & 0 & 0 & K & 0 \end{array} \right] \quad (35)$$

em que “s” indica o comprimento sazonal, sendo o vetor de estado expresso por

$$\underline{\theta}_t = [\mu_t \quad \beta_t: \gamma_t \quad \gamma_{t-1} \quad K \quad \gamma_{t-s-2}]'_{(s-1) \times 1} \quad (36)$$

As previsões de  $y_t$  são obtidas pelo algoritmo do filtro de Kalman, que atualiza os estimadores da equação 36. A atualização é feita do seguinte modo:

em “t - 1” são conhecidos os valores de:

$\underline{m}_{t-1}$ , que é o estimador do Erro Quadrático Médio (EQM) mínimo de  $\underline{\theta}_{t-1}$  baseado em  $y_t, \dots, y_{t-1}$ :

$$\underline{m}_{t-1} = E[\underline{\theta}_{t-1|t-1}] \quad (37)$$

$\underline{C}_{t-1}$ , que é a matriz de variância do estimador EQM:

$$\underline{C}_{t-1} = Var(\underline{\theta}_{t-1|t-1}) \quad (38)$$

no instante “t”, podem-se calcular as características do estimador EQM de  $\underline{\theta}_t$ , dado o conhecimento do sistema até t-1, ou seja,  $\underline{\theta}_{t|t-1}$ . Fazendo  $\underline{a}_t = E[\underline{\theta}_{t|t-1}]$

e  $\underline{R}_t = Var(\underline{\theta}_{t|t-1})$ , tem-se que

$$\underline{a}_t = \underline{G}_t \cdot \underline{m}_{t-1} \quad (39)$$

$$\underline{R}_t = \underline{G}_t \cdot \underline{C}_{t-1} \cdot \underline{G}_t' + \underline{w} \quad (40)$$

Pode-se, então, atualizar os estimadores  $\underline{a}_t$  e  $\underline{R}_t$  do vetor de estado, observando  $y_t$  no instante t da seguinte forma:

$$\underline{m}_t = \underline{a}_t + \underline{R}_t \cdot \underline{F}_t \cdot (z_t - \underline{F}_t \cdot \underline{a}_t) / f_t \quad (41)$$

$$\underline{C}_t = \underline{R}_t - \underline{R}_t \cdot \underline{F}_t \cdot \underline{F}_t' \cdot \underline{R}_t / f_t \quad (42)$$

em que

$$f_t = \underline{F}_t' \cdot \underline{R}_t \cdot \underline{F}_t + v \quad (43)$$

As equações (39) a (43) constituem o filtro de Kalman, que permite a atualização seqüencial do vetor de estado no instante  $t-1$  para o instante  $t$ . Na equação 41, o valor atualizado de  $\underline{m}_t$  corresponde ao seu estimador corrente  $\underline{a}_t$  somado a um termo de correção associado ao erro de previsão cometido no instante  $t$ , ou seja,  $z_t - \underline{F}_t' \cdot \underline{a}_t$ , ponderado pelo fator  $\underline{R}_t \underline{F}_t / f_t$ , chamado de *ganho do sistema*, ou *ganho de Kalman*.

O algoritmo do filtro de Kalman requer que os valores  $\underline{m}_0$  e  $\underline{C}_0$  sejam previamente conhecidos. Tais valores podem ser obtidos a partir das  $k$  primeiras observações, como também a partir de uma *priori* difusa, ou seja, fazendo  $\underline{m}_0 =$  constante ( $\underline{m}_0 = 0_{m \times 1}$ , por exemplo) e  $\underline{C}_0 = c I_{m \times m}$ , em que “ $c$ ” é “um número real grande o suficiente para refletir a ignorância a respeito do estado inicial” (SOUZA, 1989; HARVEY, 1984).

Assim, as previsões dos valores futuros condicionais à origem  $t$ , ou seja,  $Y_{t+j|t}$  são obtidas diretamente do MLD, fazendo  $t \Rightarrow t+j$  nas equações 29 e 30 e considerando os valores atualizados de  $\underline{\theta}_{t|t}$ . As projeções do vetor de estado são obtidas diretamente da equação 5, com  $t \Rightarrow t+j$ , levando a

$$\underline{a}_{t+j|t} = \underline{G}_{t+j} \cdot \underline{a}_{t+j-1|t} \quad (44)$$

$$\underline{R}_{t+j|t} = \underline{G}_{t+j} \cdot \underline{R}_{t+j-1|t} \cdot \underline{G}_{t+j}' + \underline{w} \quad (45)$$

em que  $\underline{a}_{t+j|t} = E[\underline{\theta}_{t+j|t}]$ ,  $\underline{R}_{t+j|t} = Var(\underline{\theta}_{t+j|t})$ ,  $\underline{a}_{t|t} = \underline{m}_t$  e  $\underline{R}_{t|t} = \underline{C}_t$ .

Para projeção das observações  $Y_{t+j|t}$ , denotou-se  $E[Y_{t+j|t}]$  como  $\bar{Y}_{t+j|t}$  e  $Var(Y_{t+j|t})$  por  $VY_{t+j|t}$ , obtendo, a partir das equações 29, 30, 44 e 45:

$$\bar{Y}_{t+j|t} = \underline{F}'_{t+j} \cdot \underline{a}_{t+j|t} \quad (46)$$

$$VY_{t+j|t} = \underline{F}'_{t+j} \cdot \underline{R}_{t+j|t} \cdot \underline{F}_{t+j} + v \quad (47)$$

Em termos práticos, o filtro de Kalman pode ser entendido como um processo de atualização que consiste em formar uma suposição preliminar ( $a$

*priori*) sobre o vetor de estados  $\underline{\theta}_t$  e, depois, corrigir essa suposição, determinada pela precisão desse vetor (MEINHOLD e SINGPURWALLA, 1983).

Dado o conjunto de equações anteriores, a modelagem de uma série através de Modelos Estruturais deve seguir as seguintes etapas (SOUZA, 1989):

- a) Seleção do modelo, correspondendo à determinação das variáveis de estado presentes, ou seja, quais os componentes (tendência, ciclo e sazonalidade).
- b) Especificação dos parâmetros, correspondendo à especificação dos elementos que caracterizam o modelo formulado em espaço de estados, isto é, as matrizes  $\underline{F}$ ,  $\underline{G}_t$  e  $\underline{W}$ , a variância  $V$  e os valores de estado inicial  $\underline{m}_0$  e  $\underline{C}_0$ .
- c) Aplicação do filtro de Kalman para estimação e previsão.
- d) Validação do modelo via testes dos resíduos.
- e) Realização das previsões.

É importante notar que, na modelagem estrutural, o correlograma não exerce o papel que exerce na modelagem ARIMA, que se baseia no pressuposto de estacionariedade. Isso porque os Modelos Estruturais trabalham com a série no nível, fazendo com que seja possível captar, com mais precisão, a presença de valores discrepantes ou de choques estruturais (HARVEY, 1991).

O modelo fica completamente determinado se são conhecidos, a cada instante de tempo  $t$ , os elementos da equação 30, permitindo, assim, a atualização seqüencial do vetor de estados  $\underline{\theta}_{t|t}$  e das previsões  $Y_{t+j|t}$ . Nesse caso, o vetor de estado resume a informação sobre o passado, que é necessária para prever o futuro, permitindo inferências para cálculo das previsões.

HARVEY (1985) destacou a dupla funcionalidade dos Modelos Estruturais para previsão e representação dos componentes associados ao movimento de uma série econômica, em termos de tendência, sazonalidade e ciclo. Todavia, de acordo com ANDREWS (1994), a aplicação de Modelos Estruturais à modelagem de dados com frequência semanal deve obedecer à característica observável da série, que, nesse caso, é a tendência, uma vez que sazonalidade e ciclo são características de séries de menor frequência (mensais,

trimestrais, semestrais ou anuais) e de tamanho suficientemente grande, com cerca de 240 observações, para captar esses efeitos.

Restringe-se, então, no caso do presente estudo, a modelagem estrutural ao comportamento da tendência estocástica dos preços analisados com vistas à sua previsão. Essa restrição também se aplica à modelagem bayesiana, que se utiliza dos mesmos princípios de construção, diferindo quanto à abordagem estatística utilizada. Isso, no entanto, não compromete o desempenho desses modelos, em termos de previsão de curto prazo.

#### **4.2.1. Operacionalização dos Modelos Estruturais**

A construção dos Modelos Estruturais segue os passos propostos por SOUZA (1989), com o diferencial de, inicialmente, logaritmizar a série, conforme sugerido por HARVEY (1985), e modelar apenas a tendência, de acordo com ANDREWS (1994). Assim, a modelagem consiste em verificar se a série é do tipo: a) tendência local com ruído, b) tendência local com amortecimento, c) tendência suavizada, ou d) tendência amortecida<sup>17</sup>.

A análise é feita com intervenções quando o modelo indicar ajustamento pobre em determinado período. Posteriormente, verifica-se o correlograma dos resíduos para validação, e, em seguida, realizam-se previsões um passo à frente. Utiliza-se o *software* Stamp 5.0<sup>®</sup> para estimação dos Modelos Estruturais.

#### **4.3. Modelos Bayesianos**

A idéia básica da modelagem estrutural univariada, qual seja de que existem componentes básicos não-observáveis de tendência, sazonalidade, ciclo e erro aleatório na série em estudo, bem como a atualização seqüencial via filtro de Kalman, é aplicável à modelagem bayesiana proposta por HARRISON e STEVENS (1976).

---

<sup>17</sup> O detalhamento dessas variantes do modelo estrutural pode ser encontrado em KOOPMAN et al. (1995).

A diferença essencial entre as duas abordagens reside na natureza das estatísticas em que elas se baseiam, fazendo com que, na abordagem clássica (estrutural), a estimação dos parâmetros seja feita via maximização da função de verossimilhança, demandando séries longas para bons resultados. Já na abordagem bayesiana, a estimação é feita de modo interativo, o que permite a intervenção do analista na determinação dos hiperparâmetros. De acordo com LOPES et al. (1996:1),

*Os hiperparâmetros quantificam propriedades dos modelos que são constantes ao longo da amostra e que condicionam e estabelecem relações não-lineares com os demais parâmetros do modelo.*

A aplicação da metodologia bayesiana à previsão de séries temporais permite a incorporação de informação adicional àquela já contida na série em estudo. Além disso, as restrições de estacionariedade e série temporal de tamanho razoável, presentes nos modelos clássicos de previsão (Modelos ARIMA), podem ser relaxadas (SOUZA, 1989).

Os fundamentos da abordagem bayesiana são (HARRISON e STEVENS, 1976):

- a) Um Modelo Paramétrico (de *estado de espaços*) distinto de um Modelo Funcional.
- b) Informação *probabilística* dos parâmetros a qualquer tempo.
- c) Um modelo de definição *seqüencial*, que descreve como os parâmetros mudam no tempo, tanto sistematicamente quanto resultado de choques aleatórios.
- d) *Incerteza* quanto ao modelo implícito em si, em relação a um número discreto de alternativas.

Uma consequência direta de (a) é a possibilidade de interação entre o analista e o método de previsão em ambos os sentidos. O analista pode entender e avaliar

as inferências sobre os parâmetros e, também, incorporar suas próprias opiniões nestes, refletindo informação externa aos dados, artifício que é importante na antecipação e no trato de mudanças significativas no processo gerador dos dados (HARRISON e STEVENS, 1976).

Outra importante característica dos Modelos Bayesianos de previsão reside no fato de estes não serem estáticos, ou seja, os parâmetros estimados são variáveis aleatórias. Esse caráter dinâmico das estimativas bayesianas dá um peso maior às observações mais recentes na busca de parâmetros que representem adequadamente o comportamento da série.

Considerando, então, o vetor de parâmetros  $\underline{\theta}$  do modelo como variáveis aleatórias, introduz-se a incerteza quanto à precisão dessas estimativas, expressa em termos de distribuição de probabilidade. Assim, pressupõe-se que uma *função de densidade anterior*  $f(\underline{\theta})$  contenha toda a informação relevante sobre a série antes de se observarem os dados. Esse conjunto de informação pode ser expresso como integrais de  $f(\underline{\theta})$ , em que

$$f(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(y, \underline{\theta}) d\underline{\theta} \quad (48)$$

A função de densidade conjunta de  $y$  e  $\underline{\theta}$  seria, então, dada pelo produto da função de densidade anterior com a estimativa de verossimilhança amostral (HAMILTON, 1994), ou seja:

$$f(y, \underline{\theta}) = f(y|\underline{\theta}) \cdot f(\underline{\theta}) \quad (49)$$

Já a *função de densidade posterior* agregaria as informações probabilísticas relativas a  $\underline{\theta}$  feitas após a observação dos dados, sendo definida por

$$f(\underline{\theta}|y) = \frac{f(y, \underline{\theta})}{f(y)} \quad (50)$$

Com base nas equações 48 e 49, a equação 50 pode ser escrita como

$$f(\underline{\theta}|y) = \frac{f(y|\underline{\theta}) \cdot f(\underline{\theta})}{\int_{-\infty}^{\infty} f(y|\underline{\theta}) \cdot f(\underline{\theta}) d\underline{\theta}} \quad (51)$$

que é conhecida como "Lei de Bayes", de acordo com POLE et al. (1994) e HAMILTON (1994). Rearranjando os elementos na equação 49, pode-se obter a função de densidade posterior:

$$f(y, \underline{\theta}) = f(\underline{\theta}|y) \cdot f(y) \quad (52)$$

sendo  $f(y)$  a função de densidade que não depende de  $\underline{\theta}$  e  $f(\underline{\theta} / y)$ , a função de densidade posterior. O processo de aprendizado é, então, conduzido a partir da combinação da informação obtida das observações de  $y$  expressas na estimativa de verossimilhança, com o estado de conhecimento existente antes da análise da série, via Lei de Bayes.

O Modelo Bayesiano de previsão é estruturado a partir do Modelo Linear Dinâmico (MLD) e do filtro de Kalman. Para MATTOS (1998), o MLD é definido da seguinte forma:

$$y_t = \underline{F}_t' \underline{\theta}_t + v_t \quad v_t \sim N(0, V_t) \quad (53)$$

$$\underline{\theta}_t = \underline{G}_t \underline{\theta}_{t-1} + \underline{\omega}_t \quad \omega_t \sim N(0, W_t) \quad (54)$$

No caso da análise bayesiana,  $Y_t$  é a série observada no período  $t$ ,  $\underline{F}_t$  é o vetor ( $m \times 1$ ) de constantes conhecidas da regressão;  $\underline{\theta}_t$  é o vetor ( $m \times 1$ ) dos parâmetros de estado do modelo;  $v_t$  é o erro aleatório com  $\sim N(0, V_t)$ ;  $G_t$  é uma matriz ( $m \times m$ ) de coeficientes que define a evolução do vetor de estados no tempo<sup>18</sup>, além de  $v_t$  como ruído observacional em  $t$ ; e  $\omega_t$  é um termo de erro estocástico seguindo distribuição normal, com média zero e matriz de covariância  $W_t$ . Assume-se que as séries  $v_t$  e  $\omega_t$  são independentes e mutuamente independentes, ou seja, que as  $Cov[v_t, v_s]$ ,  $Cov[\omega_t, \omega_s]$  para  $t \neq s$  e  $Cov[v_t, \omega_s]$  para todo  $t$  e  $s$  são zero (POLE et al., 1994).

Dada a série temporal  $Y_t$  que se pretende modelar, a solução para o problema de estimação do vetor de estados  $\underline{\theta}_t$  em cada instante de tempo é obtido através do seguinte filtro:

$$a_t = G_t m_{t-1} \quad (55)$$

$$R_t = B G_t C_{t-1} G_t' B \quad (56)$$

---

<sup>18</sup> Neste caso, assumida como fixa, ou seja,  $G_t \equiv G$ .

$$f_t = F_t' a_t \quad (57)$$

$$Q_t = F_t' R_t F_t + S_{t-1} f_t^b \quad (58)$$

$$n_t = \beta_v n_{t-1} + 1 \quad (59)$$

$$d_t = \beta_v d_{t-1} + S_{t-1} e_t^2 / Q_t \quad (60)$$

$$S_t = d_t / n_t \quad (61)$$

$$m_t = a_t + R_t F_t e_t / Q_t \quad (62)$$

$$C_t = (R_t F_t F_t' R_t') S_t / S_{t-1} \quad (63)$$

em que  $a_t = E[\theta_{t/t-1}]$ ,  $R_t = Var[\theta_{t/t-1}]$ ,  $m_t = E[\theta_{t/t}]$ ,  $C_t = Var[\theta_{t/t}]$ ,  $f_t = E[Y_{t/t-1}]$  (previsão um passo à frente),  $e_t = y_t - f_t$  (erro de previsão um passo à frente),  $Q_t = Var[Y_{t/t-1}]$ ,  $B =$  matriz de descontos,  $b =$  expoente da lei de variância,  $\beta_v =$  fator de desconto da lei de variância e  $S_t = E[V_{t/t-1}]$ <sup>19</sup>.

Na formulação bayesiana, as recursões com o filtro descrito são representadas em termos de distribuições *a priori* (ou anterior) e *a posteriori* (ou posterior), para o vetor de estado  $\theta_t$ , com

- a) *Posterior* em  $t-1$ :  $(\theta_{t-1/t-1}) \sim N(m_{t-1}, C_{t-1})$ ;
- b) *Anterior* em  $t$ :  $(\theta_{t/t-1}) \sim N(a_t, R_t)$ ; e
- c) *Posterior* em  $t$ :  $(\theta_{t/t}) \sim N(m_t, C_t)$ .

Na operacionalização do modelo, além de  $F_t$  e  $G_t$ , é necessário determinar *a priori*  $V_t$  e  $W_t$ . Para  $V_t$ , utiliza-se uma *lei de variância* para modelar o aspecto de que a variância do componente irregular tende a variar de acordo com o nível das séries, captando um eventual comportamento heterocedástico (típico de séries econômicas) e dando origem às equações 59, 60 e 61. Na matriz  $W_t$  são utilizados fatores de desconto para caracterizar sua evolução temporal, dando origem à equação 56.

O modelo segue uma seqüência lógica estruturada a partir do algoritmo do filtro de Kalman, da seguinte forma:

---

<sup>19</sup> Extraído de MATTOS (1998).

- a) Determinação da função de densidade anterior.
- b) Observação de  $y_{t+1}$  ou, se for o caso, cálculo da previsão de  $y_t$ .
- c) Determinação da função de densidade posterior.
- d) Se necessário, nova função de densidade anterior para se proceder à previsão da série  $y_t$ .

Além disso, também é necessário estipular alguns parâmetros *pre-definidos* antes de se iniciar o processo de estimação:

- a) As condições iniciais para os componentes do modelo ( $m_0$ ) e respectivas variâncias ( $R_0$ ) ou, em outras palavras, a distribuição *a priori* inicial.
- b) Os fatores de desconto para cada componente  $\beta_i$  ( $i = 1, \dots, k$ ) e para a lei de variância  $\beta_v$ .
- c) O expoente da lei de variância observacional  $b$ .

No caso (a), quando não se tem informação sobre a distribuição *a priori* (ou anterior) inicial, inicializa o filtro adotando-se uma “*priori* de referência”, para a qual se tem  $m_0 = 0$  e  $R_0 = \eta I$ , em que  $\eta$  é um número grande e  $I$  é a matriz identidade. Isso equivale a supor ignorância total *a priori* quanto ao vetor de estados  $\theta$  (MATTOS, 1998).

A função de densidade anterior para um vetor de estados em  $t$  é representada por uma distribuição normal com média  $a_t$  e co-variância  $R_t$ , ou seja:

$$\underline{\theta}_t | D_{t-1} \sim N[a_t, R_t] \quad (64)$$

em que  $D_t$  denota o estado de conhecimento no instante  $t$ . Definida a função de densidade anterior, a previsão do modelo é obtida, usando-se a equação de observações expressa na equação 53).

A previsão  $y_{t+1}$  é, então, uma combinação das variáveis  $\underline{\theta}_{t+1} | D_t$  e  $v_{t+1}$  distribuídas normalmente, sendo a média e a variância dadas por

$$\begin{aligned} E[y_{t+1}|D_t] &= E[F' \underline{\theta}_{t+1} + v_{t+1}|D_t] = E[F' \underline{\theta}_{t+1}|D_t] + E[v_{t+1}|D_t] \\ &= F' E[\underline{\theta}_{t+1}|D_t] + E[v_{t+1}] = F'_{t+1} a_{t+1} = f_{t+1} \end{aligned} \quad (65)$$

$$\begin{aligned} V[y_{t+1}|D_t] &= V[F'_{t+1} \underline{\theta}_{t+1} + v_{t+1}|D_t] = V[F'_{t+1} \underline{\theta}_{t+1}|D_t] + V[v_{t+1}|D_t] \\ &= F'_{t+1} V[\underline{\theta}_{t+1}|D_t] F_{t+1} + V[v_{t+1}] = F'_{t+1} R_{t+1} F_{t+1} + V_{t+1} = Q_{t+1} \end{aligned} \quad (66)$$

A distribuição da previsão para um passo à frente segue a forma normal,  $y_{t+1}|D_t \sim N[f_{t+1}, Q_{t+1}]$ , observando-se que  $\text{Cov}[v_{t+1}, \underline{\theta}_{t+1}] = 0$ .

A função de densidade anterior, quando combinada com os dados via Lei de Bayes, produz a função de densidade posterior, que também segue distribuição normal da forma

$$\theta_t|D_t \sim N[m_t, C_t] \quad (67)$$

em que os momentos dessas duas distribuições (anterior e posterior) são definidos pelas equações 55 e 56 para a anterior e 62 e 63 para a posterior.

Nesse sentido, a média  $m_t$  da distribuição posterior é ajustada do valor precedente por um múltiplo do erro de previsão em  $t$  ( $e_t$ ). O montante desse ajustamento é determinado pelo valor  $F_t$ , que corresponde à matriz de regressão do vetor de estados  $\underline{\theta}_t$  da observação  $y_t$  condicionado a  $D_{t-1}$ . A matriz  $F_t$ , ou *fator adaptativo*, é determinada pelo tamanho relativo da variância do anterior do estado e da variância da observação, uma vez que a variância da previsão  $Q_t$  é função dessas variâncias. Isso significa que, quanto maior a variância da observação em relação à variância anterior do estado, menor será o fator adaptativo  $F_t$ . Se, ao contrário, a variância anterior do estado é maior que a variância da observação, então a observação possui informação relevante para o modelo, e o ajustamento da distribuição anterior para distribuição posterior deve ser conduzido (POLE et al., 1994).

Os Modelos Bayesianos, assim como os Modelos Estruturais, podem incorporar componentes relativos a sazonalidade e ciclo. Porém, sua característica principal consiste em adaptar o modelo estimado a choques estocásticos na série, através do monitoramento do desempenho preditivo do modelo em cada observação da série (WEST, 1986).

Esse monitoramento possibilita a incorporação da informação relativa a mudanças bruscas na média e variância da série, através da função de distribuição anterior<sup>20</sup>. Essa informação, ao ser incorporada, é traduzida para os parâmetros via filtro de Kalman, resultando em estimativas mais consistentes, expressas na função de distribuição posterior (WEST et al., 1985). Deve-se ressaltar que, assim como nos Modelos ARIMA, a utilização de modelos parcimoniosos é recomendada, uma vez que estes se adaptam mais rapidamente à evolução da série (PHILLIPS, 1995).

A noção subjetivista de probabilidade dos Modelos Bayesianos é a sua principal fraqueza (KENNEDY, 1992; MATTOS, 1998). Isso porque a construção da função de densidade anterior fica sujeita a um viés causado pelo grau de conhecimento que o analista tem sobre a série temporal em estudo. Assim, diferentes analistas podem desenvolver uma mesma modelagem de um problema utilizando diferentes critérios na estimação e intervenção (MATTOS, 1998). No entanto, tal limitação pode ser contornada ao utilizar estudos anteriores tratando do mesmo tema ou, ainda, ao observar o padrão de distribuição, seguido pela série em estudo.

#### **4.3.1. Operacionalização dos Modelos Bayesianos**

A operacionalização dos Modelos Bayesianos é conduzida de forma semelhante àquela definida para os Modelos Estruturais. Assim, as séries também são logaritmizadas, de modo a reduzir a variância, e o ajuste do modelo é em termos da tendência; também, são verificados os resíduos para posterior realização das previsões. A diferença está nos passos da modelagem bayesiana, a qual segue o procedimento já descrito, apresentado em MATTOS (1998). O *software* Bats 2.07<sup>®</sup> é utilizado na construção dos modelos.

---

<sup>20</sup> A esse respeito, ver WEST (1986) e MATTOS (1998).

#### 4.4. Modelos de Redes Neurais

Os Modelos de Redes Neurais Artificiais (RNA) se diferenciam dos modelos tradicionais de previsão por serem modelos não-paramétricos, envolvendo algoritmos de *aprendizado*. Tais algoritmos buscam imitar a estrutura de interconexões do cérebro humano, com o intuito de incorporar o padrão de comportamento de uma série temporal de modo a prever, da maneira mais eficiente possível, valores futuros dessa série (TURBAN, 1993).

Tais modelos podem ser interpretados como uma classe de modelos de regressão não-linear, que permite o analista ajustar grande número de parâmetros e testar diferentes configurações para um ajuste (CHATFIELD, 1996). Essas diferentes configurações podem ser interpretadas como formas funcionais alternativas para um ajuste adequado da rede em termos do número de camadas da rede e do número de neurônios em cada camada (FERNANDES et al., 1995).

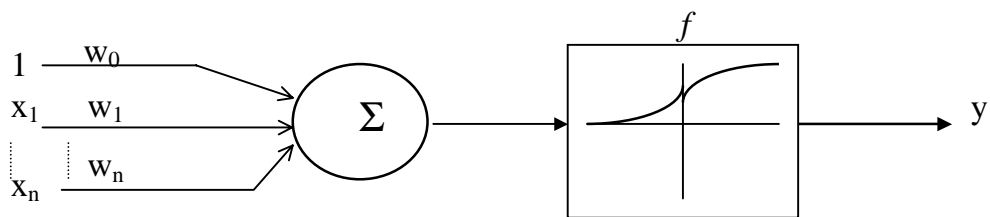
A construção de um Modelo RNA envolve desde a modelagem adequada da rede até as transformações utilizadas para transmitir os dados a ela e aos métodos utilizados para interpretar os resultados obtidos. Esses três aspectos (modelagem, transformações e interpretação) são fundamentais na utilização das RNA para previsão de preços.

De acordo com ZIRILLI (1996), as RNA são constituídas de número significativo de *neurônios artificiais* (ou elementos processadores) unidos por um grande número de conexões ponderadas que codificam o conhecimento da rede. Muitos neurônios podem processar sua informação, independentemente dos outros, embora existam ligações e dependências básicas na maioria desses neurônios (TURBAN, 1993).

A ênfase das RNA reside no aprendizado automático das representações internas ou ponderações, através de dois métodos de treinamento (algoritmos): *supervisionado* e *não-supervisionado*. No algoritmo supervisionado, a solução ótima desejada deve ser especificada *a priori*, com o processo de aprendizado montado a partir de valores aleatórios para as ponderações, modificando-as iterativamente até a obtenção da solução ótima. O algoritmo não-supervisionado

não requer a especificação da solução ótima, permitindo que os neurônios determinem quais as ponderações características da série, de modo a determinar o padrão de comportamento desta (ZIRILLI, 1996).

A unidade básica de uma RNA é o neurônio artificial (Figura 2). Sua estrutura busca reproduzir a estrutura do neurônio humano, tendo, assim, três componentes básicos: um elemento somatório  $\Sigma$ , uma *função de ativação*  $f$  e as ponderações  $w_i$ .



Fonte: ZIRILLI (1996)

Figura 2 – O neurônio artificial.

O neurônio artificial soma os  $x_n$  entradas/insumos ponderados por  $w_i$ , que passa pela função de ativação  $f^{21}$ , resultando no produto  $y$ . Matematicamente, esse procedimento equivale a

$$y = f\left(\sum_{i=0}^N x_i w_i\right) \quad (68)$$

Na modelagem das RNA, a forma típica da função de ativação é a seguinte, segundo CORRÊA e PORTUGAL (1998):

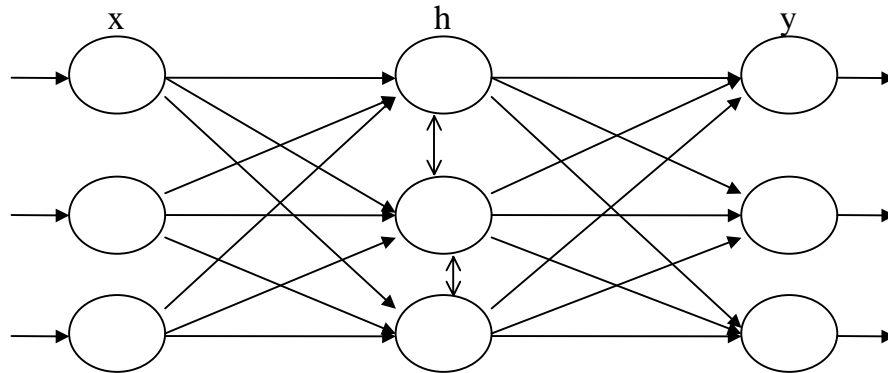
$$f = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (69)$$

em que

$$z = \sum_{i=0}^N x_i w_i \quad (70)$$

<sup>21</sup> Que segue um tipo específico de não-linearidade, de acordo com o padrão dos insumos  $x_i$ .

Como pode ser observado na equação 70, o somatório vai de 0 a N. Isso porque  $x_0$  constitui o *viés* e assume o valor 1, conforme ilustrado na Figura 2. O viés é adicionado para dar capacidade do neurônio em tender para um nível específico. A RNA é, então, constituída de diferentes *camadas*, conforme PORTUGAL (1995) e KOHZADI et al. (1995) (Figura 3).



Fonte: KOHZADI et al. (1995)

Figura 3 – RNA do tipo *feed forward*.

A camada de entrada ( $x$ ) fornece os insumos (dados ou informações) sem nenhum procedimento computacional. A camada oculta ( $h$ ) recebe as informações da camada de insumos, ou de outra camada oculta, e fornece informações para outra camada oculta ou para a camada de saída. A camada de saída ( $y$ ) recebe informações da camada oculta e fornece o produto da rede. A rede descrita na Figura 3 é do tipo *feed forward* (transmissão em um só sentido), um exemplo simplificado de RNA, posto que as informações podem, na verdade, movimentar-se em várias direções.

O algoritmo mais estudado e bem-sucedido no processo de aprendizagem de uma RNA é o algoritmo de *backpropagation*, que tem apresentado os melhores resultados em diversos estudos (FITZPATRICK, 1999). Esse algoritmo permite realizar as transformações necessárias à transmissão dos dados para a

rede, possibilitando a formação de previsões consistentes com o comportamento da série em estudo.

Para aprendizado, a amostra é dividida em duas faixas. Na primeira, denominada faixa-treino, a rede capta o padrão de comportamento da série para, na faixa-teste, testar se o erro é minimizado. A faixa-treino deve ser suficientemente grande para captar o padrão de comportamento da série, e a faixa-teste deve ser representativa das condições futuras que a rede vai tentar captar para realização da previsão (FITZPATRICK, 1999).

O algoritmo de *backpropagation* ajusta, então, as ponderações de modo a minimizar os erros de previsão dentro da faixa-teste. Baseado nesse erro entre observado e estimado, os pesos são ajustados de modo a obter um erro mínimo. O algoritmo de *backpropagation* é formalizado nas seguintes equações, de acordo com CORRÊA e PORTUGAL (1998) e PORTUGAL (1995):

$$\Delta w_{ij,k}^n = \eta \cdot \delta_{j,k} \cdot y_{i,k-1} \quad (71)$$

$$w_{ij,k}^{n+1} = w_{ij,k}^n + \Delta w_{ij,k}^n \quad (72)$$

$$\delta_{j,k} = \left( \frac{dy}{dz} \right)_{i,k} \cdot (y_{i,k} - y_{i,k}^T) \quad (73)$$

com  $i = 1, 2, \dots, I$ ;  $j = 1, 2, \dots, J$  e  $k = K$

em que

$\eta$  = coeficiente de aprendizado ( $0,01 \leq \eta \leq 1,00$ );

$y_{i,k}$  = saída do neurônio  $i$  na camada  $k$ ;

$y_{i,k}^T$  = valor desejado para  $y_{i,k}$ ; e

$w_{ij,k}^n$  = ponderação ligando o neurônio  $i$  na camada  $k - 1$  ao neurônio  $j$  na camada  $k$  no passo  $n$ .

O algoritmo só pode ser aplicado à camada de saída, pois se pressupõe que o valor desejado de saída seja conhecido, o que é possível na última camada, em que  $k = K$ . Nas camadas ocultas, o valor de  $\delta_{i,k}$  é dado por uma propagação para trás de  $\delta_{i,k}$ , a partir das ponderações em cada camada, com

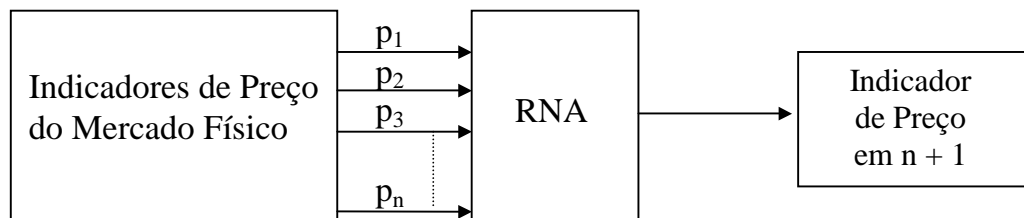
$$\delta_{j,k} = \left( \frac{dy}{dz} \right)_{i,k} \left( \sum_j \delta_{j,k} w_{ij,k} \right); \quad k = 1, 2, K, K - 1. \quad (74)$$

A convergência ao mínimo pode ser obtida a partir das equações 71 e 72, através de uma transformação auto-regressiva, levando a, de acordo com CORRÊA e PORTUGAL (1998),

$$\Delta w_{ij,k}^{n+1} = \eta(\delta_j, k \cdot y_{i,k-1}) + \alpha(\Delta w_{ij,k}^n) \quad (75)$$

$$w_{ij,k}^{n+1} = w_{ij,k}^n + \Delta w_{ij,k}^{n+1} \quad (76)$$

Definido o algoritmo, a RNA pode identificar o padrão da série de preços nos indicadores de preço, bem como realizar previsões a partir de generalizações da série num espaço N-dimensional (Figura 4).



Fonte: ZIRILLI (1996)

Figura 4 – Esquema de uma RNA para previsão de preços.

Esse esquema simplificado ilustra o procedimento necessário na modelagem de uma RNA aplicada à previsão de preços no mercado físico. Contudo, a escolha da estrutura ideal da RNA é uma tarefa difícil, envolvendo desde a definição do número de observações a ser utilizado até a determinação dos componentes da camada oculta. Segundo KOHZADI et al. (1995), o número inicial de neurônios na camada de entrada pode ser estabelecido pela natureza do problema estudado e pelo seu referencial teórico.

PORTUGAL e FERNANDES (1996) traçaram um paralelo entre os Modelos RNA e os Modelos Econométricos tradicionais. Enquanto os Modelos Econométricos estimam parâmetros para explicar o comportamento de uma variável endógena a partir de variáveis exógenas, os Modelos RNA produzem

um padrão de comportamento (variável endógena) a partir das informações obtidas nos dados (variáveis exógenas) e das ponderações (similares aos parâmetros do modelo econométrico tradicional).

FERNANDES et al. (1995) compararam os termos utilizados na modelagem de redes neurais com a modelagem estatística tradicional, na forma apresentada no Quadro 3.

Quadro 3 – Comparativo dos termos RNA/Econometria

Redes Neurais	Estatística Tradicional
Pesos	Parâmetros
Faixa-treino	Amostra
Entradas	Variáveis exógenas
Saídas	Variáveis endógenas
"Backpropagation"	Aproximação estocástica
Treinamento	Estimação
Sinal de entrada	Valor das variáveis exógenas
Sinal de saída	Valor estimado
Alvo	Valor da variáveis endógena

Fonte: FERNANDES et al. (1995).

Há de se ressaltar uma diferença básica entre esses modelos relacionada com a camada oculta, que introduz uma relação não-linear entre as entradas  $x_0$  e o produto  $y$ . Além disso, os Modelos RNA não contam com uma base estatística predeterminada, ou seja, não trabalham com variáveis aleatórias que possuem determinada distribuição de probabilidade, apenas com entradas e saídas de informações.

A ausência de uma base estatística impede, nesse sentido, a construção de intervalos de confiança para previsões resultantes dos Modelos RNA. Conseqüentemente, as previsões são sempre pontuais, mas passíveis de comparação com outros modelos, através de medidas como o Erro Percentual Médio de Previsão ou a Estatística “ $U$ ”, de Theil.

De acordo com FARAWAY e CHATFIELD (1995), a obtenção de boas previsões com uma rede neural depende: a) do tipo de dados, b) da técnica do analista na escolha do modelo apropriado e c) dos métodos numéricos usados para ajustar o modelo e calcular as previsões. Esses autores destacaram a utilidade de estudos de caso, com competição entre séries e modelos, para contornar essas limitações.

Conforme destacou CHATFIELD (1996), a obtenção de um bom ajuste da rede não é garantia de previsões acuradas, o que se deve à incerteza quanto à arquitetura ideal da rede. Essa limitação é ressaltada por diversos autores<sup>22</sup> como a dificuldade de se determinar a arquitetura ótima da rede, dada a inexistência de um critério universalmente aceito de escolha. Tal problema reflete na incerteza quanto à determinação do tamanho da rede, em termos do número de entradas e do tamanho da camada oculta.

#### **4.4.1. Operacionalização dos Modelos de Redes Neurais**

Ao contrário dos demais modelos abordados neste trabalho, os Modelos de Redes Neurais Artificiais não têm procedimento universal de modelagem ou construção (CHATFIELD, 1996). Assim, o critério adotado é subjetivo, indo de acordo com as crenças do analista quanto ao melhor procedimento.

No presente estudo, as redes são construídas seguindo o critério sugerido por RAPOSO (1992) baseado na abordagem de Box & Jenkins, utilizando-se as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial na determinação do número de entradas do modelo.

De acordo com esse autor, se o comportamento gráfico da função de autocorrelação apresenta tendência de declínio exponencial, oscilante ou senoidal, é necessária uma análise da função de autocorrelação parcial. Se esta apresenta queda rápida a partir de determinada defasagem  $k$ , então o número de camadas de entrada da rede será dado por  $N = k + 1$ . No entanto, se a função de

---

<sup>22</sup> DRAISMA et al. (1995), FARAWAY e CHATFIELD (1995), CHATFIELD (1996) e FITZPATRICK (1999), entre outros.

autocorrelação apresenta queda rápida a partir de determinada defasagem  $k$ , o número de entradas será determinado pela maior defasagem em ambos os gráficos das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial. Esse critério mostra-se adequado para modelagem univariada, atendendo aos propósitos de construção de uma rede que capte os padrões de comportamento das séries em estudo.

Embora a modelagem apresente alto grau de subjetividade, TURBAN (1993) enumerou alguns critérios que devem ser observados na construção das redes:

- a) Determinação do tamanho das faixas de treino e teste da rede.
- b) Definição do algoritmo de aprendizado.
- c) Topologia (número de entradas e camadas ocultas).
- d) Função de transformação a ser usada.
- e) Taxa de aprendizado para cada camada.
- f) Ferramentas de diagnóstico e validação.

O procedimento consiste, então, em testar diferentes tamanhos das faixas-treino (60, 70, 80 e 90% das observações) e respectivas faixas-teste, com minimização do erro. O algoritmo a ser adotado é o *backpropagation*, comumente utilizado em aplicações para previsão de valores com componentes auto-regressivos. A topologia da rede segue o critério sugerido por RAPOSO (1992).

A função de transformação será do tipo logística, ao passo que o número de camadas ocultas será aquele sugerido pelo *software* Braincel 3.0<sup>®</sup>, adotado na construção das redes. São testadas diferentes taxas de aprendizado, com variabilidade de  $\pm 5\%$  da taxa sugerida pelo *software*. O modelo com menor erro quadrado é, então, escolhido para se proceder às previsões um passo à frente.

## 4.5. Critérios para avaliação de desempenho dos modelos

Os modelos univariados são construídos de modo a captar o comportamento dos preços ao longo do período analisado, para o cálculo de previsões *ex-post* um passo à frente. Os modelos são reestimados para cada contrato analisado, de modo a se proceder à incorporação de novas informações sobre o comportamento dos preços no tempo, de modo a fornecer previsões mais precisas para a semana em que se realiza a negociação do contrato. Assim, o desempenho de cada modelo nos diferentes mercados será avaliado a partir de dois critérios, um estatístico e outro operacional.

### 4.5.1. A medida de erro de previsão

WINKLHOFER et al. (1996) destacaram as principais propriedades que devem ser observadas em uma medida de erro de previsão: a precisão, a credibilidade e o custo de obtenção. A precisão da medida é o aspecto mais importante, pois fornece uma idéia do potencial do modelo de previsão para os objetivos a que se propõe.

Nesse sentido, o critério estatístico utilizado será o Erro Percentual de Previsão (EPP), derivado do Erro Médio Percentual de Previsão, conforme definido por ARMSTRONG e FILDES (1995) e FILDES et al. (1998). A estatística é assim definida:

$$EPP_t = \frac{(VP_{t+1} - VO_{t+1})}{VO_{t+1}} \quad (77)$$

em que  $VP_{t+1}$  representa o valor previsto em  $t+1$  e  $VO_{t+1}$  corresponde ao valor observado em  $t+1$ .

Tal medida é preferível a outras, como o Erro Quadrado Médio (EQM) ou Raiz do Erro Quadrado Médio, que apresenta limitações destacadas por diversos autores. Um dos problemas dessa abordagem foi exposto por STEKLER (1987) como a incapacidade dessas medidas de captar adequadamente a média de erros quadrados para observações que têm diferentes graus de variação. Já ANDREWS

(1994) ressaltou que o EQM não é invariante quanto à escala das variáveis, ao contrário do EPP, recomendando que este seja utilizado quando se compara o desempenho de diferentes modelos em diversas séries.

WINKLER e MAKRIDAKIS (1983) destacaram a mesma limitação do EQM, que não apresenta resultados consistentes na comparação entre diferentes séries temporais, porque tende a ser influenciado pelas séries com valores maiores.

Já para ARMSTRONG e COLLOPY (1992), critérios derivados do Erro Médio Percentual de Previsão, quando aplicados na comparação de modelos envolvendo mais de uma série, são mais adequados para avaliação do potencial em problemas de aplicação em processos de tomada de decisão. Isso porque essa medida dá uma idéia do desvio absoluto, e não relativo, do valor previsto para o valor observado.

O EPP tem como característica ser adimensional, ou seja, não é influenciado pelo valor da previsão, calculando apenas a distância do valor estimado para o valor observado em termos percentuais. Uma limitação dessa medida reside na possibilidade de distorção se os valores previstos e observados são próximos de zero (FILDES et al., 1998). No entanto, como esse não é o caso das séries de preço a serem estudadas, tal medida pode ser utilizada como bom indicador da precisão dos valores calculados por cada modelo de previsão. Além disso, a determinação do EPP corresponde, em termos estatísticos, a uma avaliação da utilidade da previsão resultante de um modelo específico. Essa avaliação é denominada *função perda* (HAMILTON, 1994), que corresponde ao grau em que a previsão está distante do valor observado na variável estudada.

#### **4.5.2. Estratégias de negociação utilizando as previsões de cada modelo**

De acordo com DIEBOLD e MARIANO (1995), a comparação da precisão de previsões é somente um dos testes de diagnóstico que deve ser utilizado quando se comparam modelos. Tendo em vista que as previsões são calculadas para direcionamento dos agentes, torna-se necessário, então,

considerar a variedade de decisões baseadas nos modelos e sua aplicação em simulações de tomada de decisão no mundo real.

VERE e GRIFFITH (1990) argumentaram, ainda, que o valor econômico da informação da previsão depende de quanto os usuários potenciais dessa informação se beneficiam de sua adoção. O teste efetivo das previsões consiste na tradução da precisão destas em decisões aplicadas.

Assim, o segundo critério consiste em aplicar as previsões dos modelos em simulações da operação de compra e venda de contratos futuros, conforme definido por GARCIA et al. (1988) e TAYLOR (1988). Desse modo, procurou-se verificar possíveis ganhos financeiros com os modelos de previsão nessas operações, dando uma idéia da aplicabilidade desses modelos diante das operações baseadas na análise técnica dos mercados futuros de café, soja e boi gordo.

O processo de simulação com as previsões dos modelos é construído de modo que são tomadas posições compradas no mercado futuro se o valor previsto excede o preço futuro, e vendem-se contratos futuros se a previsão é abaixo da cotação da BM&F, seguindo as regras de comercialização e considerando os custos de realização das operações. Os retornos são, então, avaliados em termos de média e desvio-padrão dos resultados de compra/venda, e o melhor desempenho será daquele modelo que apresentar maior média (maior ganho financeiro) com menor desvio-padrão (menor variabilidade).

A decisão de compra e venda com base somente nas cotações do mercado futuro será baseada na análise técnica da evolução do volume negociado em R\$, contratos em aberto e cotações dos contratos nos seis meses anteriores ao vencimento destes. Os gráficos utilizados apresentavam apenas as cotações de fechamento, de modo a fornecer um indicativo do padrão de comportamento das cotações por semana, de acordo com a definição de SCHWAGER (1984).

Os custos a serem considerados nas negociações são somente aqueles associados com os custos operacionais da BM&F para compra/venda de um contrato futuro em cada mercado. Custos de transação, como a diferença entre oferta de compra e oferta de venda, aquisição de informação e interpretação não

são considerados, uma vez que serão utilizados preços diários de fechamento do mercado, que têm custo negligenciável de aquisição (TAYLOR, 1988).

Por si, o retorno financeiro é uma medida sem muito valor para julgar o desempenho de um sistema de negociação. A medida adequada para comparação entre sistemas de negociação deve considerar a relação risco-retorno dos modelos.

Pode-se utilizar, então, uma medida clássica de retorno-risco, o Índice Sharpe (IS), que é definido na sua forma reduzida por SCHWAGER (1984) como

$$IS = \frac{R}{\sigma_R} \quad (78)$$

sendo R a média dos retornos do sistema de negociação e  $\sigma_R$ , o desvio-padrão dos retornos.

A premissa básica do IS é de que o desvio-padrão é uma medida de risco, ou seja, quanto maior o desvio-padrão, maior o risco do sistema de negociação. Se o desvio-padrão é baixo, é razoável assumir que o retorno atual estará perto do retorno esperado. Entretanto, se o desvio-padrão é alto, isso indica que há alta probabilidade de que o retorno atual deve variar significativamente. Quanto maior o IS, melhor o desempenho do modelo nas operações de compra/venda de contratos.

Com o intuito de fornecer informações complementares acerca do padrão distributivo dos retornos ao longo do período, são também analisadas as medidas de simetria (*skewness*) e *curtose* (*kurtosis*), que correspondem, respectivamente, ao terceiro e quarto momentos probabilísticos da série de retornos dos modelos em cada mercado.

HAMILTON (1994) definiu as estatísticas de simetria (*S*) e *curtose* (*K*) como

$$S = \frac{E(R_t - \mu)^3}{[Var(R_t)]^{3/2}} \quad (79)$$

$$K = \frac{E(R_t - \mu)^4}{[Var(R_t)]^2} \quad (80)$$

em que  $R_t$  é o retorno observado no período  $t$  e  $\mu$  é a média observada dos retornos. De acordo com HAMILTON (1994), uma variável com  $S = 0$  é simétrica, ao passo que  $S >$  ou  $< 0$  define a assimetria positiva ou negativa. Uma variável com assimetria negativa tem a maior parte de suas observações abaixo da média, ao passo que  $S$  maior que zero indica que a maior parte dos retornos se situa acima da média.

Já uma variável com *curtose* maior que 3 tem maior dispersão de observações nas extremidades da sua distribuição, se comparadas com uma distribuição Normal Gaussiana. No entanto, se a *curtose* é inferior a 3, as observações são mais concentradas em torno da média da distribuição. Assim, a regra de análise das estatísticas de simetria consiste em avaliar se a estatística calculada é maior ou menor que zero, de modo a determinar se os retornos positivos têm maior ou menor peso na determinação da média observada no período considerado, de acordo com NTUNGO e BOYD (1998).

No caso da *curtose*, se a estatística obtida é maior que 3 (indicando uma distribuição *leptocúrtica*), o retorno médio é composto por valores extremos, tanto em termos negativos quanto positivos, concentrados nas extremidades da distribuição, ao passo que valores inferiores a 3 indicam retornos mais concentrados em torno da média, se comparado com uma distribuição Normal Gaussiana.

Em termos práticos, a simulação visa determinar o modelo que fornece os melhores retornos financeiros com menor variabilidade, e com uma distribuição próxima à da distribuição normal ao longo do período em análise. Estatisticamente, isso corresponde a determinar qual o modelo que melhor capta corretamente as tendências da série nas cotações próximas ao vencimento.

O interesse está, portanto, em expor oportunidades de compra e venda dos contratos futuros em estudo nas datas próximas ao vencimento, buscando, a partir das previsões obtidas dos modelos e do mercado futuro, avaliar possíveis ganhos na operação de compra/venda na BM&F.

A estratégia de negociação utilizada é predefinida, ou seja, com uma definição antecipada do momento de entrada e saída do mercado, com o objetivo de auferir ganhos na operação de compra e venda de contratos. Tal procedimento

equivale a um gerenciamento da exposição ao risco de preços, conforme definição de PURCELL (1991). A atitude do tomador de decisão em relação ao risco é, dessa forma, importante elemento das estratégias a serem utilizadas. Assume-se que as estratégias aqui adotadas correspondem a investidores neutros ao risco, que estão propensos a assumir posição no mercado de modo a auferir retornos significativos em suas estratégias.

Tal procedimento visa sinalizar para uma possível aplicabilidade dos modelos de séries temporais aqui considerados em operações nesses mercados. Os resultados do estudo de SANTOS (2000) deram suporte à aplicabilidade desses modelos em datas próximas ao vencimento desses contratos.

#### **4.5.3. Princípios básicos da análise técnica – Método de tendências por médias móveis**

Esta abordagem, inicialmente utilizada nas bolsas de valores, é também aplicada nos mercados futuros, principalmente em análises que buscam compreender variações de preços no curto prazo, com vistas a identificar possíveis estratégias de compra e venda de contratos (MARQUES e MELLO, 1999).

Segundo ZIRILLI (1996), os modelos univariados de previsão também podem ser considerados como métodos alternativos de análise técnica, pois se baseiam apenas no comportamento dos preços do mercado para realização de previsões. Porém, atualmente esses modelos não são muito utilizados, uma vez que existem diversos indicadores que são mais aplicados nos mercados futuros. Os principais métodos foram sintetizados por SCHWAGER (1984):

- a) Métodos de tendência: espera por um movimento específico dos preços e, então, inicia-se uma posição na mesma direção com o pressuposto de que a tendência deve continuar.
- b) Taxa de mudança nos preços: monitora as taxas de variação nos preços com o objetivo de detectar antecipadamente potenciais reversões de mercado.

- c) Contratendência: toma posição contrária àquela indicada pela tendência, com o pressuposto de que o mercado vai se corrigir.
- d) Reconhecimento de padrões: posições são tomadas a partir da verificação de padrões gráficos preestabelecidos.

Esses métodos utilizam diversos indicadores, desde padrões de continuidade/reversão, de ponto e figura até do tipo *candlestick* e as abordagens de Dow, Elliot e Fibonacci<sup>23</sup>.

A princípio, a análise técnica se baseia em apenas três informações: preços, volume negociado e contratos em aberto. Essas variáveis são representadas em gráficos, que podem ser do tipo linha e barra, ponto e figura ou média móvel.

De acordo com PURCELL (1991), o volume negociado equivale ao total dos contratos negociados naquele dia, sendo indicativo da oscilação de compra/venda do mercado. A interpretação do volume negociado deve considerar todos os meses negociados para dada mercadoria naquele dia, pois a atividade de negociação durante o período pode ser distorcida por sinais dados pelo contrato com vencimento mais próximo, dado que o volume desse contrato cai progressivamente à medida que se aproxima a data de vencimento.

Já os contratos em aberto correspondem ao número de contratos que ainda não foram liquidados pelos seus detentores. Não há nenhuma relação direta entre o volume negociado e os contratos em aberto, mas existem importantes padrões de comportamento que podem auxiliar na interpretação do movimento dos preços, sinalizando para mudanças que podem ocorrer no mercado. Isso porque, em geral, uma tendência de preços deve ser sustentada por aumento nos contratos em aberto (PURCELL, 1991).

A comparação dos volumes nos movimentos de alta e baixa dos preços corresponde a uma estimativa das intenções de venda contra o peso das intenções de compra no mercado. Cada movimento de preço tem um movimento de volume que lhe é característico (MASAGÃO, 2000). Assim, a análise da evolução do volume é utilizada para verificar se o movimento de preços apresenta tendência

---

<sup>23</sup> Para maiores detalhes acerca destes e outros métodos, ver MASAGÃO (s.d.).

consistente. Se o volume cai quando os preços estão em alta ou vice-versa, o mercado deve estar para reverter a atual tendência, ao passo que, se o movimento dos preços acompanha o movimento do volume negociado, a atual tendência deve persistir.

A verificação dos contratos em aberto complementa essa abordagem. Se, por exemplo, durante uma tendência de alta os preços e os contratos em aberto caem, a maioria dos agentes está saindo da posição comprada, indicando que a tendência atual deverá ser retomada depois que esse grupo realizar seus ganhos financeiros. Se, ao contrário, o volume aumentou, é um indicativo de que a maioria das negociações foi de abertura de novas posições vendidas, indicando que há expectativa de baixa que pode estar se iniciando. Esse método de análise do mercado pressupõe que toda a informação obtida pela interação das forças de oferta e demanda é representada nos preços de mercado.

Na simulação a ser construída no presente estudo, serão utilizados um gráfico das séries de volume e contratos em aberto e um gráfico de preços, ambos com base nos últimos seis meses antes do vencimento. Esses gráficos são enriquecidos com as respectivas médias móveis (com periodicidade igual a 3) para cada variável. A escolha do período da média segue o critério de TEWELES e JONES (1999) de que, quanto mais curta a ordem da média móvel, mais sensível ela será a mudanças na tendência, detectando-as com maior rapidez. Busca-se, assim, captar a tendência vigente no mercado, de alta ou baixa dessas variáveis, identificando a direção em que os preços devem estar caminhando (MARQUES e MELLO, 1999). No entanto, deve-se considerar que a maior dificuldade na aplicação da análise técnica em mercados futuros, segundo ZIRILLI (1996), reside na determinação de qual a melhor combinação de indicadores que melhor descreve o comportamento do mercado analisado. Tal problema é de difícil solução, pois não há como determinar um modelo ótimo que seja aplicável em qualquer período de tempo.

A construção do sistema de negociação baseado na análise técnica segue um conjunto de regras de interpretação dos indicadores considerados, com o propósito de se obterem retornos financeiros positivos (lucro) nas operações. Segundo ZIRILLI (1996), um sistema de negociação fornece “um instrumental

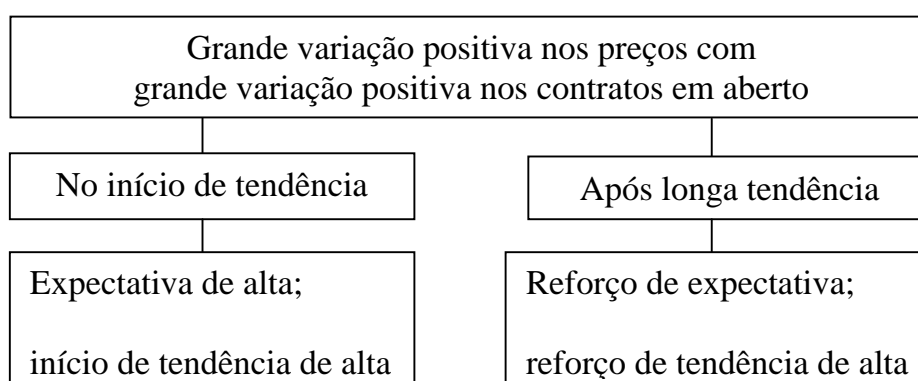
rígido para a tomada de decisões de compra e venda pela inferência do comportamento do mercado”.

A especificação de um sistema de negociação, ainda segundo esse autor, possibilita a comparação com os modelos de previsão alternativos, visualizando, assim, o seu potencial de aplicação.

Os critérios de tomada de decisão seguem as regras descritas em MARQUES e MELLO (1999), mais detalhadamente em MASAGÃO (s.d.), KROLL e PAULENOFF (1993), SCHWAGER (1994) e TEWELES e JONES (1999). As regras básicas de interpretação dos indicadores de tendência do tipo média móvel são as seguintes:

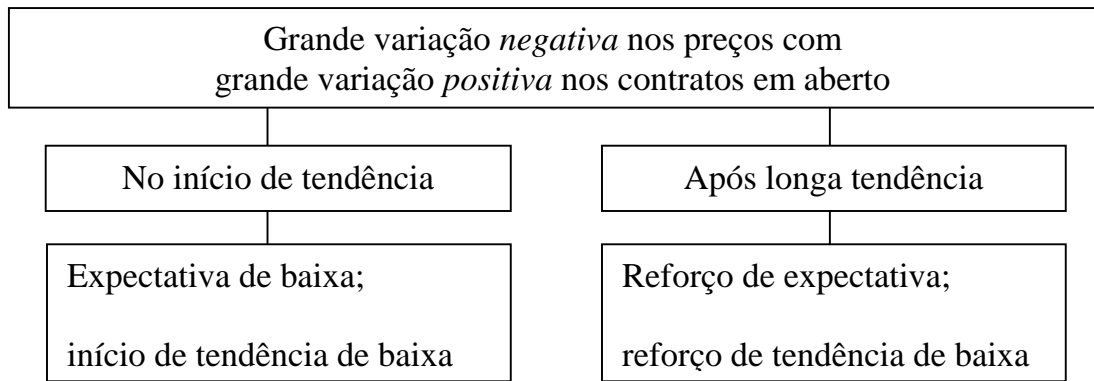
- a) Se preços, volume e contratos em aberto estão na mesma tendência, a atual tendência de preços deve continuar.
- b) Picos de volume costumam coincidir com picos de mercado ou com o início de uma tendência.
- c) Se as tendências de preço, volume e contratos em aberto estão em desacordo, então a atual tendência deve estar para se reverter.
- d) Se o preço variou pouco com alto volume de negociação, isso sinaliza para um equilíbrio de forças entre comprados e vendidos.

As Figuras 5 a 7 ilustram o procedimento a ser adotado em diversas situações de mercado.



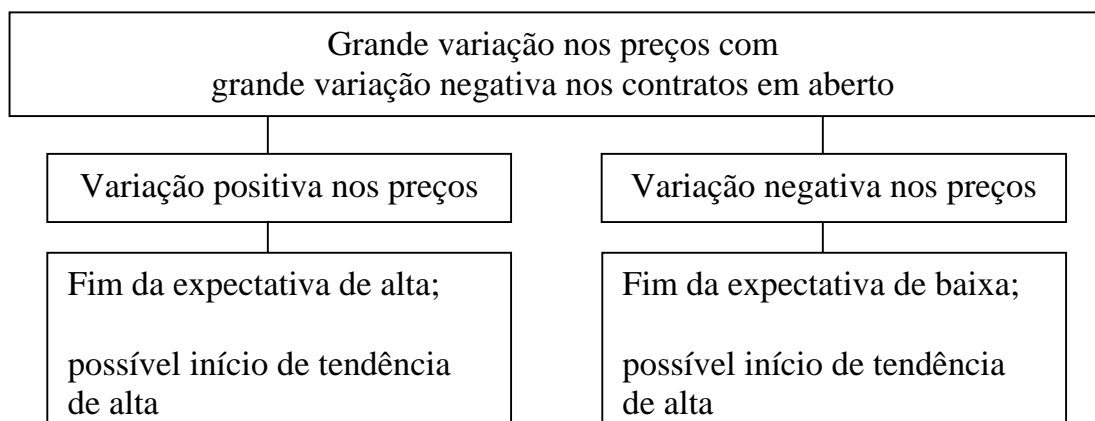
Fonte: MASAGÃO (2000)

Figura 5 – Ilustração do caso de tendência de alta.



Fonte: MASAGÃO (2000)

Figura 6 – Ilustração do caso de tendência de baixa.



Fonte: MASAGÃO (2000)

Figura 7 – Ilustração do caso de tendência de alta ou baixa.

A análise técnica aqui adotada, fundamentada em médias móveis, considera a evolução dessas três variáveis (preços de fechamento, volume negociado e contratos em aberto).

Deve-se ressaltar que a abordagem de médias móveis é adequada em mercados que apresentam tendências consistentes nos preços, como é o caso dos produtos agropecuários (PURCELL, 1991). Ao contrário, médias móveis não são bons instrumentos de análise em mercados instáveis, sem tendências claramente observáveis, como no mercado de ações.

Ademais, elas possibilitam tratar um padrão de continuidade nos preços como indicativo de sinais de compra e venda de contratos, sendo esse tipo de abordagem recomendado para negociações em períodos curtos (TEWELES e JONES, 1999). Esses mesmos autores enumeraram as principais vantagens e desvantagens da utilização de médias móveis para análise de tendências de mercado:

a) Vantagens

- objetividade: todos os seus elementos são claramente definidos antes da operacionalização;
- redução da incerteza, dada a clareza das suas regras; e
- métodos de tendência detectam as grandes mudanças do mercado.

b) Desvantagens

- reversões do mercado não são facilmente detectáveis;
- regras de negociação aplicáveis a um mercado podem não ser estendidas para outros mercados;
- não-eliminação da probabilidade de perdas; e
- dificuldade na previsão da volatilidade do mercado.

O procedimento a ser adotado, em termos de compra ou venda do contrato a partir do comportamento da série de preços e respectiva média móvel, é sintetizado por MASAGÃO (s.d.):

*O sinal de compra é dado quando a linha de preço cruza a linha da média de baixo para cima. O sinal de venda é dado quando a linha de preço cruza a linha da média de cima para baixo.*

Tal procedimento pode ser também usado quando as tendências de volume e contratos em aberto não fornecem nenhuma indicação significativa do direcionamento do mercado.

O desempenho do mercado futuro de cada produto será balizado, procedendo-se de acordo com os princípios estipulados pela análise técnica, de modo a avaliar os possíveis ganhos ou perdas de cada modelo de previsão. Assim, através da verificação do comportamento de variáveis do próprio mercado, procurar-se-á identificar padrões de comportamento para prever qual será a cotação no vencimento do contrato.

Deve ser ressaltada uma limitação dessa abordagem, no que concerne ao alto grau de subjetividade na interpretação das informações reveladas pelos gráficos utilizados pela análise técnica. Os resultados obtidos devem considerar essa ressalva, pois cada analista adota critérios e abordagens que julgam mais adequados.

Suas limitações advêm de características da interpretação dos sinais de mercado a partir das médias móveis, que podem sinalizar uma reversão antes que esta efetivamente ocorra no mercado, trazendo prejuízos no curto prazo. Isso porque, conforme destacou MASAGÃO (2000), a atuação dos agentes participantes do mercado é determinada pelo nível de conhecimento dos fatores que afetam o valor futuro do ativo transacionado. Esse conhecimento difere entre os agentes, com pequeno número deles com elevado nível de conscientização e grande número com pequena possibilidade de acesso a informações privilegiadas. Ainda segundo esse autor, acertar a tendência do mercado equivale a identificar a expectativa que prevalece entre os agentes formadores de preço, ou seja, aqueles que detêm a capacidade de desequilibrar o mercado.

#### 4.6 Fonte de dados

A comparação dos quatro modelos com as estratégias da análise de médias móveis será feita a partir de uma base de dados secundária proveniente da Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F)<sup>24</sup>. Tal base corresponde ao indicador de preço Esalq/BM&F para toda quarta-feira útil<sup>25</sup> entre 9 de setembro de 1996 e 31 de dezembro de 1999, para os contratos futuros de café, soja e boi gordo, além do volume negociado e dos contratos em aberto com vencimentos vigentes em cada produto.

A referência para construção das previsões nos três mercados é o indicador do preço fornecido pela Esalq/BM&F. Esse indicador pode servir de referencial no direcionamento de operações de compra e venda no mercado futuro no mês de vencimento dos contratos, na liquidação por diferença ou financeira (MARQUES e MELLO, 1999).

Com relação ao café, o indicador corresponde ao preço médio de café Arábica, tipo 6, bebida dura ou melhor, posto no Município de São Paulo, em reais por saca de 60 kg. Já no tocante ao boi gordo, o indicador atende às especificações do Contrato Futuro de Boi Gordo negociado na BM&F, ou seja, trata-se de bovinos machos, castrados, bem acabados (carcaça convexa), em pasto ou confinamento, com peso vivo entre o mínimo de 450 kg e o máximo de 550 kg e idade máxima de 42 meses. O indicador é uma média ponderada dos preços da arroba do boi gordo pagos pelos frigoríficos nas principais regiões produtoras do Estado de São Paulo.

Para a soja, o preço-referência é o Preço Nacional da Soja (Fipe/USP), calculado com base nas informações dos negócios no mercado físico no Estado do Paraná, com respeito à soja em grão a granel, de tipo exportação, padrão Concex.

O tamanho da amostra e a decisão de utilizar dados semanais foram definidos em função da disponibilidade de dados de uma mesma fonte, no caso a BM&F, que, a princípio, serve de referencial de preços para os agentes que

---

<sup>24</sup> Tais informações podem ser obtidas através do endereço eletrônico da BM&F: [www.bmf.com.br](http://www.bmf.com.br)

<sup>25</sup> Quando tal informação não está disponível, utiliza-se a data imediatamente posterior.

transacionam contratos futuros. Embora correspondam a somente três anos, as séries de preços são de tamanho suficiente (174 observações para cada produto) para a construção de previsões. A utilização de dados semanais vai de encontro à argumentação de NTUNGO e BOYD (1998), justificando a análise nessa frequência em função do menor tempo de construção e modelagem, em comparação com a periodicidade diária, para construção dos Modelos de Redes Neurais. Ademais, a possibilidade de intervenção nos Modelos Estruturais e Bayesianos torna-se inviável em dados diários.

Para as séries de café e soja, os preços são convertidos de R\$ para US\$, a fim de se proceder à comparação da cotação na BM&F, que, oficialmente, é em pontos por saca, mas que na verdade correspondem ao valor em US\$. Tal conversão não é prejudicada pela desvalorização do real em 13 de janeiro de 1999, pois as cotações de ambos se ajustam rapidamente, uma vez que parcela significativa da produção é transacionada com o exterior.

Já com relação ao contrato de boi gordo, os preços são mantidos em R\$, uma vez que o produto é destinado prioritariamente ao mercado interno (DE ZEN, 1993). Desse modo, apenas as previsões dos modelos são convertidos em US\$, de modo a se proceder às comparações com os contratos da BM&F.

Todos os modelos são construídos com previsões a partir de uma mesma data de início (09.09.1996). Conforme ARMSTRONG e COLLOPY (1992), adota-se tal procedimento de modo a não enviesar o desempenho dos modelos com respeito a séries de tamanhos distintos.

Foram analisados meses em que existiram contratos futuros transacionados na BM&F, nos anos de 1998 e 1999, nos mercados de café, boi gordo e soja. O desempenho dos modelos e do mercado futuro foi avaliado a partir de um critério de medida específico, o EPP. A análise não visou à busca de um modelo *ideal* de previsão nesses mercados, mas sim explorar a capacidade preditiva destes em operações nos mercados à vista, indicando possíveis ganhos ou perdas na sua utilização. As simulações de negociação dos contratos a partir das previsões obtidas utilizam as cotações de fechamento na BM&F para cada produto, no último mês de negociação.

## 5. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A partir da base de dados obtida no *site* da BM&F<sup>26</sup>, construíram-se previsões dos quatro modelos dos indicadores de preços de soja, boi gordo e café entre janeiro de 1998 e dezembro de 1999.

Os resultados foram analisados sob dois aspectos. Inicialmente, discutiu-se o desempenho de cada modelo em função de suas características específicas, verificando a capacidade de cada um em captar o comportamento dos preços nos três mercados analisados, em termos do poder de previsão desses preços. Isso equivale a determinar se existe padrão no desempenho preditivo, quanto à precisão ou a erros consecutivos.

Em seguida, os resultados foram aplicados nas simulações de compra ou venda de 10 contratos de cada produto em cada mês analisado e comparados com uma estratégia de análise técnica dos mercados, com base em tendências de média móvel dos indicadores de volume negociado, contratos em aberto e preços de fechamento. A discussão focalizou o Índice Sharpe, que fornece dados sobre os ganhos potenciais da operação com cada modelo e o risco associado a essas operações, possibilitando a comparação entre mercados, além da simetria e curtose, que forneceram indicativo do comportamento conjunto dos retornos para cada contrato analisado.

---

<sup>26</sup> Disponível no endereço: [www.bmf.com.br](http://www.bmf.com.br)

Por fim, os resultados foram analisados em termos agregados, com o intuito de levantar hipóteses sobre qual o melhor modelo em períodos de maior volatilidade nas cotações de cada produto, e em mercados com alta e baixa liquidez no volume de contratos negociados. Buscou-se, ainda, verificar se os modelos que fornecem as previsões mais acuradas são também os melhores em termos da aplicação de suas estimativas em estratégias de compra e venda de contratos.

Os resultados das previsões, bem como a configuração dos modelos estimados, são apresentados no anexo estatístico deste trabalho. Os parâmetros estimados não foram exibidos devido ao fato de que somente o software *Eviews 3.0* fornece as estatísticas do processo de estimação de maneira explícita.

## **5.1. Desempenho preditivo dos modelos**

Nesta seção, procurou-se verificar qual o modelo que melhor descreve o comportamento dos preços em previsões de curto prazo, analisando o desempenho segundo o critério de Erro Percentual de Previsão (EPP). Com isso, buscou-se determinar qual o modelo com as melhores previsões para cada série de preços, bem como as características que fazem com que um modelo seja melhor que outro. Em todas as séries, os EPP mais próximos de zero, para cada período, são apresentados em negrito.

### **5.1.1. Preços de boi gordo**

Foram analisados meses em que existem contratos futuros negociados entre 1998 e 1999. Os valores previstos correspondem à cotação em R\$, convertida para US\$ pela taxa de câmbio comercial da arroba de boi gordo na semana anterior ao vencimento do contrato futuro<sup>27</sup>. Os resultados, em termos de EPP, são apresentados no Quadro 4.

---

<sup>27</sup> Os valores previstos dos preços das três *commodities* (boi gordo, café e soja) são apresentados nos anexos.

Quadro 4 – Erro percentual das previsões para os contratos futuros de boi gordo

Contrato	Modelo				BM&F
	ARIMA	Rede Neural	Estrutural	Bayesiano	
Jan./98	0,773	0,478	<b>0,303</b>	-0,428	0,561
Fev./98	-0,091	<b>0,017</b>	0,500	0,134	-0,255
Mar./98	-0,103	-0,269	0,213	-0,191	<b>0,085</b>
Abr./98	0,097	<b>-0,091</b>	0,093	0,435	0,982
Mai./98	-0,272	0,278	2,205	<b>-0,256</b>	2,823
Jun./98	0,290	0,249	0,831	<b>-0,019</b>	0,352
Jul./98	-0,612	-0,959	-0,336	<b>-0,097</b>	-0,540
Ago./98	-2,234	-2,663	-1,711	<b>-1,655</b>	-1,732
Set./98	<b>0,093</b>	-0,842	1,064	1,406	1,248
Out./98	-1,177	-0,835	-1,968	-1,578	<b>0,043</b>
Nov./98	-0,883	-1,364	<b>0,253</b>	-0,598	-0,464
Dez./98	<b>0,135</b>	-1,079	0,198	-0,967	-0,683
Jan./99	-5,862	-7,345	-6,121	<b>-5,578</b>	14,084
Fev./99	1,779	-2,576	<b>0,489</b>	-0,570	5,061
Mar./99	1,664	1,528	1,375	<b>0,920</b>	-8,096
Abr./99	<b>-0,285</b>	-0,619	-0,790	-0,967	-0,946
Mai./99	<b>0,678</b>	1,862	2,564	-1,825	2,258
Jun./99	-2,704	-2,557	<b>-2,446</b>	-2,800	-3,015
Jul./99	<b>-0,009</b>	0,438	-0,386	0,310	-1,854
Ago./99	-2,251	-1,188	<b>-0,613</b>	-1,940	2,251
Set./99	-8,362	-9,224	-7,713	<b>-7,224</b>	-7,243
Out./99	-2,569	-3,282	-2,064	-0,793	<b>-0,098</b>
Nov./99	3,689	<b>1,278</b>	3,293	4,981	3,751
Dez./99	0,327	-0,828	<b>0,017</b>	-0,109	-0,582
Média	-0,745	-1,233	-0,448	-0,809	<b>0,333</b>

Fonte: Resultados da pesquisa.

As melhores previsões para cada contrato analisado estão destacadas em negrito, no Quadro 4. Os resultados indicam que os Modelos Bayesianos previram melhor em sete contratos, seguidos dos Modelos Estruturais com seis e dos ARIMA com cinco, cabendo aos Modelos de Redes Neurais e às cotações da BM&F as melhores previsões em apenas três contratos dos 24 analisados.

Aprofundando a análise, notou-se ainda que, entre janeiro e junho de 1998, todos os modelos apresentaram bom desempenho preditivo, com erros

abaixo de 1%, à exceção do Modelo Estrutural e da cotação na BM&F, que, para o contrato de maio/98, apresentaram erros acima de 2% nas previsões.

A verificação desse padrão relativamente uniforme no desempenho dos modelos no primeiro semestre, quando houve maior oferta de animais para abate, também foi verificada no segundo semestre de 1998, com destaque para o bom desempenho dos Modelos ARIMA e Bayesianos, além das cotações na BM&F, que apresentaram baixos valores de EPP no período, à exceção do mês de agosto.

Entre janeiro e junho de 1998, o valor médio do indicador foi de R\$26,55/@, com uma variabilidade de R\$0,42/@, indicando a relativa estabilidade da série, fator crucial na determinação do bom desempenho preditivo dos modelos no período (Figura 8).

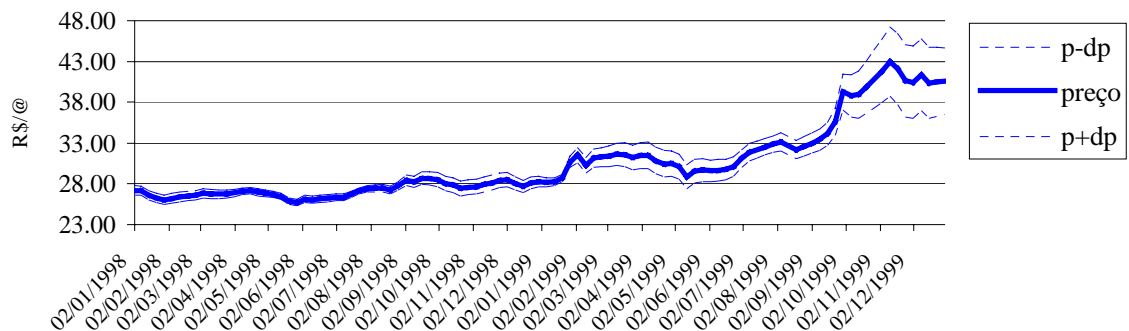


Figura 8 – Volatilidade do indicador do preço do boi gordo Esalq/BM&F.

Entre julho e dezembro de 1998, período que caracterizou a menor disponibilidade de animais para abate e conseqüente tendência de elevação dos preços, a série do indicador de preços da arroba de boi gordo passou a oscilar com um pouco mais de intensidade, fazendo com que a média da cotação semanal subisse para R\$27,78/@, com uma variabilidade de R\$0,65/@ no período.

Essa maior variabilidade comprometeu em especial o desempenho dos Modelos de Redes Neurais, que não captaram, no período, a oscilação dos preços na velocidade necessária. Já os Modelos ARIMA mostraram melhor adaptabilidade, captando, de modo mais eficiente, as variações no indicador. O mesmo pode ser dito com relação às previsões dos Modelos Bayesianos e Estruturais e das cotações na BM&F, que produziram boas previsões, principalmente nos meses de novembro e dezembro de 1998. Todavia, é o mês de janeiro de 1999 que apresentou os resultados mais interessantes, com erros de previsão expressivos em todos os modelos. Esse fato decorreu da desvalorização cambial do R\$ em 13.01.1999, que correspondeu à introdução de um choque aleatório nas séries de preço de boi gordo, fazendo com que os preços subissem de R\$28,19/@, em 06.01.1999, para R\$31,51/@, em 03.02.1999.

Conseqüentemente, no primeiro semestre de 1999, a média sobiu para R\$30,35/@ e o desvio-padrão saltou para R\$1,11/@. Essa mudança no padrão de evolução da série fez com que o desempenho dos modelos fosse distinto no período.

Entre janeiro e março de 1999, fase em que os valores do indicador em R\$ apresentaram tendência de alta, os Modelos Bayesianos forneceram as melhores previsões, com bom desempenho também verificado nos Modelos Estruturais.

A partir de abril do mesmo ano, em que a série começou a apresentar tendência de queda, o desempenho preditivo dos modelos foi relativamente igual, com pequena vantagem dos Modelos ARIMA e Estruturais.

No período de maior volatilidade do indicador, entre outubro e dezembro de 1999, os Modelos Bayesianos e as cotações na BM&F forneceram as melhores previsões, com os Modelos Estruturais também apresentando bom desempenho. Já os Modelos ARIMA e de Redes Neurais não prevêm com a mesma acurácia, indicando a baixa adaptabilidade deles em períodos de alta oscilação no indicador de boi gordo, em comparação com as suas previsões com aquelas obtidas pelos Modelos Bayesianos e com as cotações na BM&F, inicialmente destacados.

Foram as cotações na BM&F que apresentaram a menor média de EPP nos 24 contratos analisados entre 1998 e 1999. Esse desempenho está associado em parte à capacidade dessas cotações de prever de modo eficiente, com erro inferior a 1% em 50% dos contratos. Essas cotações apresentam ainda padrão de eficiência preditiva no mês de outubro, possivelmente resultante do maior volume de negociação para contratos com esse vencimento, entre todos os contratos negociados ao longo do ano. No entanto, o melhor resultado no mês de março de 1998 não foi explicado pelo mesmo motivo, decorrendo, na verdade, de estabilidade nas cotações das duas semanas anteriores ao vencimento do contrato.

Os resultados obtidos no mercado de boi gordo são importantes na medida em que fornecem indicativo do potencial de uso de cada modelo para padrões de comportamento distintos dos preços do produto. Portanto, pode-se inferir, a partir dos resultados obtidos, que os Modelos ARIMA, Estruturais e Bayesianos fornecem melhores previsões quando a série apresenta alta variabilidade, ao passo que os Modelos de Redes Neurais não conseguem captar corretamente as tendências de curto prazo, apresentando valores altos de EPP nos períodos de maior volatilidade. Já nos períodos de relativa estabilidade dos preços do boi gordo houve um equilíbrio entre o desempenho dos modelos e das cotações na BM&F.

### **5.1.2. Preços de café**

Neste mercado foram analisadas as previsões obtidas nos contratos de março, maio, julho, setembro e dezembro de 1998 e 1999, cujas previsões foram expressas em US\$/saca de 60 kg, correspondendo ao valor na penúltima semana de negociação. Os valores dos EPP são apresentados no Quadro 5. Os EPP mais próximos de zero, para cada período, são apresentados em negrito.

Pôde-se observar o impacto dessa reversão no desempenho dos Modelos de Redes Neurais, que apresentaram resultados equivalentes aos dos demais modelos até setembro de 1999 para, em dezembro desse mesmo ano, exibir o pior valor de EPP no período, em função da incapacidade desse modelo de captar eficientemente a já citada reversão de tendência em outubro.

Quadro 5 – Erro percentual das previsões para os contratos futuros de café

Contrato	Modelo				BM&F
	ARIMA	Rede Neural	Estrutural	Bayesiano	
Mar./98	10,479	13,542	11,406	<b>7,947</b>	18,193
Mai/98	-3,220	-3,450	-10,556	-9,057	<b>-0,997</b>
Jul./98	-5,254	-6,182	<b>-4,963</b>	-8,016	8,543
Set./98	0,281	<b>-0,128</b>	0,477	1,401	11,718
Dez./98	<b>-2,989</b>	3,292	3,295	3,591	12,223
Mar./99	-1,470	1,676	1,969	<b>-0,590</b>	9,058
Mai/99	-8,727	-11,240	-10,600	-14,200	<b>-5,864</b>
Jul./99	<b>-0,033</b>	-0,534	0,903	-6,996	8,364
Set./99	6,596	<b>4,047</b>	5,378	11,956	14,603
Dez./99	8,821	18,938	<b>7,133</b>	13,044	17,394
Média	0,448	1,996	0,444	<b>-0,092</b>	9,324

Fonte: resultados da pesquisa.

Os resultados desta pesquisa indicam equilíbrio no desempenho dos modelos em termos de número de previsões mais acuradas que os concorrentes, com cada modelo respondendo por duas previsões com maior precisão ao longo do período analisado. No entanto, analisando em termos do comportamento dos preços entre 1998 e 1999, os resultados apontam para desempenhos distintos, em função da tendência de queda nos preços intercalada com pequenos picos de alta, entre fevereiro de 1998 e outubro de 1999 (Figura 9). A reversão de tendência verificada a partir desse mês é determinante na avaliação final do desempenho de cada modelo.

Observou-se ainda que, ao contrário dos preços da arroba de boi gordo, não existiram efeitos observáveis da desvalorização do R\$ no comportamento da série de preços de café a partir de janeiro de 1999. Tal fato está associado ao mercado a que se destina a maior parte de cada produto. Enquanto a demanda de boi gordo é essencialmente para consumo interno e cotada em R\$, os preços no mercado de café são afetados por fatores externos, como a produção de outros países e estoques, entre outros, fazendo com que o preço do produto em US\$ reflita toda a influência desses fatores determinantes da demanda no mercado externo, principal consumidor do produto.

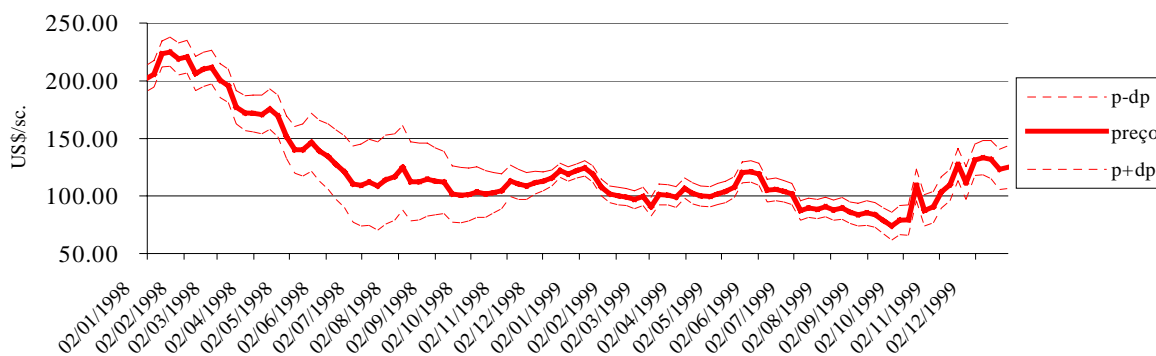


Figura 9 – Volatilidade do indicador do preço de café Esalq/BM&F.

Outro ponto a se destacar é o fraco desempenho das cotações na BM&F em termos de média do EPP, embora essas cotações sejam as melhores em dois dos 10 contratos analisados. Esse fraco desempenho pode estar refletido na volatilidade dos preços do café no ano de 1998, em especial entre os meses de março e dezembro.

Nesse período, as cotações de fechamento na BM&F apresentaram desempenho satisfatório apenas no contrato de maio/98, com altos valores para o EPP no período. Nesse aspecto, os modelos analisados tiveram resultado significativamente superior apenas nos contratos de setembro e dezembro/98. No período de maior volatilidade, entre junho e setembro de 1998, foram os Modelos Estruturais e de Redes Neurais que apresentaram os resultados mais precisos.

Já no ano de 1999, caracterizado por menor variabilidade nos preços de café, houve equilíbrio entre o desempenho comparado dos modelos, à exceção dos Modelos ARIMA, que apresentam menor variabilidade nos erros.

Pode-se, então, inferir que, nos preços de café entre 1998 e 1999, os modelos de previsão apresentam desempenho distinto, quando são analisadas as características da série ao longo da amostra. Nos períodos de maior volatilidade, os quatro modelos apresentam resultados satisfatórios em termos preditivos. Porém, são os Modelos de Redes Neurais e os Modelos Estruturais que captam, de maneira mais precisa, grandes oscilações nos preços.

Já nos períodos de menor volatilidade, os Modelos ARIMA tiveram bom desempenho preditivo, ao passo que os Modelos Bayesianos, embora tenham a menor média de EPP, apresentam variância significativa nos erros nas datas analisadas, comprometendo, inclusive, a análise comparativa em termos da média do EPP, uma vez que essa variabilidade foi observada em todos os modelos.

Essa alta variabilidade nos erros de previsão dos modelos e das cotações na BM&F está diretamente associada à variação significativa dos preços do produto ao longo do período, passando de uma média de R\$186,79/saca e desvio-padrão de R\$35,47/saca entre janeiro e junho de 1998 para uma média de R\$104,49 e desvio-padrão de R\$8,47, para o mesmo período do ano seguinte.

Pode-se concluir, entretanto, que, em relação à previsão de preços de café, os Modelos ARIMA apresentam desempenho um pouco superior, resultado da baixa variabilidade de seus erros de previsão, o que reflete a sua capacidade de captar, de modo mais eficiente que os demais modelos, as oscilações nos preços do café ao longo do período analisado.

### **5.1.3. Preços da soja**

As previsões correspondem aos contratos com vencimento em fevereiro, março, maio, julho, setembro e novembro de 1998 e 1999. Os valores previstos correspondem à cotação em pontos por saca de 60 kg, convertidos em US\$, cujos resultados são expressos em erro percentual de previsão e sua média para o período analisado.

Como pode ser observado no Quadro 6, três modelos (Redes Neurais, Bayesiano e BM&F) apresentam, cada um, previsões mais precisas (em negrito) para três contratos analisados no período, ao passo que os Modelos Estruturais prevêm melhor em dois contratos e os Modelos ARIMA o fazem em apenas um contrato dos 12 analisados.

Quadro 6 – Erro percentual das previsões para os contratos futuros de soja

Contrato	Modelo				BM&F
	ARIMA	Rede Neural	Estrutural	Bayesiano	
Fev./98	-0,628	-5.644	0,729	1.123	<b>-0,235</b>
Mar./98	-0,732	8.533	-0,617	-2.220	<b>-0,171</b>
Mai./98	1.228	<b>0,182</b>	1.392	1.822	1.051
Jul./98	<b>0.316</b>	0,455	3.756	-1.161	0,761
Set./98	1.108	3.481	<b>-0,266</b>	1.429	1.291
Nov./98	2.718	<b>1.777</b>	3.231	3.101	3.896
Fev./99	8.231	6.757	7.827	<b>5.232</b>	8.824
Mar./99	3.921	3.421	3.853	3.579	<b>0,000</b>
Mai./99	2.747	3.314	2.760	<b>2.645</b>	3.552
Jul./99	0,510	-0,565	3.102	<b>0,274</b>	-3.050
Set./99	0,853	0,874	<b>-0,230</b>	2.132	3.122
Nov./99	0,568	<b>0,247</b>	0,585	-1.361	3.872
Média	1.737	1.903	2.177	<b>1.383</b>	1.909

Fonte: resultados da pesquisa.

O comportamento dos preço da soja ajuda a explicar o desempenho distinto dos modelos (Figura 10). A tendência de queda acentuada entre janeiro e abril de 1998 é captada de modo eficiente pelos Modelos ARIMA e Estruturais e pelas cotações na BM&F, nos contratos de fevereiro e março de 1998, de acordo com o Quadro 6.

A reversão de tendência em abril do mesmo ano é prevista de modo eficiente apenas pelo Modelo de Redes Neurais, revertendo um desempenho fraco nas previsões para fevereiro e março. A oscilação dos preços entre junho e agosto do mesmo ano é bem captada pelos Modelos ARIMA e de Redes Neurais e pelas cotações da BM&F, refletidas no contrato de julho. Já a estabilidade observada nas cotações entre setembro e dezembro é bem apontada pelos Modelos Estruturais e Bayesianos, porém com EPP piores nas previsões para novembro de 1998.

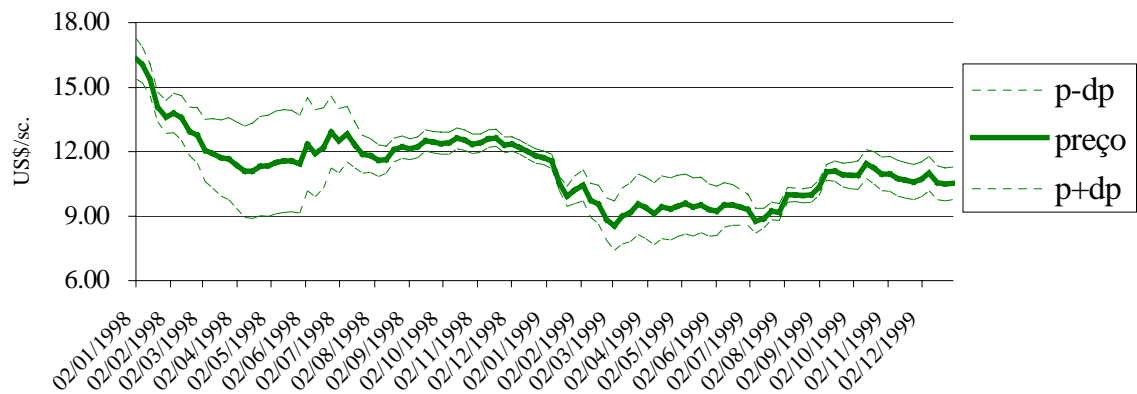


Figura 10 – Volatilidade do preço nacional da soja (FIPE/USP).

A nova tendência de queda observada entre os meses de dezembro de 1998 e março de 1999 fez com que nenhum dos modelos apresente previsões satisfatórias para os contratos de fevereiro e março de 1999. O EPP igual a zero para a cotação da BM&F em março desse ano decorreu da menor variabilidade nas quatro semanas anteriores de negociação, de apenas 0,08 centavos de US\$ na média, sinalizando para um possível equilíbrio entre compradores e vendedores no mercado futuro de soja nas semanas próximas a esse vencimento.

Já a estabilidade da série de preços da saca de soja, observada entre abril e agosto do mesmo ano, contribui para previsões mais precisas de todos os modelos, em especial os Modelos ARIMA e Bayesiano, sendo este último o que apresenta as menores medidas de erro.

A tendência de alta observada a partir de agosto, que se interrompe em meados de setembro, não afeta as previsões dos modelos estudados, que apresentam bons resultados nesse período, com destaque para os Modelos ARIMA e de Redes Neurais.

A volatilidade dos preços no primeiro semestre de 1998 também deve ser considerada como outro fator determinante do desempenho dos modelos (Figura 10). É possível associar essa volatilidade, que é maior no período de colheita da soja, à já observada tendência de queda, fazendo com que ambos sejam fatores

determinantes do bom desempenho dos Modelos ARIMA e das cotações da BM&F. Isso é um indicativo da capacidade de assimilação das flutuações da tendência por parte da modelagem ARIMA e da capacidade dos agentes participantes do mercado futuro de soja em incorporar, em suas expectativas de preço, as variações ao longo desse período especificamente.

Para o período seguinte, essa capacidade não se estende para as cotações dos contratos posteriormente transacionados na BM&F, que, mesmo num ambiente de menor volatilidade dos preços, apresentam, à exceção do mês de março de 1999, erros preditivos significativos em comparação com os demais modelos.

Nota-se ainda que, nos períodos em que os preços da soja são formados internamente (entre agosto e dezembro), o indicador apresenta menor volatilidade, apontando para um potencial do uso dos modelos de previsão na negociação de contratos em datas próximas do vencimento. Tal constatação se justifica pela maior adaptabilidade dos modelos de previsão, com destaque para os Modelos ARIMA, Bayesianos e de Redes Neurais, que obtêm médias aceitáveis de EPP com baixa variabilidade. No entanto, a verificação do potencial da aplicação efetiva desses modelos nos três mercados analisados deve considerar uma simulação dos retornos obtidos com as previsões, de modo a verificar se estas resultam em ganhos e qual o risco associado às operações. Esse aspecto será tratado na próxima seção.

## **5.2. Negociando contratos futuros com modelos de previsão**

Nesta seção, são analisados os retornos financeiros da aplicação das previsões obtidas de cada modelo, em termos de média, desvio-padrão, simetria e curtose desses retornos. A média e o desvio-padrão são a base para o cálculo do Índice Sharpe, o qual permite que se comparem estratégias entre diferentes mercados. As estratégias são comparadas com a análise técnica do tipo média móvel, dos indicadores de volume negociado, dos contratos em aberto e do preço de fechamento.

Foram incluídos os custos operacionais da BM&F, a saber: a Taxa Operacional Básica (TOB), que corresponde a 0,3% do valor do preço de ajuste do dia anterior e é pago à corretora; e a Taxa da Bolsa (emolumentos), correspondente a 6,32% da TOB. Não se considera a inclusão da margem de garantia, pois as operações são encerradas por diferença.

É importante ressaltar que a operação em mercados futuros, utilizando a análise técnica, pode envolver a consideração de outros indicadores e métodos. Isso significa que os resultados aqui apresentados dão suporte à aplicabilidade dos modelos, mas não são uma resposta final sobre a aplicação destes, ou com a eficiência ou ineficiência do mercado futuro ou ainda com a metodologia de análise técnica utilizada para descrever o comportamento do mercado.

Considerando, então, essa restrição, apresentam-se, nos tópicos subseqüentes, os resultados das simulações com os modelos para cada produto, em relação a operações nos mercados futuros fundamentadas na análise técnica aqui considerada<sup>28</sup>.

### **5.2.1. Contrato de boi gordo**

Tomando por base o fato de que cada modelo sinaliza para diferentes estratégias de mercado nos 24 contratos analisados, foram calculados retornos médios, desvios-padrão, simetria, curtose do total das negociações, além do Índice Sharpe associado. Essa diversidade é determinante nos resultados da simulação, em que cada estratégia apresenta médias distintas de retorno, como pode ser observado no Quadro 7.

As simulações de compra e venda de contratos de boi gordo apontam para um melhor desempenho da análise técnica. Esta apresenta retorno médio de US\$1.144,70 para cada 10 contratos futuros negociados por período, com o menor desvio-padrão entre os modelos analisados.

---

<sup>28</sup> Os valores previstos, bem como as respectivas decisões de compra ou venda de contratos, além dos gráficos da análise técnica, são apresentados nos anexos.

Quadro 7 – Estatísticas e Índice Sharpe dos retornos financeiros das simulações: contratos de boi gordo 1998/1999

	ARIMA	R. Neural	Estrutural	Bayesiano	Análise Técnica
Média (US\$)	936.56	892.56	1,015.52	729.53	<b>1,144.70</b>
Desvio-padrão (US\$)	2,331.45	2,349.40	2,296.69	2,407.43	<b>2,232.38</b>
Simetria	0,72	0,75	0,67	0,77	1,49
Curtose	5,74	5,63	5,97	5,46	4,62
Índice Sharpe	0,402	0,380	0,442	0,303	<b>0,513</b>

Fonte: resultados da pesquisa.

Essa estratégia apresenta, ainda, simetria positiva de 1,49, indicando que a maior parte de seus retornos é positiva ao longo do período analisado. Já a curtose de 4,62 indica que os resultados são menos dispersos em torno da média observada, em comparação com as demais estratégias de negociação.

Resultados satisfatórios também foram verificados nos demais modelos, com destaque para os Modelos Estruturais, seguidos dos Modelos ARIMA, ambos com boas médias de retorno financeiro. No entanto, esses modelos não apresentaram simetria positiva expressiva, indicando a existência de retornos financeiros negativos na negociação dos contratos futuros de boi gordo.

Todos os modelos apresentaram valores positivos do Índices Sharpe, indicando o potencial desses modelos em aplicações no mercado futuro de boi gordo. Os altos valores dos desvios-padrão nos modelos foram decorrentes da alta volatilidade dos preços da arroba do boi gordo entre fevereiro e dezembro de 1999, determinando, assim, variabilidade significativa nos retornos verificados em cada contrato negociado.

A diferença no desempenho financeiro dos modelos está centrada na capacidade de identificar, de modo preciso, as tendências de mercado nas datas próximas ao vencimento dos contratos. Tal habilidade deve ser capaz de proporcionar ganhos significativos em comparação com modelos que não

conseguem captar essas tendências no momento certo. As Figuras 11 e 12 ilustram os retornos em cada mês de negociação, possibilitando a visualização do desempenho de cada modelo ao longo do período.

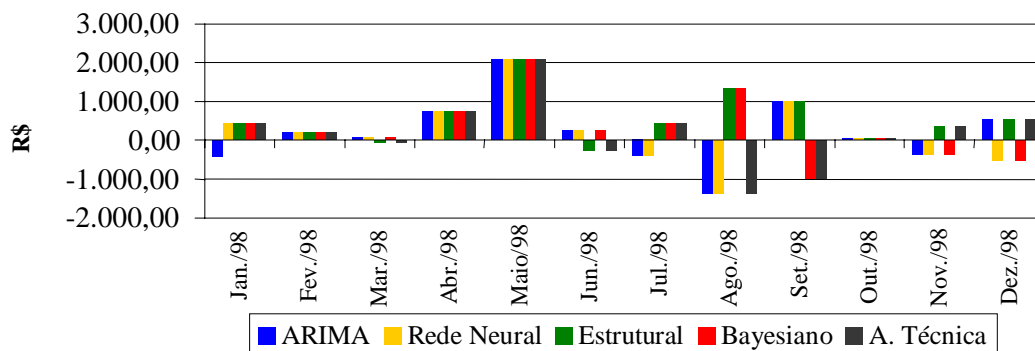


Figura 11 – Retorno das simulações para o mercado futuro e boi gordo em 1998.

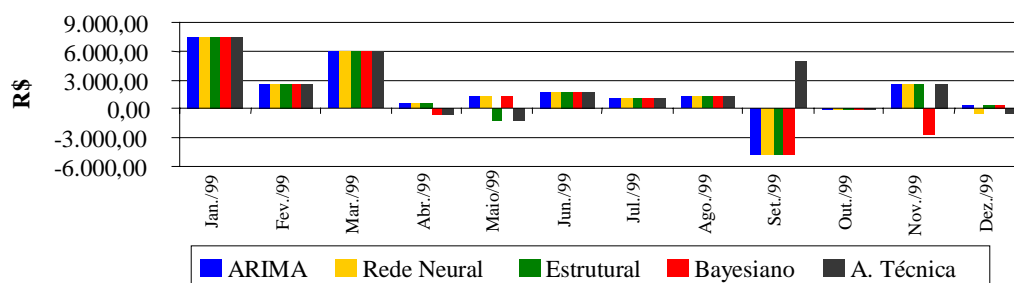


Figura 12 – Retorno das simulações para o mercado futuro e boi gordo em 1999.

Na análise técnica, retornos significativos são obtidos nos contratos de janeiro, março e setembro de 1999, sendo este último fundamental na determinação dos ganhos médios finais. Ao longo do período analisado, as perdas verificadas nos meses de agosto de 1998 (US\$1,353.30) e maio de 1999 (US\$1,287.26) foram compensadas por ganhos nas operações em setembro de 1999 (US\$4,882.79) e novembro deste mesmo ano (US\$2,606.72).

Os Modelos Estruturais se destacam por terem identificado essas tendências corretamente nos meses de agosto de 1998 e fevereiro, abril e dezembro de 1999. Os ganhos ao longo desse período foram influenciados por resultados significativos, em especial nos contratos de agosto/98 (US\$1,352.70), setembro/98 (US\$989.61), fevereiro/99 (US\$2,606.75), abril/99 (US\$560,74) e novembro/99 (US\$2,606.72), compensando as perdas verificadas nos contratos de maio/99 (US\$1,287.26) e setembro/99 (US\$4,883.33).

O desempenho inferior dos demais modelos resultou da sua incapacidade de identificar as tendências corretamente nos meses de maior volatilidade das cotações. Assim, os Modelos ARIMA sinalizaram incorretamente as tendências nos meses de julho, agosto e novembro de 1998 e setembro de 1999, fazendo com que não apresentassem retornos médios nos níveis verificados nos Modelos Estruturais e na análise técnica.

O mesmo erro foi observado nos Modelos de Redes Neurais e Bayesianos. No primeiro, a sinalização incorreta nos meses de julho, agosto, novembro e dezembro de 1998, além de setembro e dezembro de 1999, foi determinante na obtenção da média de ganhos financeiros observada no período. Já os Modelos Bayesianos não forneceram sinais de mercado precisos nos meses de novembro e dezembro de 1998 e abril, setembro e novembro de 1999, fazendo com que a simulação com base nesse modelo acumulasse perdas significativas nesses contratos.

Observou-se, então, que os melhores métodos para operação no mercado futuro de boi gordo no período analisado se basearam nas tendências indicadas pela análise técnica e, em segundo lugar, nas previsões dos Modelos Estruturais. Tais métodos apresentaram, assim, maior potencial para operações de compra/venda de contratos futuros nesse mercado.

### **5.2.2. Contrato futuro de café**

O fraco desempenho dos Modelos de Redes Neurais e das cotações da BM&F, em termos de erro percentual de previsão, tem reflexo nos resultados da

simulação de operações com os modelos em datas próximas do vencimento dos contratos, como pode ser verificado no Quadro 8.

Quadro 8 – Estatísticas e Índice Sharpe dos retornos financeiros das simulações: contratos de café de 1998 e 1999

	ARIMA	R. Neural	Estrutural	Bayesiano	Análise Técnica
Média (US\$)	<b>1.380,59</b>	-351,41	<b>1.380,59</b>	<b>1.380,59</b>	1.224,59
D.-padrão (US\$)	<b>8.753,06</b>	8.865,81	<b>8.753,06</b>	<b>8.753,06</b>	8.778,84
Simetria	0,31	0,69	0,31	0,31	0,41
Curtose	3,07	3,38	3,07	3,07	3,03
Índ. Sharpe	<b>0,158</b>	-0,040	<b>0,158</b>	<b>0,158</b>	0,139

Fonte: resultados da pesquisa.

Os Modelos ARIMA, Estrutural e Bayesiano apresentaram as mesmas médias de retorno nas negociações. Isso decorreu do fato de sinalizarem estratégias idênticas de tomada de posição no mercado futuro e de venda de contratos, para posterior recompra, ao longo do período analisado.

Suas estatísticas de simetria e curtose indicam pequeno viés de simetria positiva e curtose próxima à da distribuição normal. Tal resultado aponta para probabilidades relativamente equivalentes de obtenção de retornos positivos ou negativos na negociação de contratos nesse mercado, em qualquer mês de vencimento, uma vez que os resultados apresentaram estatísticas de simetria e curtose semelhantes às que caracterizavam a distribuição normal.

O fluxo dos retornos em cada contrato pode ser mais bem visualizado na Figura 13, na qual se observa igualdade nas estratégias sinalizadas pelos Modelos ARIMA, Estruturais e Bayesianos.

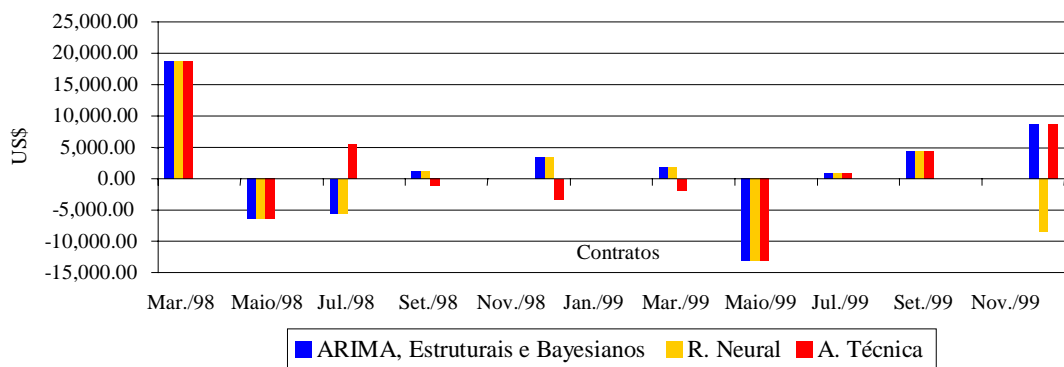


Figura 13 – Retorno das simulações para o mercado futuro de café.

O desempenho inferior da análise técnica se deveu à sinalização incorreta no contrato de dezembro de 1998, gerando perda líquida de US\$3,281.45 na operação e determinando, assim, um valor inferior do retorno médio, mas com um Índice Sharpe ainda positivo para essa estratégia.

Já os retornos da estratégia utilizando Modelos de Redes Neurais foram comprometidos pela sinalização incorreta do modelo no contrato de dezembro de 1999, o que gerou perda significativa da ordem de US\$8,661.53 no contrato. Esse valor foi determinante para que o modelo fosse o único a apresentar retornos negativos no período.

O alto desvio-padrão nos retornos observados nas cinco estratégias decorreu, como no caso do mercado de boi gordo, da alta volatilidade dos preços. Todavia, no mercado de café, essa volatilidade afetou, de modo especial, os contratos de maio e julho de 1998 e de julho e setembro de 1999, períodos em que o mercado físico se caracterizou por significativa volatilidade nos preços.

O Índice Sharpe das estratégias no mercado de café foi igual nos Modelos ARIMA, Estruturais e Bayesianos, sinalizando para o potencial destes em termos de retorno financeiro na operação com futuros. O mesmo pode-se afirmar com relação à estratégia baseada em análise técnica das tendências de média móvel. No entanto, o baixo valor desses índices nesse mercado indica que a aplicação

dos modelos deve ser considerada com cuidado, dada a alta volatilidade das cotações do produto, fator determinante da variabilidade dos retornos financeiros no período.

### 5.2.3. Contrato futuro de soja

Os resultados apresentados no Quadro 9 constituem um resumo da média e do desvio-padrão dos retornos no período de 1998/99 e os respectivos valores do Índice Sharpe obtidos.

Quadro 9 – Estatísticas e Índice Sharpe dos retornos financeiros das simulações: contratos futuros de soja da BM&F de 1998 e 1999

	ARIMA	R. Neural	Estrutural	Bayesiano	Análise Técnica
Média (US\$)	<b>1,034.79</b>	1,019.79	967.29	914.79	-120.21
D.-padrão (US\$)	<b>1,154.80</b>	1,169.26	1,216.97	1,260.49	1,576.86
Simetria	0,61	0,57	0,55	0,51	-0,83
Curtose	2,75	2,79	2,53	2,46	2,88
Índice Sharpe	<b>0,896</b>	0,872	0,795	0,726	-0,076

Fonte: resultados da pesquisa.

Nesse mercado, os Modelos ARIMA e de Redes Neurais apresentaram as maiores médias de retornos financeiros, com os menores desvios-padrão. Seus retornos foram significativamente superiores àqueles observados nos demais modelos, em especial na análise técnica que apresentou média de retornos negativos no período.

As estatísticas de simetria obtidas indicaram que os Modelos ARIMA, Redes Neurais, Estrutural e Bayesiano têm viés positivo em seus retornos, evidenciando que os retornos positivos têm maior peso no conjunto dos resultados observados no mercado de soja. No entanto, observou-se o inverso na

análise técnica, cujos retornos negativos têm maior peso no conjunto das negociações, corroborando o valor também negativo verificado na média obtida com esta estratégia de negociação.

Já a curtose apresentou resultados semelhantes em todos os modelos, que apresentam maior concentração de seus retornos em torno da média no período, com destaque para as estratégias baseadas nos Modelos Estruturais e Bayesianos.

Já os valores obtidos para os Índices Sharpe nos quatro modelos de previsão sinalizaram para um potencial da aplicabilidade desses modelos no mercado futuro de soja, mas também apontaram para o risco de sua aplicação. Isso porque o retorno médio ainda era menor que o risco associado à operacionalização dos modelos no mercado, uma vez que o valor do indicador era inferior a 1. O valor positivo desse índice sinalizou para ganhos líquidos ao longo do período, em todos os modelos analisados, à exceção da análise técnica. A Figura 14 ilustra o desempenho dos modelos, em termos do retorno obtido por contrato:

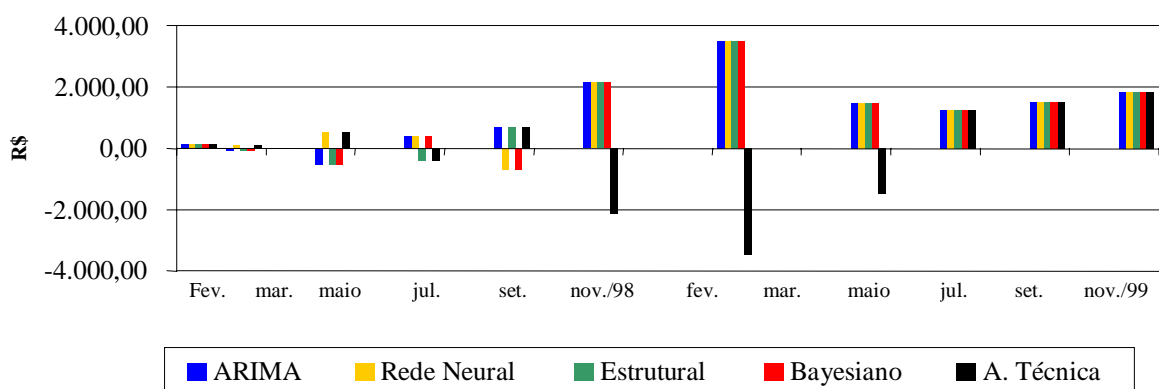


Figura 14 – Retorno das simulações no mercado futuro de soja.

A análise técnica foi prejudicada pela baixa liquidez do mercado futuro de soja, em comparação com os mercados de boi gordo e café. Enquanto nesses mercados o volume de negociação médio era de R\$4,5 milhões e R\$19 milhões por semana entre agosto de 1997 e dezembro de 1999, respectivamente, no mercado de soja a média foi de R\$450 mil, nesse mesmo período. Isso é refletido no número médio de contratos em aberto por semana, no mesmo período, de apenas 128, quando, de acordo com SCHWAGER (1984), mercados com média de contratos em aberto abaixo de 5.000 não são recomendáveis para negociações envolvendo análise técnica.

Embora os Modelos Bayesianos apresentem a menor média de EPP no período, essa vantagem não é traduzida em ganhos financeiros nas operações no mercado futuro de soja. Tal contradição advém da incapacidade desse mercado em captar as tendências do mercado nas datas próximas ao vencimento. Em termos estatísticos, isso corresponde a uma baixa adaptabilidade do modelo à evolução da série de preços da soja. Nesse caso, a possibilidade de intervenção nos hiperparâmetros do modelo torna-se mais complexa, pois tendências próximas ao vencimento são de difícil determinação, dado o pequeno número de observações posteriores a esse choque que possam indicar a sua direção.

O bom desempenho dos Modelos de Redes Neurais e, especialmente, dos Modelos ARIMA reside na capacidade destes em captar as tendências de mercado em meses em que os demais modelos não conseguem. As Redes Neurais captaram corretamente as tendências nos contratos de março, maio e julho de 1998, com resultados positivos nas operações de compra/venda em todos os meses, à exceção de setembro de 1998.

Já os Modelos ARIMA captaram as tendências da série nos meses de julho e setembro de 1998, com perdas operacionais apenas nos meses de março e maio de 1998. O volume do ganho financeiro em setembro de 1998, não captado pelo Modelo de Redes Neurais, foi determinante para que o Modelo ARIMA apresentasse os maiores ganhos no período, uma vez que o retorno financeiro nesse mês foi maior que a soma das perdas em março e maio do mesmo ano.

O desempenho inferior dos Modelos Estruturais decorre da incapacidade de identificação dessas tendências, provocando perdas nos meses de março, maio e julho de 1998, comprometendo o resultado final em termos de retornos médios. O mesmo se verificou nos Modelos Bayesianos, com perdas nos meses de março, maio e setembro de 1998.

As perdas de maio de 1998, características dos modelos citados anteriormente, não foram verificadas no Modelo de Redes Neurais e na análise técnica do mercado, que conseguem captar corretamente os movimentos deste mercado. Contudo, o desempenho desse último método não foi satisfatório, dada a incapacidade deste de identificar corretamente os sinais de mercado nos meses de julho e novembro de 1998 e 1999. Em especial, as perdas no contrato de novembro de 1998 (-US\$2,160.23) e no contrato de fevereiro de 1999 (-US\$3,150.21) e maio do mesmo ano (-US\$1,485.21) foram determinantes para o fraco desempenho em termos de ganho financeiro.

Esses resultados apontam para uma incapacidade da análise técnica utilizada em captar as tendências do mercado nos contratos com vencimento em julho e setembro, indicando que as variáveis consideradas (volume, contratos em aberto e preço de fechamento) foram insuficientes na identificação das tendências de mercado. Nos demais meses de negociação, os ganhos foram positivos, mas em montante menor que as perdas, fazendo com que o resultado fosse, na média, menor que aquele observado nos demais modelos. Uma possível explicação para esse fraco desempenho residiu na baixa volatilidade dos preços do produto, em comparação com as variações observadas nos preços de boi gordo e café. Isso porque, segundo GOSS et al. (1992), baixa volatilidade nos preços não incentiva agentes que, potencialmente, poderiam operar nesse mercado a assumir posições especulativas.

Os Modelos ARIMA podem ser vistos, então, como os mais indicados na análise do mercado de soja, com vistas a operações de compra e venda em datas próximas ao vencimento. Isso porque esses modelos conseguem, ao longo do período analisado, captar, com melhor precisão, as tendências do mercado de soja expressas no indicador de preços.

### 5.3. Visão agregada do desempenho dos modelos

Esta seção procura identificar possíveis padrões no desempenho dos modelos, analisando os resultados de períodos de maior e menor volatilidade das séries estudadas, bem como em mercados com diferentes graus de liquidez. Nesta análise, discute-se, ainda, se a precisão das previsões é acompanhada de retornos financeiros positivos nas simulações de compra e venda. Com isso, buscou-se levantar algumas hipóteses sobre a aplicabilidade dos modelos estimados em operações nos mercados futuros considerados.

Para períodos de baixa volatilidade, os quatro modelos de previsão apresentam desempenho similar. Essa equivalência decorre da facilidade em captar o padrão de comportamento das séries quando os componentes dessa equivalência não apresentam mudanças significativas.

Já nos períodos de maior volatilidade, três modelos se destacaram: ARIMA, Bayesianos e Estruturais. A capacidade dos modelos ARIMA decorre, essencialmente, de seu critério parcimonioso de modelagem, fazendo com que a maioria dos modelos estimados apresente componentes auto-regressivos ou de média móvel de ordem inferior a 3, fazendo com que as previsões incorporem mais rapidamente as mudanças nos indicadores de preço.

O bom desempenho dos Modelos Estruturais e Bayesianos decorre da capacidade de intervenção no processo de modelagem. No caso dos Modelos Estruturais, o processo consiste em “informar” ao filtro de Kalman, de modo objetivo, se a discrepância observada na série é um *outlier*, uma mudança de nível (quebra estrutural) ou de inclinação na série de preços. O caráter dinâmico do processo de modelagem faz com que os parâmetros do modelo sejam atualizados para incorporar essas informações fornecidas pelo usuário.

Nos Modelos Bayesianos, a intervenção possui maior grau de subjetividade, uma vez que o usuário modifica, com base em seus conhecimentos sobre a série modelada, a média e variância dessa intervenção, além das respectivas taxas de crescimento. A intervenção equivale, então, à modificação

da distribuição *a priori* do modelo, através do teorema de Bayes, revisando as estimativas da previsão da série.

A possibilidade de intervenção nesses dois modelos também fez com que os choques observados nas séries de preços (como o impacto da desvalorização do real para a série de boi gordo) fossem captados mais rapidamente, melhorando o ajuste dos modelos e reduzindo o erro de previsão.

O fraco desempenho das Redes Neurais em períodos de maior volatilidade pode estar associado ao critério de construção da rede, baseado nas funções de autocorrelação, bem como dos processos de estimação no treinamento da rede. Nesse caso, a subjetividade da modelagem é um obstáculo à obtenção de resultados consistentes, uma vez que critérios subjetivos guiam a escolha dos parâmetros e do processo de estimação, fazendo com que fossem observados diferentes resultados para um mesmo problema quando estudado por mais de um pesquisador.

Pode-se inferir também que, nos Modelos ARIMA, houve relação direta entre precisão preditiva e ganhos financeiros nos três mercados analisados. Tal relação permite deduzir que essa modelagem consegue captar corretamente, com maior frequência, as tendências de mercado, provavelmente em função da capacidade de incorporar eficazmente as variações no comportamento de curto prazo da série e do já conhecido potencial em previsões um passo à frente<sup>29</sup>.

Já os Modelos Estruturais apresentaram desempenho distinto. Embora sinalizem corretamente as tendências nos três mercados analisados, a precisão preditiva correspondente foi verificada somente nos mercados de boi gordo e café. Isso porque, no mercado de soja, os EPP apresentaram um viés positivo, comprometendo o desempenho desse modelo em comparação com os demais.

Por seu turno, os Modelos Bayesianos apresentaram relação direta apenas no mercado de café, pois os ganhos observados nos mercados futuros de boi gordo e soja não foram equivalentes à precisão das previsões, se comparadas com o desempenho dos demais modelos. Esse resultado, se combinado com aquele observado nos períodos de maior volatilidade nas demais séries estudadas,

---

<sup>29</sup> A esse respeito, ver GRANGER e NEWBOLD (1986).

permite inferir que essa metodologia de modelagem e previsão é mais adequada a séries com alto padrão oscilatório em sua evolução temporal.

Tal fato pode estar ligado exatamente à maior característica dessa modelagem, qual seja, a subjetividade do processo de intervenção. Isso porque as intervenções, além de exigirem conhecimento do padrão de comportamento dos fatores que geram a série por parte do usuário, podem provocar ajuste muito preciso à sua evolução de curto prazo, prejudicando a capacidade de sinalização das reversões observadas na tendência.

Os Modelos de Redes Neurais, embora não apresentassem resultados satisfatórios em termos de acurácia preditiva, produziram resultados financeiros positivos na simulação dos mercados de boi gordo e soja. Isso decorreu da capacidade do modelo em captar as reversões de tendência nesses mercados, o que não se observou no mercado de café, cujos retornos foram, na média, negativos e com alta variabilidade.

Com relação a esse fato, pode-se inferir que, para séries com maior volatilidade, como a série do indicador de preços do café, o processo de modelagem adotado para as Redes Neurais impediu que o algoritmo obtivesse minimização adequada dos erros durante o treinamento da rede, produzindo sinalizações inadequadas na aplicação das previsões.

Foi possível, ainda, generalizar os resultados em termos do grau de liquidez dos mercados estudados. Nos mercados com maior média de volume de negociação de contratos, como boi gordo e café, os Modelos ARIMA, Estruturais e Bayesianos, além da Análise Técnica, forneceram resultados satisfatórios, com maior peso para retornos positivos. Porém, tais retornos apresentaram alta variabilidade, com expressivos graus de dispersão, em especial, no mercado de café.

A menor liquidez foi observada no mercado futuro de soja, fator que comprometeu o desempenho das operações com base na análise técnica das médias móveis de volume, contratos em aberto e cotação de fechamento. Porém, foi nesse mesmo mercado que se observaram os maiores valores do Índice Sharpe para os Modelos ARIMA, Bayesianos, Estruturais e de Redes Neurais.

Tal resultado sinaliza para o potencial de aplicação desses modelos em operações de compra e venda de contratos em mercados com baixa liquidez, tal como a verificada na soja.

Pode-se inferir, então, com base nos resultados obtidos no período de 1998 e 1999, que os Modelos ARIMA foram os mais adequados para sinalização de tendências de mercado com vistas à operação de compra e venda de contratos futuros. O mesmo pode ser afirmado com relação aos Modelos Estruturais, que, embora não fornecessem previsões com o mesmo grau de precisão, sinalizavam corretamente as tendências de mercado, produzindo retornos satisfatórios nas operações de compra e venda para os agentes atuantes nos mercados futuros de boi gordo, café e soja.

## 6. RESUMO E CONCLUSÕES

O presente estudo foi elaborado com o objetivo de testar a aplicabilidade de modelos de previsão de séries temporais em negociações de contratos futuros de boi gordo, café e soja, em operações de compra e venda de contratos nesses mercados. Os modelos estudados foram os ARIMA, Estruturais, Bayesianos e de Redes Neurais.

A construção dos modelos se baseou em dados secundários obtidos na Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F) para realização de previsões entre janeiro de 1998 e dezembro de 1999, nos meses em que se negociaram contratos de cada produto. Os resultados foram analisados a partir dos critérios de precisão preditiva (Erro Percentual de Previsão) e de estatísticas relativas aos retornos financeiros em simulações de compra e venda de contratos (média, desvio-padrão, simetria, *curtose* e Índice Sharpe). Os resultados das simulações foram comparados com a análise técnica de mercado, de modo a fornecer indicativo do potencial da aplicação desses modelos em decisões de compra e venda por parte de agentes ligados ao agronegócio.

Com base nos resultados obtidos, pode-se concluir que, no período analisado, o modelo com melhores desempenhos preditivo e operacional nos três mercados foi o ARIMA, que, em função de sua rápida adaptabilidade e estrutura parcimoniosa, produziu as melhores previsões em termos agregados, com médias

positivas nas simulações de compra e venda de contratos futuros das três *commodities*.

Os Modelos Estruturais também apresentaram desempenho satisfatório, com retornos financeiros positivos derivados de sinalizações corretas da tendência de mercado, embora o desempenho preditivo não tenha sido equivalente àquele observado nos Modelos ARIMA.

Já os Modelos Bayesianos não apresentaram o mesmo padrão de eficiências preditiva e operacional, com resultados satisfatórios somente no mercado de café. Tal resultado, em conjunto com o bom desempenho em períodos de maior volatilidade nas séries estudadas, permite inferir que essa modelagem foi mais adequada a séries que apresentam maior grau de oscilação no seu padrão de comportamento.

Nos Modelos de Redes Neurais, os resultados indicaram desempenho preditivo insatisfatório em termos de Erro Percentual de Previsão, em comparação com os demais modelos. No entanto, esse modelo gerou resultados financeiros positivos nos mercados de boi gordo e soja, captando, com certa precisão, as reversões de tendência nesses mercados.

Observou-se, ainda, que a construção e o ajuste dos modelos envolveram um *trade-off* em termos da adaptação do modelo estimado à série de dados e ao seu poder de previsão. Ademais, os Modelos Bayesianos e de Redes Neurais requerem elevado grau de subjetividade na interpretação das variáveis envolvidas no processo de modelagem. Por essa razão, o potencial de utilização de cada um dos métodos está associado à facilidade ou dificuldade na compreensão e aplicação dos mecanismos que determinam sua estimação, por parte dos agentes tomadores de decisão.

Deve-se ressaltar que os resultados obtidos nesta pesquisa forneceram indicativo do potencial de aplicação dos modelos estudados em operações nos mercados futuros agropecuários, não devendo, contudo, ser interpretados como resposta final sobre a aplicabilidade desses mercados. Isso porque o processo de construção dos modelos pode variar de acordo com os objetivos ou critérios

adotados pelo analista. O potencial e, ou, a limitação do desempenho dos modelos estão diretamente ligados a essa subjetividade.

Para contornar essa limitação, sugere-se a condução de novos estudos envolvendo a comparação dos modelos com aplicações aos mercados futuros brasileiros, de modo a fornecer resultados que possam ser comparados ou complementados por aqueles aqui obtidos, com o intuito de mostrar a aplicabilidade de modelos de previsão em diferentes situações de mercado.

Nesse sentido, a verificação para um período mais amplo de estudo (de preferência 10 anos), bem como a análise envolvendo maior número de *commodities*, é necessária para fornecer indicativo da aplicabilidade dos modelos para os agentes participantes do mercado futuro.

Além disso, a utilização de simulações de Monte Carlo pode ser útil em futuras pesquisas, ao possibilitar a apresentação de resultados em termos probabilísticos. Adicionalmente, a consideração de estratégias mais complexas, envolvendo análises do tipo *cash and carry*, *spreads*, arbitragens ou opções de futuros, pode corroborar os resultados que foram obtidos, aproximando-se de operações usualmente levadas a termo no mercado. A combinação de previsões entre os modelos é outro campo de estudo que pode ser explorado, com aplicações aos mercados futuros agropecuários no Brasil.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAHAM, B., LEDOLTER, J. **Statistical methods for forecasting**. New York: John Wiley & Sons, 1983. 445p.
- AGUIAR, D. R. D. O mercado futuro como opção de comercialização agrícola. **Preços Agrícolas**, n.76, p.4-8, 1993.
- ANDERSON, R. W., DANTHINE, J-P. The time pattern of hedging and the volatility of futures prices. **Review of Economic Studies**, n.50, p.249-266, 1983.
- ANDREWS, R. L. Forecasting performance of structural time series models. **Journal of Business & Economic Statistics**, v.12, n.1, p.129-133, 1994.
- ALLEN, P. G. Economic forecasting in agriculture. **International Journal of Forecasting**, v.10, p.81-135, 1994.
- ARMSTRONG, J. S., COLLOPY, F. Error measures for generalising about forecasting methods: empirical comparisons. **International Journal of Forecasting**, v.8, p.69-80, 1992.
- ARMSTRONG, J. S., FILDES, R. On the selection of error measures for comparison among forecasting methods. **Journal of Forecasting**, v.14, p.67-71, 1995.
- ATRASAS, A. L. **Formação de preços no mercado futuro brasileiro**. Viçosa, MG: UFV, 1993. 89p. Dissertação (Mestrado em Economia Rural) – Universidade Federal de Viçosa, 1996.

- BACCHI, M. R. P. **Previsão de preços de bovino e frango com modelos de séries temporais**. Piracicaba: USP/ESALQ, 1995. 172p. Tese (Doutorado em Economia Agrícola) – Escola Superior de Agricultura Luis de Queiroz, 1995.
- BACHA, C. J. C. Ciclos e tendências do café no Brasil. **Preços Agrícolas**, n.117, p.2-5, 1996a.
- \_\_\_\_\_. Variações sazonais do preço do café. **Preços Agrícolas**, n.119, p.8-10, 1996b.
- BARROS, G. S. de C. A transição na política agrícola brasileira. In: AGUIAR, D. R. D. PINHO, J. B. **O agronegócio brasileiro: desafios e Perspectivas**. Viçosa, MG: UFV, 1998. p.282
- BECZWOWSKI, S. Volatilidade no café. **Resenha BM&F**. São Paulo: BM&F, 1998. p.21-28.
- \_\_\_\_\_. **.XXXIII Curso de derivativos agropecuários – Café**. São Paulo: BM&F, 2000. Não paginado.
- BECZWOWSKI, S., PEROBELLI, F. S. A geada e seus impactos no mercado futuro de café. In: **Resenha BM&F**. São Paulo: BM&F, 2000. p.51-55.
- BLACK, F. The pricing of commodity contracts. **Journal of Financial Economics**, v.3, p.167-179, 1976.
- BM&F. **Informações básicas do mercado físico de boi gordo**. São Paulo: BM&F, Superintendência de Mercados Agrícolas, [s.d.]. 13p.
- \_\_\_\_\_. **Café**. São Paulo: BM&F, 1996. 22p.
- \_\_\_\_\_. **Mercados agropecuários: a negociação com futuros**. São Paulo: BM&F, 1997a. 8p.
- \_\_\_\_\_. **Agropecuários: açúcar, algodão, boi gordo, café, milho e soja**. Viçosa, MG: UFV, 1997b. 81p. (Curso de Introdução aos Mercados Futuros Agropecuários).
- BOX, G. E. P., JENKINS, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1976. Não paginado.
- BRAGA, B. S. Mercado de derivativos no Brasil. **Revista da Comissão de Valores Mobiliários**, Rio de Janeiro, CVM, p.23-54, set.-dez./1995.

- BRAGA, M. J., REZENDE FILHO, M. A. Comparação entre o uso de redes neurais e metodologia Box & Jenkins na previsão de preços agrícolas: um exercício empírico. In: CONGRESSO DA SOBER, 34, Aracaju, 1996. **Anais...** Aracaju: SOBER, 1996. p.1130–1148.
- CHATFIELD, C. Model uncertainty, data mining and statistical inference. **Journal of the Royal Statistical Society**, serie A, v.158, parte 3, p.419-466, 1995.
- \_\_\_\_\_. Model uncertainty and forecast accuracy. **Journal of Forecasting**, v.15, p.495-508, 1996.
- CORNELL, B. The relationship between volume and price variability in futures markets. **Journal of Futures Markets**, v.1, n.3, p.303-316, 1981.
- CORRÊA, W.R., PORTUGAL, M.S. Previsão de séries de tempo na presença de mudança estrutural: redes neurais artificiais e modelos estruturais. **Economia Aplicada**, v.2, n.3, p.487-514, 1998.
- COUTO, M. T. **Modelos estruturais de séries temporais: o caso dos preços da bovinocultura de corte do Estado de São Paulo**. Piracicaba: USP/ESALQ, 1996. 92p. Dissertação (Mestrado em Economia Agrícola) – Escola Superior de Agricultura Luis de Queiroz, 1996.
- DE ZEN, S. Alguns aspectos do processo de formação de preços da pecuária de corte. **Preços Agrícolas**, v.86, p.4-9, dez. 1993.
- DIEBOLD, F. X., MARIANO, R. S. Comparing predictive accuracy. **Journal of Business & Economic Statistics**, v.13, n.3, p. 253-263, jul. 1995.
- DIEBOLD, F.X., WATSON, M.W. Introduction: econometric forecasting. **Journal of Applied Econometrics**, v.11, n.5, p. 453-455, 1996.
- DRAISMA, G., KAASHOEK, J. F., DIJK, H. K. **van. A neural network applied to economic time series**. Rotterdam: Econometric Institute, University of Rotterdam, 1995. 23p.
- FARAWAY, J., CHATFIELD, C. **Time series forecasting with neural networks: a case study**. London: UK, Research Report 95-06, University of Bath, 1995. 20p.
- FERNANDES, L. G. L., PORTUGAL, M. S., NAVAUX, P. O. A. Previsão de séries de tempo: redes neurais artificiais e modelos estruturais. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE ECONOMETRIA, 17, Salvador, 1995. **Anais...** Salvador: Soc. Bras. de Econometria, 1995. p.399-416.

- FILDES, R., HIBON, M., MAKRIDAKIS, S., MEADE, N. Generalising about univariate forecasting methods: further empirical evidence. **International Journal of Forecasting**, v.14, p.339-358, 1998.
- FISCHER, S. **Séries univariantes de tempo: metodologia de Box & Jenkins**. Porto Alegre: FEE, 1982. 186 p. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1982.
- FITZPATRICK, D. W. **Neural Net Primer: A Brief Introduction to the use of Neural Networks Suitable for Futures Forecast**. 04/03/1999 <http://www.jurikres.com/down/nnprimer.txt>.
- GARCIA, P., LEUTHOLD, R. M., FORTENBERY, T. R., SARASSORO, G. F. Pricing Efficiency in the Live Cattle Futures Market: Further Interpretation and Measurement. **American Journal of Agricultural Economics**, p.162-169, fevereiro 1988.
- GARCÍA-FERRER, A., DEL HOYO, J., MARTÍN-ARROYO, A. S. Univariate forecasting comparisons: the case of the spanish automobile industry. **Journal of Forecasting**, v.16, p.1-17, 1997.
- GOSS, B. A., CHAN, S-C., AVSAR, S. G. Simultaneity, forecasting and efficiency in the US oats market. In: GOSS, B. A. (Ed.). **Rational expectations and efficiency in futures markets**. New York: Chapman & Hall, 1992. p.129-167.
- GRANGER, C. W. J., NEWBOLD, P. **Forecasting economic time series**. London: Academic Press, 1986. 211p.
- GRANGER, C.W.J. Can we improve the perceived quality of economic forecasts? **Journal of Applied Econometrics**, v.11, n.5, p.81-95, 1996.
- GREENE, W. H. **Econometric analysis**. New York: Prentice Hall, 1997. 1075p.
- GRIFFITHS, W. E., HILL, R. C., JUDGE, G. G. **Learning and practicing econometrics**. New York: John Wiley, 1993. 866p.
- GROSSMAN, S. J. The existence of futures markets, noisy rational expectations and information externalities. **Review of Economic Studies**, v.64, n.138, p.54-79, 1977.
- GROSSMAN, S. J., STIGLITZ, J. E. On the impossibility of informationally efficient markets. **American Economic Review**, v.70, p.393-408, 1980.

- GRUDNITSKI, G., OSBURN, L. Forecasting S&P and gold futures prices: an application of neural networks. **The Journal of Futures Markets**, v.13, n.6, p.631-643, 1993.
- HAMILTON, J.D. **Time series analysis**. Princeton: Princeton University Press, 1994. 799p.
- HARRISON, P. J., STEVENS, C. F. Bayesian forecasting. **Journal of the Royal Statistical Society**, series B, v.38, n.3, p.81-135, 1976.
- HARVEY, A.C. A Unified view of statistical forecasting procedures. **Journal of Forecasting**, v. 3, p.149-162, 1984.
- \_\_\_\_\_. Trends and cycles in macroeconomic time series. **Journal of Business & Economic Statistics**, v.3, n.3, p.158-173, 1985.
- \_\_\_\_\_. **Forecasting, structural time series models and the Kalman filter**. Cambridge: Cambridge University Press, 1991. 685p.
- HAUY, R. V. Operações de volatilidade no mercado de boi gordo. **Resenha BM&F**, n.113, p.37-40, out./nov. 1996.
- HICKS, J. R. **Value and capital: an inquiry into some fundamental principles of economic theory**. Oxford: Oxford University Press, 1965. 340p.
- HILL, T., O'CONNOR, M., REMUS, W. Neural network models for time series forecasts. **Management Science**, v.42, n.7, p.1082-1092, jul. 1996.
- HULL, J. **Introdução aos mercados futuros e de opções**. 2. ed. São Paulo: BM&F/Cultura, 1996. 445p.
- JUST, R.E., RAUSSER, G.C. Commodity price forecasting with large-scale econometric models and the futures markets. **American Journal of Agricultural Economics**, n.63, p.197-208, 1981.
- KASSOUF, A. L. **Previsão de preços na pecuária de corte do Estado de São Paulo**. Piracicaba: USP/ESALQ, 1988. 102p. Dissertação (Mestrado em Economia Agrícola) – Escola Superior de Agricultura Luis de Queiroz, 1988.
- KENNEDY, P. **A guide to econometrics**. Oxford: Blackwell Publishers, 1992. 410p.
- KENYON, D., KLING, K., JORDAN, J., SEALE, W., McCABE, N. Factors affecting agricultural futures price variance. **The Journal of Futures Markets**, v.7, n.1, p. 73-91, 1987.

- KENYON, D., JONES, E., McGUIRK, A. Forecasting performance of corn and soybean harvest futures contracts. **American Journal of Agricultural Economics**, v.75, p.399-407, maio 1993.
- KOHZADI, N., BOYD, M. S., KAASTRA, I., KERMANSHAHI, B. S., SCUSE, D. Neural networks for forecasting: an introduction. **Canadian Journal of Agricultural Economics**, n.43, 1995.
- KOLB, R. W., JORDAN, J. V., GAY, G. D. Futures prices and expected future spot prices. **Review of Futures Markets**, v.2, n.1, p. 110-123, 1983.
- KOOPMAN, S. J., HARVEY, A. C., DOORNIK, J. A., SHEPARD, N. **STAMP 5.0 manual**. London: Chapman & Hall, 1995. 382p.
- KROLL, S., PAULENOFF, M. J. **The business one irwin guide to the futures markets**. Homewood: Book Press Inc., 1993. 487p.
- LAZZARINI, S. G. Gerenciamento de riscos de preços no sistema agroindustrial brasileiro da soja. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, SOBER, p.41-64, out./dez. 1997.
- LAZZARINI, S.G., SAES, M. S. M., NAKAZONE, D. Competição entre bolsas de futuros: o caso da BM&F e CSCE no mercado de café. **Economia Aplicada**, v.4, n.2, p.283-313, 2000.
- LEUTHOLD, R. M. The price performance of the futures market of a nonstorable commodity: live beef cattle. **American Journal of Agricultural Economics**, v.56, n.2, p.64-78, 1974.
- LEUTHOLD, R. M., HARTMAN, P. A. A semi-strong form evaluation of the efficiency of the hog futures market. **American Journal of Agricultural Economics**, v.61, n.3, p.482-489, 1979.
- LOPES, H. F., SCHMIDT, A. M., MOREIRA, A. R. B. **Estimação de hiperparâmetros em modelos de previsão**. Rio de Janeiro: IPEA, 1996. 31 p. (Texto para Discussão n° 449).
- MAKRIDAKIS, S., ANDERSEN, A., CARBONE, R., FILDES, R., HIBON, M., LEWANDOWSKI, R., NEWTON, J., PARZEN, E., WINKLER, R. The accuracy of extrapolation (time series) methods: results of a forecasting competition. **Journal of Forecasting**, v.1, n.1, p.111-153, 1982.
- MARQUES, P. V., MELLO, P. C. **Mercados futuros de commodities agropecuárias: exemplos e aplicações aos mercados brasileiros**. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 1999. 208p.

- MARSHALL, K.T., OLIVER, R.M. **Decision making and forecasting: with emphasis on model building and policy analysis**. New York: McGraw-Hill, 1995. 318p.
- MARTIN, L., GARCIA, P. The price-forecasting performance of futures markets for live cattle and hogs: a disaggregated analysis. **American Journal of Agricultural Economics**, p.209-215, maio 1981.
- MARTIN, S. A., SPAHR, R. W. Futures markets efficiency as a function of market speculation. **Review of Futures Markets**, v.2, n.3, 1983, p.314-328.
- MASAGÃO, M. S. M. **Curso de análise técnica & estratégias Operacionais: ações – commodities**. São Paulo: BM&F, [s.d.]. Não paginado.
- \_\_\_\_\_. **Análise de expectativa**. 20.10.2000. Documento disponível na internet: [http://www.futureanalysis.com.br/index\\_expect.htm](http://www.futureanalysis.com.br/index_expect.htm)
- MATTOS, R. S. **A dinâmica industrial de curto prazo em Minas Gerais: uma análise com modelos bayesianos de previsão**. Juiz de Fora: NUPEFEA/UFJF, 1998. 38p. (Mimeo.).
- MEINHOLD, R. J., SINGPURWALLA, N. D. Understanding the Kalman filter. **The American Statistician**, v.37, n.2, p.144-149, maio 1983.
- MISHKIN, F.S. Are market forecasts rational? **The American Economic Review**, v.71, n.3, p.295-306, 1981.
- MONTEIRO, A. B. S., MIGON, H. S., MOREIRA, A. R. B. **Previsão de séries econômicas com modelos bayesianos univariados**. Rio de Janeiro: IPEA, 1992. 29p. (Texto para Discussão n°250).
- NEWBOLD, P., GRANGER, C. W. J. Experience with forecasting univariate time series and the combination of forecasts. **Journal of the Royal Statistical Society**, A, n.137, p.2-131, 1974.
- NG, N. Detecting spot price forecast in futures prices using causality tests. **Review of Futures Markets**, v.6, n.2, p.250-267, 1987.
- NTUNGO, C., BOYD, M. Commodity futures trading performance using neural network models versus ARIMA models. **Journal of Futures Markets**, v.18, n.8, p.965-983, 1998.
- PEROBELLI, F. S., SCHOUCHANA, F. **Formação do preço do café na BM&F**. São Paulo: BM&F, 2000. 18p.

- PERRAKIS, S., KHOURY, N. Assymmetric information in commodity futures markets: theory and empirical evidence. **Journal of Futures Markets**, v.18, n7, p.803-825, 1998.
- PHILLIPS, P. C. B. Bayesian model selection and prediction with empirical applications. **Journal of Econometrics**, v.69, p289-331, 1995.
- PINDYCK, R. S., RUBENFIELD, D. L. **Econometric models and economic forecasts**. 3rd ed. New York: McGrawHill, 1991. 565p.
- POLE, A., WEST, M., HARRISON, J. **Applied bayesian forecasting and time series analysis**. New York: Chapman & Hall, 1994. 409p. (Texts in Statistical Science).
- PORTUGAL, M. S. Neural networks versus time series methods: a forecasting exercise. **Revista Brasileira de Economia**, v.4, p.611-629, 1995.
- PORTUGAL, M. S., FERNANDES, L. G. L. Redes neurais artificiais e previsão de séries econômicas: uma introdução. **Nova Economia**, v.6, n.1, p.51-73, 1996.
- PURCELL, W.D. **Agricultural futures and options: principles and strategies**. New York: MacMillan, 1991. 363p.
- RAPOSO, C. M. **Redes neuronais na previsão de séries temporais**. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 1992. 74p. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, 1992.
- ROCHE, J. **Forecasting commodity markets: using technical, fundamental and econometric analysis**. London: Probus Publ. Co., 1995. 316p.
- SAMUELSON, P. A. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. **Industrial Management Review**, v.6, p.41-49, 1965.
- SANTOS, J. E. A hipótese de samuelson no mercado futuro brasileiro. **Resenha BM&F**, n.137, p.65-76, jan./fev. 2000.
- SCHOUCHANA, F. **Introdução aos mercados futuros e de opções agropecuários**. São Paulo: BM&F, 1997. 70p.
- \_\_\_\_\_. Seguro de preços no mercado de café: quando é mais necessário? **Preços Agrícolas**, n.142, p.23-24, ago. 1998.
- SCHWAGER, J. D. **A complete guide to the futures markets: fundamental analysis, technical analysis, trading, spreads and options**. New York: Wiley, 1984. 540p.

- SILVA, N. P. L. O melhor momento para comprar e vender, sem trocar o pé (*Whipsaw*). **Resenha BM&F**, n.113, p. 53-61, out./nov. 1996.
- SOUSA, E. L. L. **Estudo do potencial de desenvolvimento de um mercado futuro de milho no Brasil**. Piracicaba: Esalq/USP, 1996. Dissertação (Mestrado em Economia Agrícola) – Escola Superior de Agricultura Luis de Queiroz, 1996.
- SOUSA, E. L. L., MARQUES, P. V. Competitividade do milho e soja nos Estados Unidos e Brasil. **Preços Agrícolas**, n.133, p.13-18, nov. 1997.
- SOUZA, R. C. **Modelos estruturais para previsão de séries temporais: abordagens clássica e bayesiana**. Rio de Janeiro: IMPA, 1989. 171p.
- STEKLER, H. O. Who forecasts better? **Journal of Business & Economic Statistics**, v.5, n.1, p. 155-158, jan. 1987.
- STOLL, H. R., WHALEY, R. E. **Futures and options: theory and applications**. Cincinnati: South-Western Publishing Co., 1993. 390p.
- TAYLOR, S. J. How efficient are the most liquid futures contracts? A study of treasury bond futures. **Review of Futures Markets**, v.7 (suppl.), p.574-592, 1988.
- TEIXEIRA, M. A. **Mercados futuros: fundamentos e características operacionais**. São Paulo: BM&F, 1992. 53p.
- TEWELES, R. J., JONES, F. J. **The futures game: who wins? Who loses? And why?** New York: McGraw-Hill, 1999. 835p.
- TOMEK, W.G. Commodity futures prices as forecasts. **Review of Agricultural Economics**, v.19, n.1, p.44-68, 1997.
- TOMEK, W.G., GRAY, R.W. Temporal relationships among prices on commodity futures markets: their allocative and stabilizing roles. **American Journal of Agricultural Economics**, n.52, p.372-380, 1970.
- TOMEK, W. G., ROBINSON, K. L. **Agricultural product prices**. Ithaca: Cornell University Press, 1975. 465p.
- TSUNECHIRO, A. **O desempenho dos mercados a termo: os casos do café, soja e boi gordo na bolsa de mercadorias de São Paulo**. São Paulo: FEA/USP, 1983. 89p. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade de São Paulo, 1983.

- TURBAN, E. **Decision support and expert systems: management support systems**. New York: MacMillan, 1993. 832p.
- URRUNAGA, R. **El manejo del riesgo en los mercados de commodities: introducción al uso de futuros y opciones**. Lima: IDEM, 1994. 247p.
- VERE, D.T., GRIFFITH, G. R. Comparative forecast accuracy in the new south wales prime lamb market. **Australian Journal of Agricultural Economics**, v.34, n.2, p.103-117, 1990.
- VICENTE, J. R. Modelos estruturais para previsão das produções brasileiras de carne de frango e ovos. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v.30, n.4, p.305-319, out./dez. 1992.
- WEST, M., HARRISON, P. J., MIGON, H. S. Dynamic generalized linear models and bayesian forecasting. **Journal of The American Statistical Association**, v.80, n.389, p.73-83, mar. 1985.
- WEST, M. Bayesian model monitoring. **Journal of The Royal Statistical Society**, serie B, v.48, n.1, p.70-78, 1986.
- WINKLER, R. L., MAKRIDAKIS, S. The combination of forecasts. **Journal of The Royal Statistical Society**, serie A, v.146, n.2, p.150-157, 1983.
- WINKLHOFER, H., DIAMANTOPOULOS, A., WITT, S. F. Forecasting practice: a review of the empirical literature and agenda for future research. **International Journal of Forecasting**, v.12, p.193-221, 1996.
- WORKING, H. Futures trading and hedging. **American Economic Review**, v.63, n.3, p.314-343, 1953.
- ZIRILLI, J.S. **Financial prediction using neural networks**. New York: International Thomson Publishing, 1996. 135p.
- ZULAUF, C. Eficácia dos mercados futuros e de opções nos EUA: o *hedge* de pré e pós-colheita. **Preços Agrícolas**, n.126, p.12-16, abr. 1997.

## **ANEXOS**

## ANEXO A

### Séries de preço utilizadas na pesquisa

Indicador do preço do boi gordo - Esalq/BM&F em R\$/@ mediana semanal  
(preços de toda quarta-feira útil)

11/09/96	22,91	22/10/97	27,71	02/12/98	28,51
18/09/96	23,43	29/10/97	27,62	09/12/98	28,05
25/09/96	23,88	05/11/97	27,14	16/12/98	27,69
02/10/96	24,24	12/11/97	26,56	23/12/98	28,12
09/10/96	24,99	19/11/97	26,37	30/12/98	28,30
16/10/96	24,36	26/11/97	26,70	06/01/99	28,19
23/10/96	24,16	03/12/97	27,26	13/01/99	28,26
30/10/96	23,93	10/12/97	27,35	20/01/99	28,72
06/11/96	23,21	17/12/97	27,11	27/01/99	30,70
13/11/96	22,43	26/12/97	27,11	03/02/99	31,51
20/11/96	22,53	02/01/98	27,19	10/02/99	30,27
27/11/96	22,72	07/01/98	27,16	17/02/99	31,16
04/12/96	22,86	14/01/98	26,57	24/02/99	31,27
11/12/96	23,07	21/01/98	26,25	03/03/99	31,37
18/12/96	22,99	28/01/98	26,04	10/03/99	31,62
26/12/96	23,13	04/02/98	26,22	17/03/99	31,57
02/01/97	23,23	11/02/98	26,41	24/03/99	31,23
08/01/97	23,15	18/02/98	26,52	31/03/99	31,47
15/01/97	23,38	25/02/98	26,59	07/04/99	31,49
22/01/97	23,79	04/03/98	26,82	14/04/99	30,84
29/01/97	23,90	11/03/98	26,75	22/04/99	30,46
05/02/97	23,87	18/03/98	26,72	28/04/99	30,49
12/02/97	23,95	25/03/98	26,78	05/05/99	30,13
19/02/97	24,46	01/04/98	26,89	12/05/99	28,85
26/02/97	24,80	08/04/98	27,07	19/05/99	29,53
05/03/97	24,54	15/04/98	27,16	26/05/99	29,68
12/03/97	25,08	22/04/98	26,97	02/06/99	29,59
19/03/97	25,40	29/04/98	26,84	09/06/99	29,65
26/03/97	25,73	06/05/98	26,70	16/06/99	29,75
02/04/97	26,18	13/05/98	26,46	23/06/99	30,11
09/04/97	26,09	20/05/98	25,89	30/06/99	31,11
16/04/97	25,68	27/05/98	25,71	07/07/99	31,87
23/04/97	25,83	03/06/98	26,12	14/07/99	32,16
30/04/97	25,84	10/06/98	26,05	21/07/99	32,53
07/05/97	25,65	17/06/98	26,18	28/07/99	32,88
14/05/97	24,97	24/06/98	26,24	04/08/99	33,14
21/05/97	24,71	01/07/98	26,34	11/08/99	32,65
28/05/97	25,18	08/07/98	26,35	18/08/99	32,19
04/06/97	25,28	15/07/98	26,73	25/08/99	32,60

11/06/97	25,36	22/07/98	27,12	01/09/99	32,99
18/06/97	25,37	29/07/98	27,39	08/09/99	33,45
25/06/97	25,67	05/08/98	27,47	15/09/99	34,15
02/07/97	25,94	12/08/98	27,48	22/09/99	35,62
10/07/97	26,28	19/08/98	27,25	29/09/99	39,27
16/07/97	26,57	26/08/98	27,76	06/10/99	38,78
23/07/97	26,50	02/09/98	28,43	13/10/99	38,94
30/07/97	26,56	09/09/98	28,25	20/10/99	39,85
06/08/97	26,51	16/09/98	28,71	27/10/99	40,85
13/08/97	26,12	23/09/98	28,67	03/11/99	41,80
20/08/97	26,13	30/09/98	28,49	10/11/99	42,96
27/08/97	26,24	07/10/98	28,05	17/11/99	42,06
03/09/97	26,02	14/10/98	27,84	24/11/99	40,63
10/09/97	25,58	21/10/98	27,44	01/12/99	40,43
17/09/97	25,75	28/10/98	27,59	08/12/99	41,37
24/09/97	25,98	04/11/98	27,65	15/12/99	40,36
01/10/97	26,20	11/11/98	27,92	22/12/99	40,51
08/10/97	26,24	18/11/98	28,14	29/12/99	40,57
15/10/97	26,91	25/11/98	28,43		

Indicador do preço do café - Esalq/BM&F em US\$/saca mediana semanal  
(preços de toda quarta-feira útil)

04/09/96	117,44	15/10/97	191,41	25/11/98	111,41
11/09/96	111,94	22/10/97	181,99	02/12/98	112,74
18/09/96	115,09	29/10/97	179,46	09/12/98	115,58
25/09/96	113,90	05/11/97	175,34	16/12/98	122,24
02/10/96	111,85	12/11/97	182,15	23/12/98	118,96
09/10/96	116,91	19/11/97	185,63	30/12/98	121,74
16/10/96	112,96	26/11/97	187,00	06/01/99	124,05
23/10/96	115,82	03/12/97	200,18	13/01/99	118,81
30/10/96	112,77	10/12/97	222,58	20/01/99	107,36
06/11/96	116,05	17/12/97	201,94	27/01/99	101,57
13/11/96	116,36	26/12/97	198,41	03/02/99	99,93
20/11/96	119,21	02/01/98	202,69	10/02/99	98,93
27/11/96	116,23	07/01/98	205,99	17/02/99	96,73
04/12/96	115,52	14/01/98	223,22	24/02/99	99,48
11/12/96	118,13	21/01/98	225,11	03/03/99	90,63
18/12/96	127,11	28/01/98	218,96	10/03/99	101,18
26/12/96	127,98	04/02/98	220,90	17/03/99	100,82
02/01/97	133,41	11/02/98	206,25	24/03/99	99,03
08/01/97	142,88	18/02/98	209,85	31/03/99	106,80
15/01/97	150,45	25/02/98	211,76	07/04/99	102,19
22/01/97	164,52	04/03/98	200,14	14/04/99	99,88
29/01/97	172,43	11/03/98	195,62	22/04/99	99,38
05/02/97	167,00	18/03/98	176,83	28/04/99	101,81
12/02/97	190,22	25/03/98	171,90	05/05/99	103,62
19/02/97	190,63	01/04/98	171,66	12/05/99	107,38
26/02/97	197,44	08/04/98	170,69	19/05/99	120,57
05/03/97	215,74	15/04/98	175,27	26/05/99	121,11
12/03/97	219,80	22/04/98	169,48	02/06/99	118,75
19/03/97	199,81	29/04/98	151,13	09/06/99	104,78
26/03/97	212,54	06/05/98	140,04	16/06/99	105,61
02/04/97	216,03	13/05/98	139,97	23/06/99	104,10
09/04/97	208,03	20/05/98	146,46	30/06/99	101,70
16/04/97	216,77	27/05/98	139,17	07/07/99	87,33
23/04/97	214,95	03/06/98	134,27	14/07/99	89,53
30/04/97	220,44	10/06/98	127,20	21/07/99	88,59
07/05/97	218,04	17/06/98	120,99	28/07/99	90,60
14/05/97	229,34	24/06/98	110,09	04/08/99	87,79
21/05/97	238,65	01/07/98	109,21	11/08/99	89,28
28/05/97	230,94	08/07/98	111,80	18/08/99	85,51
04/06/97	233,04	15/07/98	108,80	25/08/99	83,78
11/06/97	227,54	22/07/98	114,24	01/09/99	85,21
18/06/97	215,44	29/07/98	116,48	08/09/99	83,54
25/06/97	212,25	05/08/98	124,42	15/09/99	78,15

02/07/97	197,52	12/08/98	112,45	22/09/99	73,82
10/07/97	173,90	19/08/98	112,55	29/09/99	79,03
16/07/97	196,62	26/08/98	114,33	06/10/99	79,28
23/07/97	184,76	02/09/98	112,71	13/10/99	109,44
30/07/97	186,00	09/09/98	111,75	20/10/99	87,54
06/08/97	193,64	16/09/98	101,85	27/10/99	90,42
13/08/97	188,47	23/09/98	100,70	03/11/99	103,23
20/08/97	188,62	30/09/98	101,16	10/11/99	109,48
27/08/97	194,76	07/10/98	103,17	17/11/99	127,27
03/09/97	215,41	14/10/98	101,67	24/11/99	111,42
10/09/97	210,97	21/10/98	102,83	01/12/99	131,20
17/09/97	199,21	28/10/98	104,15	08/12/99	133,25
24/09/97	194,16	04/11/98	113,16	15/12/99	131,75
01/10/97	187,03	11/11/98	110,02	22/12/99	123,09
08/10/97	189,35	18/11/98	108,75	29/12/99	124,85

Preços no mercado físico - Soja em grão em US\$/saca 60 kg mediana semanal  
(preços de toda quarta-feira útil) PNS - Preço Nacional da Soja

04/01/95	12,62	07/02/96	13,55	19/03/97	14,52
11/01/95	13,21	14/02/96	13,17	26/03/97	14,82
18/01/95	13,27	22/02/96	12,84	02/04/97	15,38
25/01/95	12,43	28/02/96	12,62	09/04/97	15,22
01/02/95	12,44	06/03/96	12,29	16/04/97	15,02
08/02/95	13,13	13/03/96	12,02	23/04/97	14,73
15/02/95	12,83	20/03/96	11,87	30/04/97	15,23
22/02/95	12,28	27/03/96	11,91	07/05/97	15,46
02/03/95	11,13	03/04/96	12,38	14/05/97	15,44
08/03/95	9,74	10/04/96	13,09	21/05/97	15,24
15/03/95	9,19	17/04/96	13,32	28/05/97	15,29
22/03/95	9,28	24/04/96	14,06	04/06/97	15,31
29/03/95	9,24	02/05/96	13,98	11/06/97	14,95
05/04/95	9,14	08/05/96	14,14	18/06/97	15,14
12/04/95	9,14	15/05/96	14,08	25/06/97	15,04
19/04/95	9,19	22/05/96	13,91	02/07/97	14,00
26/04/95	9,00	29/05/96	13,82	10/07/97	14,39
03/05/95	9,13	05/06/96	13,07	16/07/97	14,86
10/05/95	8,75	12/06/96	13,28	23/07/97	14,77
17/05/95	8,77	19/06/96	13,28	30/07/97	15,21
24/05/95	9,24	26/06/96	13,28	06/08/97	15,42
31/05/95	9,05	03/07/96	13,30	13/08/97	15,39
07/06/95	9,26	10/07/96	13,26	20/08/97	15,56
14/06/95	9,27	17/07/96	13,72	27/08/97	15,67
21/06/95	9,50	24/07/96	13,35	03/09/97	16,02
28/06/95	9,55	31/07/96	13,29	10/09/97	16,55
05/07/95	10,03	07/08/96	13,41	17/09/97	16,76
12/07/95	10,53	14/08/96	14,14	24/09/97	16,84
19/07/95	11,32	21/08/96	14,38	01/10/97	16,80
26/07/95	11,41	28/08/96	15,04	08/10/97	16,45
02/08/95	11,60	04/09/96	15,93	15/10/97	16,36
09/08/95	11,28	11/09/96	16,94	22/10/97	16,37
16/08/95	11,20	18/09/96	17,09	29/10/97	16,56
23/08/95	11,09	25/09/96	17,04	05/11/97	16,71
30/08/95	11,05	02/10/96	16,86	12/11/97	16,93
06/09/95	11,17	09/10/96	16,49	19/11/97	17,22
13/09/95	11,15	16/10/96	16,14	26/11/97	17,25
20/09/95	11,19	23/10/96	15,93	03/12/97	17,27
27/09/95	11,59	30/10/96	16,26	10/12/97	17,09
04/10/95	11,67	06/11/96	16,29	17/12/97	16,96
11/10/95	11,92	13/11/96	16,49	26/12/97	16,42
18/10/95	12,09	20/11/96	16,64	02/01/98	16,30
25/10/95	12,50	27/11/96	16,91	07/01/98	16,04

01/11/95	12,89	04/12/96	16,88	14/01/98	15,35
08/11/95	12,97	11/12/96	16,65	21/01/98	14,07
16/11/95	13,22	18/12/96	16,34	28/01/98	13,61
22/11/95	13,55	26/12/96	16,20	04/02/98	13,79
29/11/95	13,51	02/01/97	16,03	11/02/98	13,57
06/12/95	13,41	08/01/97	15,73	18/02/98	12,93
13/12/95	13,51	15/01/97	15,25	25/02/98	12,76
20/12/95	13,97	22/01/97	14,86	04/03/98	12,06
27/12/95	14,02	29/01/97	14,50	11/03/98	11,91
03/01/96	14,21	05/02/97	14,47	18/03/98	11,71
10/01/96	14,56	12/02/97	14,49	25/03/98	11,67
17/01/96	14,85	19/02/97	14,31	01/04/98	11,37
24/01/96	14,63	26/02/97	14,33	08/04/98	11,08
31/01/96	14,04	05/03/97	14,19	15/04/98	11,10

**ANEXO B**  
**Valores previstos por modelo**

Previsões dos modelos para o mercado de boi gordo

	ARIMA	Rede Neural	Estrutural	Bayesiano	BM&F
jan./98	23,37	23,30	23,26	23,09	23,32
fev./98	23,52	23,54	23,66	23,57	23,48
mar./98	23,56	23,52	23,63	23,54	23,60
abr./98	23,45	23,41	23,45	23,53	23,66
maio/98	22,26	22,38	22,81	22,26	22,95
jun./98	22,77	22,76	22,89	22,70	22,78
jul./98	23,40	23,32	23,47	23,52	23,42
ago./98	23,14	23,04	23,26	23,28	23,26
set./98	24,05	23,83	24,29	24,37	24,33
out./98	22,87	22,95	22,68	22,77	23,15
nov./98	23,52	23,41	23,79	23,59	23,62
dez./98	23,45	23,17	23,47	23,19	23,26
jan./99	15,31	15,07	15,26	15,35	18,55
fev./99	15,89	15,21	15,69	15,52	16,40
mar./99	18,27	18,25	18,22	18,14	16,49
abr./99	17,92	17,86	17,83	17,80	17,80
maio/99	17,39	17,59	17,71	16,95	17,66
jun./99	17,10	17,13	17,15	17,09	17,05
jul./99	18,35	18,43	18,28	18,41	18,01
ago./99	16,50	16,68	16,78	16,55	17,26
set./99	18,72	18,55	18,85	18,95	18,95
out./99	19,94	19,80	20,05	20,31	20,45
nov./99	21,84	21,33	21,75	22,11	21,85
dez./99	22,40	22,15	22,33	22,31	22,20

Previsões dos modelos para o mercado de café

	ARIMA	Rede Neural	Estrutural	Bayesiano	BM&F
mar./98	195,36	200,78	197,00	190,88	209,00
maio/98	141,74	141,41	131,00	133,19	145,00
jul.98	108,24	107,18	108,57	105,08	124,00
set./98	100,98	100,57	101,18	102,11	112,50
dez./98	115,40	122,88	122,88	123,23	133,50
mar./99	97,57	100,69	100,98	98,45	108,00
maio/99	110,05	107,02	107,79	103,45	113,50
jul.99	88,56	88,12	89,39	82,39	96,00
set./99	78,69	76,81	77,79	82,65	84,60
dez./99	133,95	146,40	131,87	139,15	144,50

Previsões dos modelos para o mercado de soja

	ARIMA	Rede Neural	Estrutural	Bayesiano	BM&F
fev./98	12,68	13,48	12,67	12,62	12,79
mar./98	11,58	12,67	11,60	11,41	11,65
maio/98	11,56	11,44	11,58	11,63	11,54
jul.98	11,86	11,87	12,26	11,68	11,91
set./98	12,53	12,82	12,36	12,57	12,55
nov./98	12,65	12,54	12,72	12,70	12,80
fev./99	9,57	9,44	9,53	9,30	9,62
mar./99	9,75	9,70	9,74	9,72	9,38
maio/99	9,55	9,60	9,55	9,54	9,62
jul.99	9,23	9,13	9,46	9,21	8,90
set./99	10,98	10,99	10,87	11,12	11,23
nov./99	10,65	10,62	10,65	10,45	11,00

## ANEXO C

### Simulações de compra e venda de contratos

Mercado futuro de boi gordo – 1998

Contrato	Cotação	ARIMA	R. Neural	Estrutural	Bayesiano	Análise Téc.
jan./98	23,32	compra	venda	venda	venda	venda
	23,19	venda	compra	compra	compra	compra
Resultado		-429,29	428,71	428,71	428,71	428,71
fev./98	23,48	compra	compra	compra	compra	compra
	23,54	venda	venda	venda	venda	venda
Resultado		197,70	197,70	197,70	197,70	197,70
mar./98	23,60	venda	venda	compra	venda	compra
	23,58	compra	compra	venda	compra	venda
Resultado		65,70	65,70	-66,30	65,70	-66,30
abr./98	23,66	venda	venda	venda	venda	venda
	23,43	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		758,70	758,70	758,70	758,70	758,70
maio/98	22,95	venda	venda	venda	venda	venda
	22,32	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		2.078,71	2.078,71	2.078,71	2.078,71	2.078,71
jun./98	22,78	venda	venda	compra	Venda	compra
	22,70	compra	compra	venda	compra	venda
Resultado		263,71	263,71	-264,29	263,71	-264,29
jul./98	23,42	venda	venda	compra	compra	compra
	23,55	compra	compra	venda	venda	venda
Resultado		-419,76	-419,76	419,17	419,17	419,17
ago./98	23,26	venda	venda	compra	compra	venda
	23,67	compra	compra	venda	venda	compra
Resultado		-1.353,30	-1.353,30	1.352,70	1.352,70	-1.353,30
set./98	24,33	venda	venda	venda	compra	compra
	24,03	compra	compra	compra	venda	venda
Resultado		989,61	989,61	989,61	-990,21	-990,21
out./98	23,15	venda	venda	venda	venda	venda
	23,14	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		32,71	32,71	32,71	32,71	32,71
nov./98	23,62	venda	venda	compra	venda	compra
	23,73	compra	compra	venda	compra	venda
Resultado		-363,30	-363,30	362,70	-363,30	362,70
dez./98	23,26	venda	venda	compra	venda	compra
	23,42	compra	compra	venda	compra	venda
Resultado		527,71	-528,29	527,71	-528,29	527,71

Mercado futuro de boi gordo – 1999

Contrato	Cotação	ARIMA	R. Neural	Estrutural	Bayesiano	Análise Téc.
jan./99	18,55 16,26	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda
Resultado		7.556,74	7.556,74	7.556,74	7.556,74	7.556,74
fev./99	16,40 15,61	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda
Resultado		2.606,75	2.606,75	2.606,75	2.606,75	2.606,75
mar./99	16,49 18,28	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda
Resultado		5.906,74	5.906,74	5.906,74	5.906,74	5.906,74
abr./99	17,80 17,97	compra venda	compra venda	compra venda	venda compra	venda compra
Resultado		560,74	560,74	560,74	-561,26	-561,26
maio/99	17,66 17,27	venda compra	venda compra	compra venda	venda compra	compra venda
Resultado		1.286,74	1.286,74	-1.287,26	1.286,74	-1.287,26
jun./99	17,05 17,58	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda
Resultado		1.748,74	1.748,74	1.748,74	1.748,74	1.748,74
jul./99	18,01 18,35	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda	compra venda
Resultado		1.122,60	1.122,60	1.122,60	1.122,60	1.122,60
ago./99	17,26 16,88	venda compra	venda compra	venda compra	venda compra	venda compra
Resultado		1.253,74	1.253,74	1.253,74	1.253,74	1.253,74
set./99	18,95 20,43	venda compra	venda compra	venda compra	venda compra	compra venda
Resultado		-4.883,33	-4.883,33	-4.883,33	-4.883,33	4.882,79
out./99	20,45 20,47	venda compra	venda compra	venda compra	venda compra	venda compra
Resultado		-66,28	-66,28	-66,28	-66,28	-66,28
nov./99	21,85 21,06	venda compra	venda compra	venda compra	compra venda	venda compra
Resultado		2.606,72	2.606,72	2.606,72	-2.607,28	2.606,72
dez./99	22,20 22,33	compra venda	venda compra	compra venda	compra venda	venda compra
Resultado		428,71	-429,29	428,71	428,71	-429,29
Result. médio		936,56	892,56	1.015,52	729,53	1.144,70

## Mercado futuro de café

Contrato	Cotação	ARIMA	R. Neural	Estrutural	Bayesiano	Análise Téc.
mar./98	209,00	venda	venda	venda	venda	venda
	176,83	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		18.787,85	18.787,85	18.787,85	18.787,85	18.787,85
maio/98	175,00	venda	venda	venda	venda	venda
	146,46	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		-6.491,65	-6.491,65	-6.491,65	-6.491,65	-6.491,65
jul./98	124,00	venda	venda	venda	venda	compra
	114,24	compra	compra	compra	compra	venda
Resultado		-5.441,38	-5.441,38	-5.441,38	-5.441,38	5.438,62
set./98	112,50	venda	venda	venda	venda	compra
	100,70	compra	compra	compra	compra	venda
Resultado		1.148,75	1.148,75	1.148,75	1.148,75	-1.151,25
dez./98	133,50	venda	venda	venda	venda	compra
	118,96	compra	compra	compra	compra	venda
Resultado		3.278,55	3.278,55	3.278,55	3.278,55	-3.281,45
mar./99	108,00	venda	venda	venda	venda	compra
	99,03	compra	compra	compra	compra	venda
Resultado		1.788,78	1.788,78	1.788,78	1.788,78	-1.791,22
maio/99	113,50	venda	venda	venda	venda	venda
	120,57	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		-13.191,36	-13.191,36	-13.191,36	-13.191,36	-13.191,36
jul./99	96,00	venda	venda	venda	venda	venda
	88,59	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		938,90	938,90	938,90	938,90	938,90
set./99	84,60	venda	venda	venda	venda	venda
	73,82	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		4.329,03	4.329,03	4.329,03	4.329,03	4.329,03
dez./99	144,50	venda	compra	venda	venda	venda
	123,09	compra	venda	compra	compra	compra
Resultado		8.658,47	-8.661,53	8.658,47	8.658,47	8.658,47
Result. médio		1.380,59	-351,41	1.380,59	1.380,59	1.224,59

Mercado futuro de soja

Contrato	Cotação	ARIMA	R. Neural	Estrutural	Bayesiano	Análise Téc.
fev./98	12,79	venda	venda	venda	venda	venda
	12,76	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		134,77	134,77	134,77	134,77	134,77
mar./98	11,65	venda	compra	venda	venda	compra
	11,67	compra	venda	compra	compra	venda
Resultado		-90,22	89,78	-90,22	-90,22	89,78
maio/98	11,54	compra	venda	compra	compra	venda
	11,42	venda	compra	venda	venda	compra
Resultado		-540,22	539,78	-540,22	-540,22	539,78
jul./98	11,91	venda	venda	compra	venda	compra
	11,82	compra	compra	venda	compra	venda
Resultado		404,81	404,81	-405,19	404,81	-405,19
set./98	12,55	venda	compra	venda	compra	venda
	12,39	compra	venda	compra	venda	compra
Resultado		719,81	-720,19	719,81	-720,19	719,81
nov./98	12,80	venda	venda	venda	venda	compra
	12,32	compra	compra	compra	compra	venda
Resultado		2.159,77	2.159,77	2.159,77	2.159,77	-2.160,23
fev./99	9,62	venda	venda	venda	venda	compra
	8,84	compra	compra	compra	compra	venda
Resultado		3.509,79	3.509,79	3.509,79	3.509,79	-3.510,21
mar./99	9,38	compra	compra	compra	compra	compra
	9,38	venda	venda	venda	venda	venda
Resultado		-0,21	-0,21	-0,21	-0,21	-0,21
maio/99	9,62	venda	venda	venda	venda	compra
	9,29	compra	compra	compra	compra	venda
Resultado		1.484,79	1.484,79	1.484,79	1.484,79	-1.485,21
jul./99	8,90	compra	compra	compra	compra	compra
	9,18	venda	venda	venda	venda	venda
Resultado		1.259,82	1.259,82	1.259,82	1.259,82	1.259,82
set./99	11,23	venda	venda	venda	venda	venda
	10,89	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		1.529,82	1.529,82	1.529,82	1.529,82	1.529,82
nov./99	11,00	venda	venda	venda	venda	venda
	10,59	compra	compra	compra	compra	compra
Resultado		1.844,78	1.844,78	1.844,78	1.844,78	1.844,78
Result. Médio		1.034,79	1.019,79	967,29	914,79	-120,21

## ANEXO D

### Configuração dos modelos estimados

Configuração dos modelos para os preços de boi gordo

	ARIMA (especificação)	Rede Neural (entradas)	Estrutural (componentes)	Bayesiano (tendência linear)			
				E.L.V.	F.D.T.	F.D.L.V.	Monit. auto.
Jan./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Fev./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Mar./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Abr./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Mai./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Jun./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Jul./98	ARIMA (2,1,0)	3	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Ago./98	ARIMA (2,1,0)	3	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Set./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Out./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Nov./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Dez./98	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Jan./99	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I	2	0,8	0,85	sim
Fev./99	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Mar./99	ARIMA (0,1,7)	8	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Abr./99	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Mai./99	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Jun./99	ARIMA (0,1,15)	16	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Jul./99	ARIMA (7,1,15)	23	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Ago./99	ARIMA (7,1,15)	23	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Set./99	ARIMA (0,1,15)	16	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Out./99	ARIMA (3,1,1)	4	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Nov./99	ARIMA (1,1,7)	8	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
Dez./99	ARIMA (0,1,1)	2	T+FS+I+interv.	2	0,88	0,85	sim
			T=tendência	E.L.V.= expoente da Lei de Variância			
			FS= sazonal fixo	F.D.T.= fator de desconto da tendência			
			I= irregular	F.D.L.V.= fator de desc. da Lei de Variância			
			Interv.= intervenção	Monit. auto. = monitoramento automático			

### Configuração dos modelos para os preços de café

	ARIMA (especificação)	Rede Neural (entradas)	Estrutural (componentes)	Bayesiano (tendência linear)			
				E.L.V.	F.D.T.	F.D.L.V.	Monit. auto.
Mar./98	ARIMA (3,1,17)	18	T+TS+I	0	0,55	0,88	sim
Mai/98	ARIMA (3,1,17)	18	T+I+Interv.	0	0,55	0,88	sim
Jul./98	ARIMA (3,1,17)	18	T+FS+I	0	0,55	0,88	sim
Set./98	ARIMA (3,1,17)	18	T+FS+I	0	0,55	0,88	sim
Dez./98	ARIMA (3,1,17)	18	T+I+Interv.	0	0,55	0,88	sim
Mar./99	ARIMA (3,1,17)	18	T+I+Interv.	0	0,55	0,88	sim
Mai/99	ARIMA (3,1,17)	18	T+I+Interv.	0	0,55	0,88	sim
Jul./99	ARIMA (3,1,17)	18	T+I+Interv.	0	0,55	0,88	sim
Set./99	ARIMA (3,1,17)	18	T+I+Interv.	0	0,55	0,88	sim
Dez./99	ARIMA (3,1,17)	18	T+FS+I+Interv.	0	0,55	0,88	sim
<p>T=tendência</p> <p>FS= sazonal fixo</p> <p>TS=sazon. trigonométr.</p> <p>I= comp. irregular</p> <p>interv. = intervenção</p>				<p>E.L.V.= expoente da Lei de Variância</p> <p>F.D.T.= fator de desconto da tendência</p> <p>F.D.L.V.= fator de desc. da Lei de Variância</p> <p>monit. auto.= monitoramento automático</p>			

### Configuração dos modelos para os preços de soja

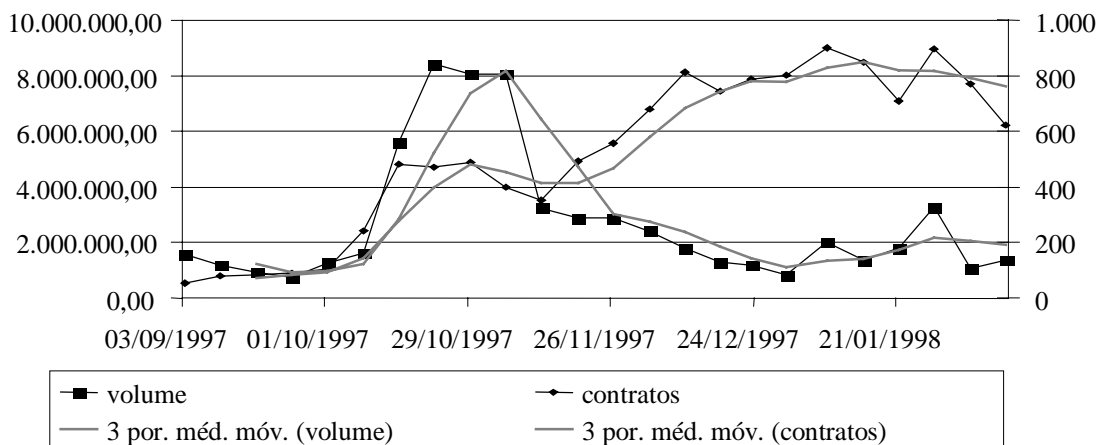
	ARIMA (especificação)	Rede Neural (entradas)	Estrutural (componentes)	Bayesiano (tendência linear)			
				E.L.V.	F.D.T.	F.D.L.V.	Monit. auto.
Fev./98	ARIMA(0,1,1)	2	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Mar./98	ARIMA(0,1,1)	2	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Mai/98	ARIMA(0,1,1)	2	T+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Jul./98	ARIMA (1,1,3)	4	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Set./98	ARIMA(1,1,13)	14	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Nov./98	ARIMA(1,1,3)	4	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Fev./99	ARIMA (1,1,3)	4	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Mar./99	ARIMA(1,1,13)	14	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Mai/99	ARIMA(1,1,3)	4	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Jul./99	ARIMA(1,1,3)	4	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Set./99	ARIMA (1,1,3)	4	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
Nov./99	ARIMA (1,1,3)	4	T+FS+I+Interv.	2	0,4	0,8	sim
<p>T=tendência</p> <p>FS= sazonal fixo</p> <p>I= irregular</p> <p>interv. = intervenção</p>				<p>E.L.V.= expoente da Lei de Variância</p> <p>F.D.T.= fator de desconto da tendência</p> <p>F.D.L.V.= fator de desc. da Lei de Variância</p> <p>monit. auto.= monitoramento automático</p>			

## ANEXO E

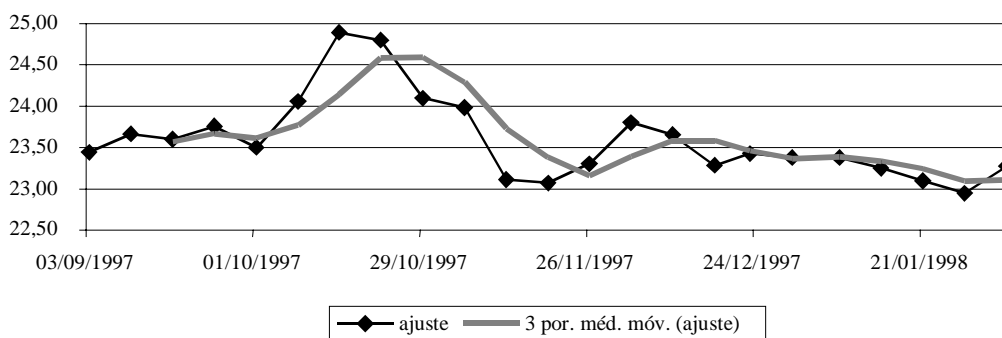
### Gráficos da análise técnica

#### Mercado futuro de boi gordo

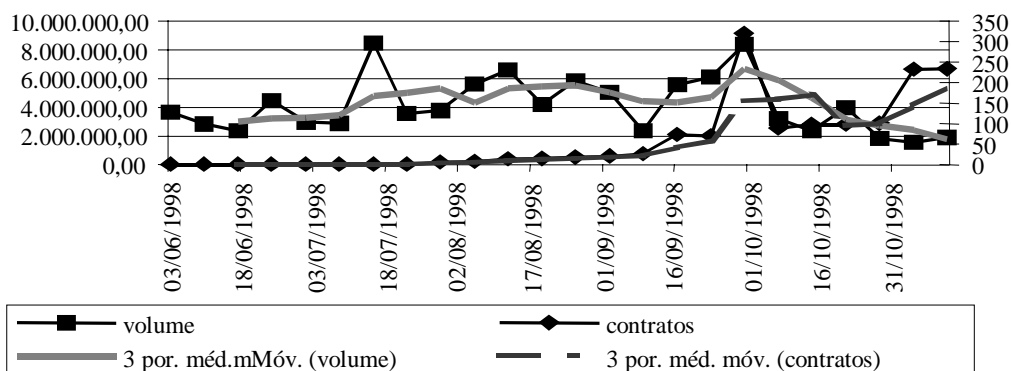
Análise técnica do volume e contratos em aberto – Fev./98



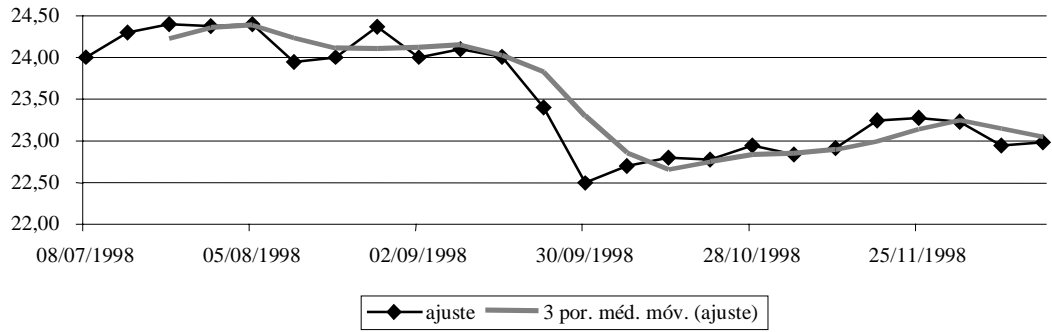
Análise técnica dos ajustes – Fev./98



Análise técnica do volume e contratos em aberto – Nov./98

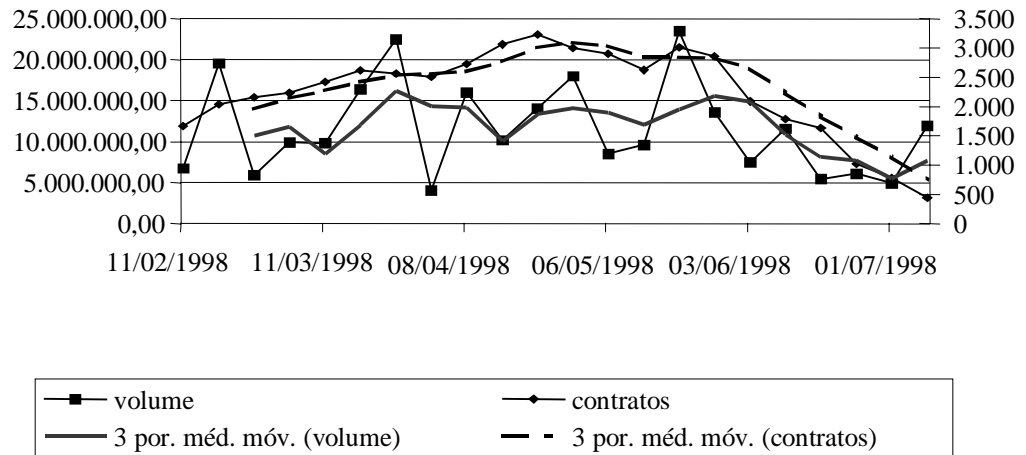


Análise técnica dos ajustes – Nov./98

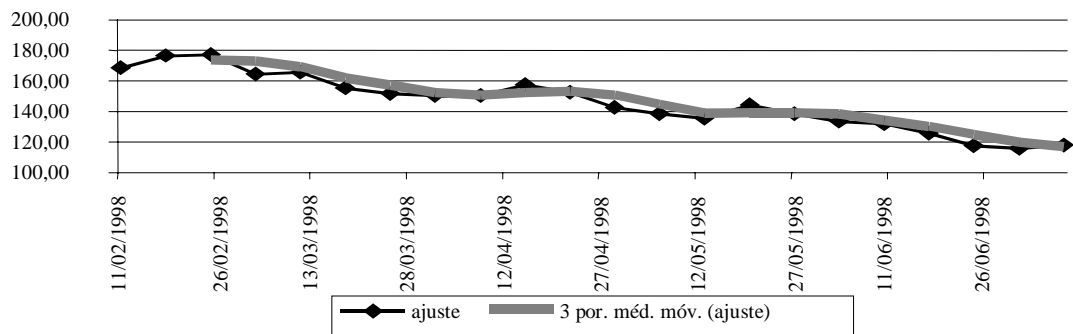


## Mercado futuro de café

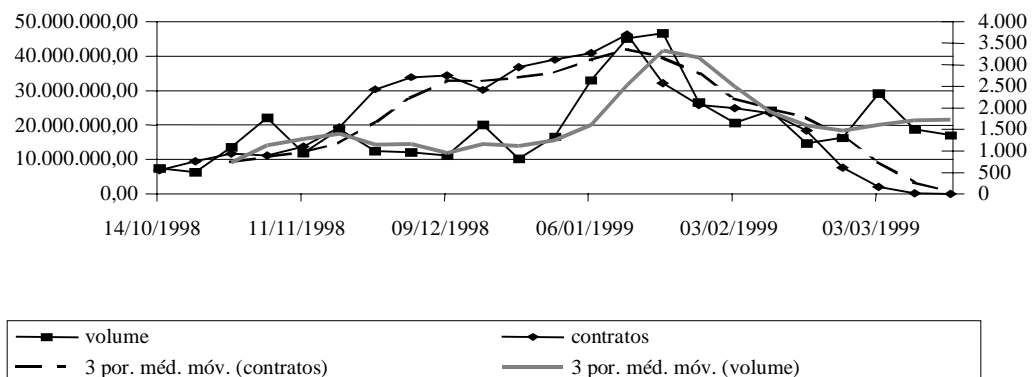
Análise técnica do volume e contratos em aberto – Jul./98



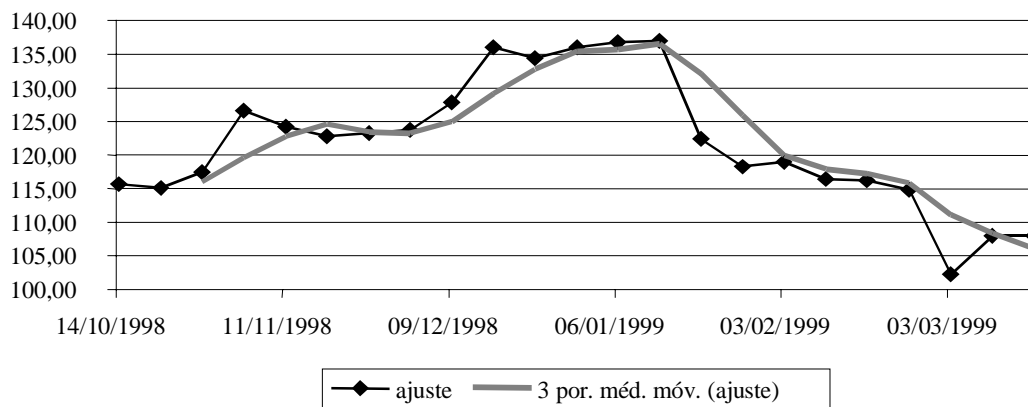
Análise técnica dos ajustes - Jul./98



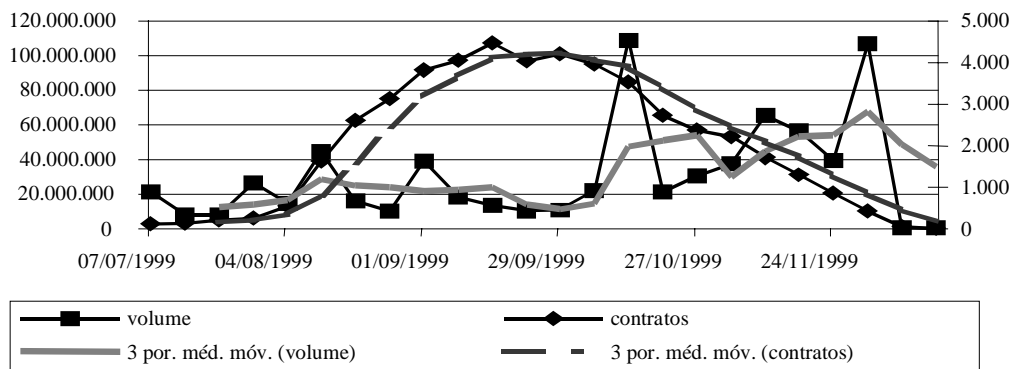
Análise técnica do volume e contratos em aberto – Mar./99



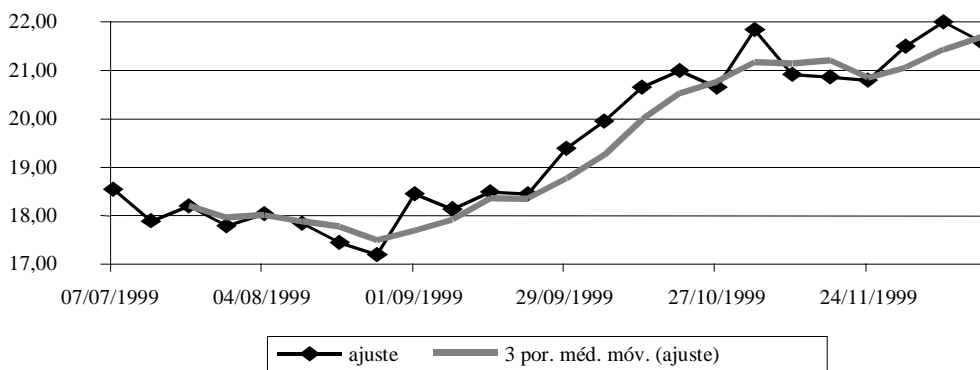
Análise técnica dos ajustes – Mar./99



Análise técnica do volume e contratos em aberto – Dez./99

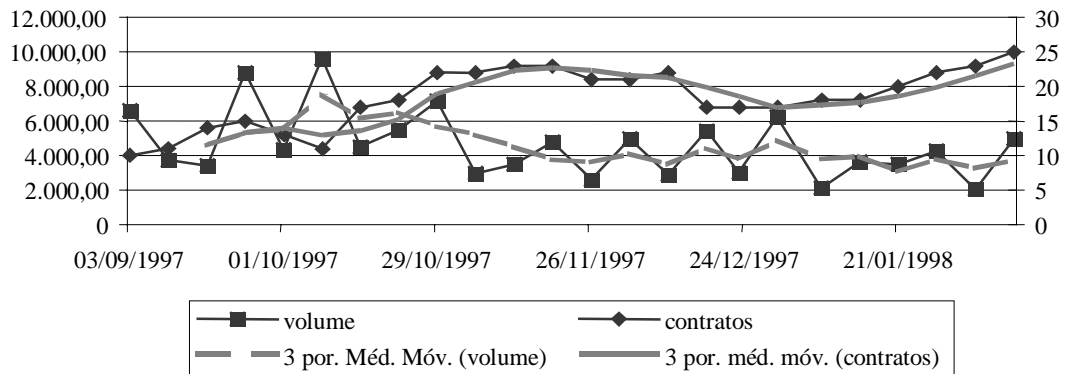


Análise técnica dos ajustes – Dez./99

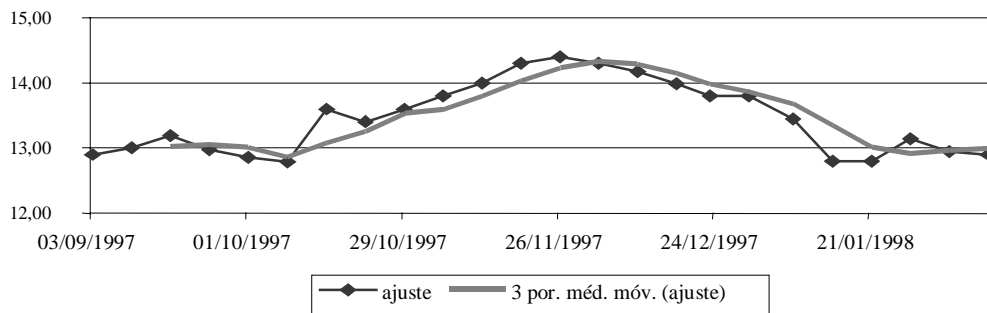


## mercado futuro de soja

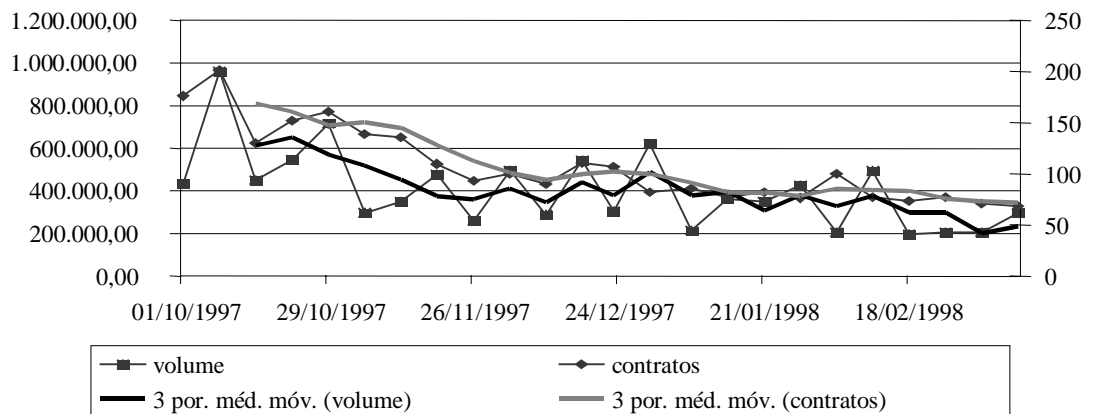
Análise técnica do volume e contratos em aberto – Fev./98



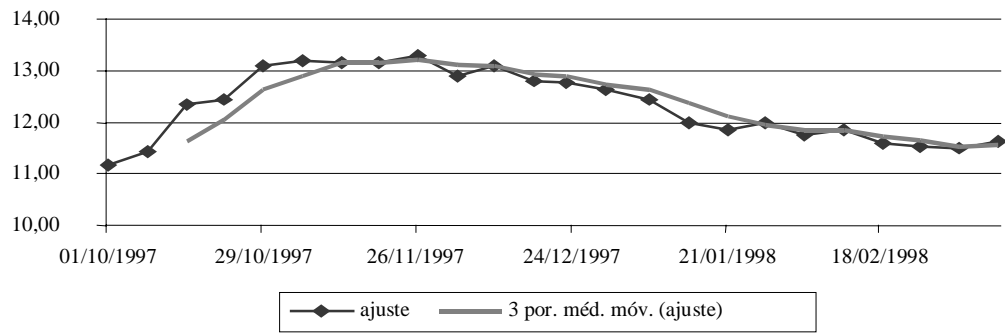
Análise técnica dos ajustes – Fev./98



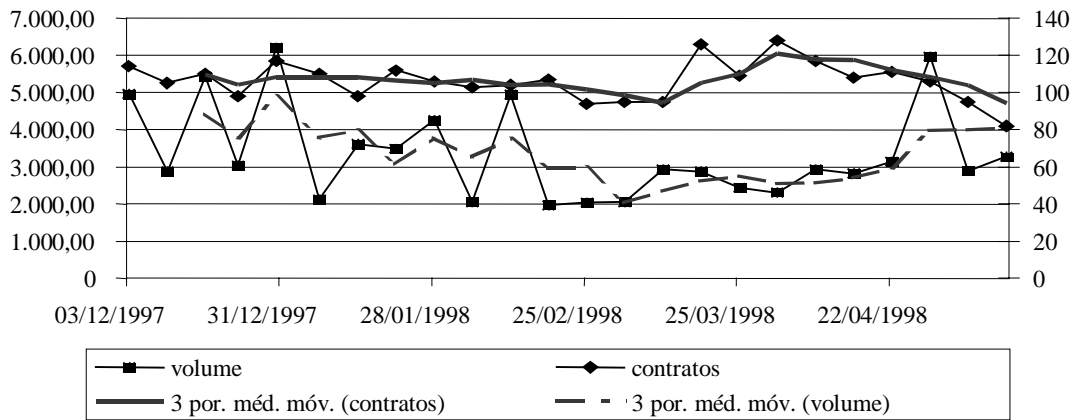
Análise técnica do volume e contratos em aberto – Mar./98



Análise técnica dos ajustes – Mar./98



Análise técnica do volume e contratos em aberto – Maio/98



Análise técnica dos ajustes – Maio98

