

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO**

**PREVISÃO DO PREÇO E DA VOLATILIDADE DE
COMMODITIES AGRÍCOLAS, POR MEIO DE
MODELOS ARFIMA-GARCH**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Fábio Mariano Bayer

**Santa Maria, RS, Brasil
2008**

**PREVISÃO DO PREÇO E DA VOLATILIDADE DE
COMMODITIES AGRÍCOLAS, POR MEIO DE MODELOS
ARFIMA-GARCH**

por

Fábio Mariano Bayer

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza

**Santa Maria, RS, Brasil
2008**

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**PREVISÃO DO PREÇO E DA VOLATILIDADE DE *COMMODITIES*
AGRÍCOLAS, POR MEIO DE MODELOS ARFIMA-GARCH**

elaborada por
Fábio Mariano Bayer

Como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia de Produção

COMISSÃO EXAMINADORA:

Adriano Mendonça Souza, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Dênis Rasquin Rabenschlag, Dr. (UFSM)

Wesley Vieira da Silva, Dr. (PUC-PR)

Santa Maria, 21 de Fevereiro de 2008.

AGRADECIMENTO

À Débora, pelo carinho, amor, dedicação e, sobretudo, paciência dedicados a mim durante esta etapa. Você é muito importante em minha vida!

Ao meu pai, que soube me educar, não com muitas palavras, mas com exemplos e atitudes;

aos meus irmãos, Carla e Fernando, simplesmente por existirem e serem sempre uma certeza de apoio e carinho;

às minhas cunhadas, Carmem e Luciani, pelo apoio, companheirismo e ajuda durante a vida acadêmica e pessoal;

ao Adriano, mais do que um orientador, um grande amigo, no qual guardarei no coração para o resto de minha vida;

aos membros da banca examinadora, que contribuíram significativamente para a melhoria deste trabalho;

à Universidade Federal de Santa Maria e ao PPGEP pela oportunidade concedida;

à CAPES, pelo apoio financeiro, pois sem este não teria condições de realizar o curso de mestrado;

aos demais familiares, colegas e amigos, que me deram força e entenderam meus momentos de ausência e ansiedade.

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Universidade Federal de Santa Maria

PREVISÃO DO PREÇO E DA VOLATILIDADE DE *COMMODITIES* AGRÍCOLAS, POR MEIO DE MODELOS ARFIMA-GARCH

AUTOR: Fábio Mariano Bayer

ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 21 de Fevereiro de 2008.

Esta pesquisa tem como objetivo analisar e prever os preços e a volatilidade das duas principais *commodities* agrícolas negociadas no mercado gaúcho, por meio de modelos ARFIMA-GARCH. Tais modelos são heteroscedásticos condicionais para a volatilidade, com modelagem de integração fracionária para a média condicional. As *commodities* em estudo são a soja e o milho, que representam as duas principais lavouras permanentes do Estado do Rio Grande do Sul, em termos de quantidade produzida, no período de janeiro de 1995 a maio de 2007. Os modelos encontrados para as séries de preço da soja e do milho foram, ARFIMA (1, d , 0)-GARCH (0, 1) e ARFIMA (1, d , 2)-GARCH (0, 2), respectivamente. Tais modelos são capazes de modelar satisfatoriamente os dados, possibilitando uma análise de seu comportamento e a realização de previsões a curto prazo, sinalizando possíveis posições de compra e venda no mercado futuro. Tendo em vista que as decisões, no âmbito do agronegócio, envolvem a administração de risco na compra e venda no mercado futuro, onde riscos são relativos à volatilidade dos preços, a predição consistente torna-se um importante instrumento na tomada de decisão dos participantes do processo produtivo.

Palavras Chave: Séries Temporais, Memória longa, Volatilidade, Preço de *Commodities*.

ABSTRACT

Master Dissertation
Post Graduation Program in Production Engineering
Federal University of Santa Maria

FORECAST OF THE PRICE AND VOLATILITY OF AGRICULTURAL COMMODITIES BY MEANS ARFIMA-GARCH MODELS

AUTHOR: Fábio Mariano Bayer

ADVISOR: Adriano Mendonça Souza

Date and Place of defence: Santa Maria, February 21th 2007.

This research aims to analyze and predict the prices and volatility of the two major agricultural commodities traded on the market of the Rio Grande do Sul state through ARFIMA-GARCH models. Such models are heteroscedasticity conditional to the volatility, with modeling of integration fraction for the mean conditional. The commodities under study are soy and corn, which represent the two main crops standing of the state of Rio Grande do Sul, in terms of quantity produced in the period, which includes January 1995 to May 2007. The models found to the series of price of soy and corn were ARFIMA (1, d, 0)-GARCH (0, 1) and ARFIMA (1, d, 2)-GARCH (0, 2), respectively. These models are capable of modeling the data satisfactorily, allowing an analysis of their behavior and conduct of forecasts in the short term, signaling possible positions of buying and selling in the market future. Given that the decisions in the context of agribusiness, involving the administration of risk in the purchase and sale in the future market, where risks are related to the volatility of prices, a prediction consistent becomes an important tool in decision-making of the participants of this production process.

Keywords: Time Series, Long-memory, Volatility, Price of commodities.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – SÉRIE DO PREÇO DA SOJA NO PERÍODO ANALISADO	45
FIGURA 2 – FAC DO PREÇO DA SOJA	45
FIGURA 3 – VALORES REAIS E AJUSTADOS DO PREÇO DA SOJA	48
FIGURA 4 – PREVISÕES PARA O PREÇO DA SOJA	48
FIGURA 5 – SÉRIE RESIDUAL a_t DO MODELO AJUSTADO PARA A MÉDIA CONDICIONAL DA SOJA	50
FIGURA 6 – FAC DA SÉRIE DOS RESÍDUOS a_t DO MODELO ARFIMA	51
FIGURA 7 - FAC DA SÉRIE DOS RESÍDUOS AO QUADRADO a_t^2 DO MODELO ARFIMA	52
FIGURA 8 – GRÁFICO QXQ PLOT DOS RESÍDUOS PADRONIZADOS	53
FIGURA 9 – ESTIMATIVA DA VOLATILIDADE DO PREÇO DA SOJA.....	54
FIGURA 10 – PREVISÃO DA VOLATILIDADE DO PREÇO DA SOJA.....	54
FIGURA 11 - ESTIMATIVAS E PREVISÃO DA MÉDIA E DA VARIÂNCIA CONDICIONAIS.....	56
FIGURA 12 – SÉRIE DE PREÇOS DO MILHO NO PERÍODO ANALISADO	57
FIGURA 13 - FAC DO PREÇO DO MILHO	57
FIGURA 14 – VALORES REAIS E AJUSTADOS DO PREÇO DO MILHO.....	60
FIGURA 15 – PREVISÕES PARA O PREÇO DA SOJA	60
FIGURA 16 - SÉRIE RESIDUAL a_t DO MODELO AJUSTADO PARA A MÉDIA CONDICIONAL DO MILHO	62
FIGURA 17 – FAC DA SÉRIE DOS RESÍDUOS a_t DO MODELO ARFIMA DO MILHO.....	63
FIGURA 18 - FAC DA SÉRIE DOS RESÍDUOS AO QUADRADO a_t^2 DO MODELO ARFIMA DO MILHO	64
FIGURA 19 – GRÁFICO QXQ PLOT DOS RESÍDUOS PADRONIZADOS	65
FIGURA 20 – ESTIMATIVA DA VOLATILIDADE DO PREÇO DO MILHO	66
FIGURA 21 – PREVISÃO DA VOLATILIDADE DO PREÇO DO MILHO.....	66
FIGURA 22 - ESTIMATIVAS E PREVISÃO DA MÉDIA E DA VARIÂNCIA CONDICIONAIS.....	68

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DA SÉRIE DO PREÇO DA SOJA	44
TABELA 2 – TESTES DE RAIZ UNITÁRIA PARA A SÉRIE DO PREÇO DA SOJA.....	46
TABELA 3 – TESTE DE MEMÓRIA LONGA (PROCEDIMENTO GPH).....	46
TABELA 4 – MODELOS ARFIMA (P,D,Q) CONCORRENTES PARA O PREÇO DA SOJA	47
TABELA 5 – VALORES PREVISTOS DO PREÇO DA SOJA UTILIZANDO-SE O MODELO ARFIMA (1,D,0).....	49
TABELA 6 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DA SÉRIE RESIDUAL DO MODELO DA SOJA	50
TABELA 7 - TESTE DE LJUNG-BOX NA SÉRIE RESIDUAL a_t E a_t^2 DA SOJA	51
TABELA 8 - RESULTADOS DO AJUSTE GARCH(s, r) PARA A VOLATILIDADE DA SOJA.....	52
TABELA 9 – TESTE DE LJUNG-BOX NOS RESÍDUOS PADRONIZADOS	53
TABELA 10 – MODELO ARFIMA-GARCH PARA O PREÇO DA SOJA	55
TABELA 11 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DA SÉRIE DO PREÇO DO MILHO.....	56
TABELA 12 – TESTE DE RAIZ UNITÁRIA PARA A SÉRIE DO PREÇO DO MILHO	58
TABELA 13 – TESTE DE MEMÓRIA LONGA (PROCEDIMENTO GPH).....	58
TABELA 14 – MODELOS ARFIMA (P, D, Q) CONCORRENTES PARA O PREÇO DO MILHO	59
TABELA 15 – VALORES PREVISTOS DO PREÇO DO MILHO UTILIZANDO O MODELO ARFIMA (1,D,2).....	61
TABELA 16 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DA SÉRIE RESIDUAL DO MODELO DO MILHO.....	62
TABELA 17 - TESTE DE LJUNG-BOX NA SÉRIE RESIDUAL a_t E a_t^2 DO MILHO.....	63
TABELA 18 - RESULTADOS DO AJUSTE GARCH(q, p) PARA A VOLATILIDADE DO MILHO	64
TABELA 19 – TESTE DE LJUNG-BOX NOS RESÍDUOS PADRONIZADOS	65
TABELA 20 – MODELO ARFIMA-GARCH PARA O PREÇO DO MILHO	67

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	TEMA DA PESQUISA.....	11
1.2	JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA DA PESQUISA.....	12
1.3	PROBLEMA DE PESQUISA.....	12
1.4	OBJETIVOS	13
1.4.1	<i>Objetivo Geral</i>	13
1.4.2	<i>Objetivos específicos</i>	13
1.5	DELIMITAÇÃO DA PESQUISA.....	14
1.6	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	14
2	REFERENCIAL TEÓRICO-EMPÍRICO.....	15
2.1	COMMODITIES AGRÍCOLAS E CONTRATOS FUTUROS.....	15
2.1.1	<i>Soja</i>	17
2.1.2	<i>Milho</i>	18
2.2	SÉRIES TEMPORAIS UNIVARIADAS.....	19
2.2.1	<i>Conceitos Básicos</i>	21
2.2.2	<i>Modelos ARIMA</i>	23
2.2.3	<i>Modelos ARFIMA (p, d, q)</i>	26
2.2.4	<i>Modelos Heteroscedásticos Condicionais</i>	29
2.2.5	<i>Modelos Compostos – Para média e volatilidade</i>	35
2.3	TESTES DE DIAGNÓSTICOS	36
2.3.1	<i>Testes de Raiz Unitária</i>	37
2.3.2	<i>Procedimento GPH</i>	39
2.3.3	<i>Teste de Box-Pierce-Ljung</i>	39
2.3.4	<i>Estatística U-Theil</i>	40
3	METODOLOGIA.....	42
3.1	BANCO DE DADOS	42
3.2	PASSOS METODOLÓGICOS	42
3.3	ASPECTOS COMPUTACIONAIS	43
4	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	44
4.1	ANÁLISE DO PREÇO DA SOJA.....	44
4.2	ANÁLISE DO PREÇO DO MILHO	56
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES	69
6	REFERÊNCIAS.....	71
	ANEXO	74
	ANEXO A - Contrato Futuro de Soja em Grão a Granel	75
	ANEXO B - Contrato Futuro de Milho em Grão a Granel	80

1 INTRODUÇÃO

A metodologia proposta por Box e Jenkins (1970) e contribuições posteriores de diversos pesquisadores auxiliam à tomada de decisões por parte dos agentes envolvidos em atividades que necessitam de planejamento, avaliação de políticas e redução da incerteza. Dentro desta metodologia, conhecida como análise de séries temporais, a previsão é um dos objetivos mais importantes e difundidos.

Os modelos de previsão de preços, assim como os de análise e previsão da volatilidade, tornam-se ferramentas muito importantes na negociação de contratos futuros das mais diferentes *commodities*. No âmbito econômico, a redução da incerteza é de especial importância, principalmente no setor agropecuário, constantemente sujeito a distúrbios irregulares. A produção agropecuária necessita de instrumentos que minimizem o risco, e auxiliem no processo de tomada de decisão dos agentes¹ participantes do agronegócio.

A história econômica brasileira, com suas implicações sociais-políticas, tem fortes raízes junto ao agronegócio. O processo de colonização e crescimento estão ligados a vários ciclos agroindustriais, como o da cana-de-açúcar, da borracha e mais recentemente do café, tornando-se a mais importante fonte de poupança interna e o principal financiador do processo de industrialização brasileiro.

Segundo a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – Embrapa, a produção agrícola brasileira é responsável hoje por cerca de 30% do produto interno bruto do Brasil, sendo considerado como um dos setores mais importantes da economia nacional.

Em âmbito regional, a atividade agrícola é uma das principais características econômicas do Rio Grande do Sul. A diversidade, a qualidade e a quantidade do desenvolvimento agrícola gaúcho ocorrem por haver, no Estado, condições físico-climáticas favoráveis para o desenvolvimento de tais atividades.

No universo do agronegócio gaúcho destaca-se a produção de milho e soja, sendo as duas maiores produções, em termos de toneladas produzidas, dentro das culturas de lavouras temporárias.

O milho e soja são *commodities* agrícola que estão sujeitas a freqüentes oscilações de produção, qualidade e preço. Estes fatos fazem com que aumente a incerteza na tomada de decisão, agregando risco a essas atividades.

¹ Agentes do agronegócio diz respeito aos produtores, compradores e investidores em geral.

Segundo Bressan e Lima (2002) uma das alternativas para reduzir a incerteza no processo de tomada de decisões econômicas é a utilização de modelos de previsão de séries temporais univariadas. 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 na estrutura de correlação de seus valores passados.

Tendo em vista a importância de tais atividades frente à economia gaúcha e a dificuldade de tomar decisões inerentes à negociação de contratos futuros no âmbito do agronegócio, é que se pretende colaborar com modelos estatísticos na análise, modelagem e previsão do preço do milho e da soja negociadas no Estado do Rio Grande do Sul, assim como da volatilidade de tais *commodities*.

Os modelos de previsão podem ser aplicados aos preços, retornos, ou mesmo para a variância quando os dados amostrais mostram a presença de heteroscedasticidade condicional. Nesta pesquisa aplica-se um modelo composto ARFIMA-GARCH com intuito de modelar e prever a média condicional assim como, a volatilidade dos preços como forma de diminuir riscos e incertezas nas tomadas de decisão.

Diante do exposto anteriormente verifica-se que a cultura da soja e do milho apresenta um processo produtivo bem delineado, com etapas a serem seguidas e cumpridas, pois além dos fatores climáticos intervenientes no processo, também enfrenta problemas de precificação e concorrência em nível estadual, nacional e internacional.

Assim como outro processo produtivo, após a sua elaboração, também passam pelo crivo do controle de qualidade, distribuição e aceitação da clientela. Pois, com o cliente cada vez mais exigente e com maior poder de decisão, julgando tanto a qualidade quanto o preço, cabe então lançar mão de técnicas de previsão de preços para subsidiar este processo produtivo e apresentar uma linha de comportamento futuro destes produtos, pois o preço final e a qualidade do produto são determinantes nas etapas de comercialização do mesmo.

1.1 Tema da pesquisa

A presente pesquisa aborda modelos lineares auto-regressivos fracionários integrados e de médias móveis (ARFIMA) e os modelos não lineares heteroscedásticos condicionais da família ARCH-GARCH, a fim de realizar a análise e previsão dos preços e da volatilidade dos preços das *commodities*, soja e milho, negociadas no Estado do Rio Grande do Sul.

1.2 Justificativa e importância da pesquisa

A previsão do preço das *commodities* e a análise do padrão da volatilidade de tais preços possui implicações importantes concernentes à formulações de políticas para o setor e performance econômica do Estado e do País, sendo uma importante fonte de subsídios para o delineamento de estratégias adequadas para o gerenciamento do risco de variações nos preços destas *commodities*.

Nos dias atuais, o agronegócio destaca-se como um dos principais setores da economia brasileira, contribuindo de forma significativa, com excedentes de exportação e equilíbrio da balança comercial. A agricultura e pecuária brasileiras são reveladas ao mundo como uma referência e um exemplo a ser seguido por nações que buscam uma produção baseada no uso da tecnologia e no incremento da produtividade. O Brasil é o único País que busca de duas a três safras por ano e com uma grande extensão de terra pronta para ser explorada e semeada (REVISTA A GRANJA, 2005/2006).

A expressiva contribuição econômica da agricultura em âmbito nacional estende-se ao Estado do Rio Grande do Sul. Dada a importância do agronegócio frente à sociedade gaúcha, a utilização de modelos matemáticos e estatístico-econômicos na análise e previsão de preços no contexto do agronegócio gaúcho, justifica-se pelo risco financeiro envolvido nas tomadas de decisão e nas operações com instrumentos derivativos pelas organizações produtivas.

Com o intuito de administrar riscos financeiros (oscilação de preços), o mercado futuro permite a permuta destes riscos com especuladores, apresentando-se como importante instrumento de segurança e sinalização de preços para todos os participantes da cadeia agroindustrial. Os contratos e mercados futuros possuem sua origem baseada na necessidade de transferência dos riscos atrelados à produção e comercialização de produtos agrícolas.

A importância da pesquisa torna-se ainda maior, uma vez que a literatura nacional encontra-se carente de abordagens deste tipo aplicadas às *commodities* negociadas no mercado do Rio Grande do Sul.

1.3 Problema de Pesquisa

Com base nas conjecturas realizadas na seção 1.2, pode-se definir o problema de pesquisa da seguinte forma:

Como modelar o preço e a volatilidade das *commodities* agrícolas, de modo que o agente econômico possa amparar as suas decisões de curto e longo prazo na compra e venda desses produtos?

1.4 Objetivos

Neste item descrevem-se os objetivos que nortearão a presente pesquisa.

1.4.1 Objetivo Geral

Prever a média condicional e a volatilidade dos preços da soja e do milho negociadas no mercado do Rio Grande do Sul, que são as duas principais culturas de lavouras temporárias gaúchas em termos de quantidade produzida, utilizando modelos ARFIMA-GARCH, como forma de entender e proporcionar subsídios na tomada de decisão frente às oscilações e incertezas que este setor produtivo enfrenta.

1.4.2 Objetivos específicos

Na busca de alcançar o objetivo geral da pesquisa, traçam-se os seguintes objetivos específicos:

- Estudar as propriedades e testes estatísticos para a estacionariedade das séries;
- Identificar os verdadeiros processos geradores das séries em estudo, assim como investigar os resíduos em relação a sua heteroscedasticidade condicional;
- Prever os preços das culturas de soja e milho, no curto prazo;
- Quando diagnosticada a presença de volatilidade fazer uma análise e previsão de tal característica temporal;
- Gerar subsídios reais para a política de mercado e contratos futuros negociados a partir do agronegócio gaúcho.

1.5 Delimitação da Pesquisa

As variáveis em estudo se restringem ao preço da soja e do milho, tratadas univariadamente sem contemplar qualquer interação entre si, ou mesmo com outras variáveis exógenas.

O modelo utilizado é um modelo ARFIMA-GARCH, onde a parte ARFIMA é responsável pela modelagem da média condicional das séries e a parte GARCH pela modelagem da variância condicional. Não são utilizados quaisquer outros tipos de modelos estatístico-econométricos, como por exemplo, modelos ARIMA, EWMA ou de volatilidade estocástica, nem mesmo modelos multivariados.

Também o estudo fica restrito às *commodities* negociadas no Estado do Rio Grande do Sul, não se fazendo alusão a outros Estados produtores, nem em relação à produção nacional.

1.6 Organização do Trabalho

O presente texto está organizado em 5 capítulos, que encontram-se dispostos da seguinte maneira:

No capítulo 1 aborda-se uma introdução ao trabalho de pesquisa, contendo a importância do trabalho, justificativa e delimitação do tema;

No capítulo 2 apresenta-se a revisão de literatura, caracterizando o mercado de *commodities* agrícolas e fornecendo o aporte teórico-estatístico para o desenvolvimento da pesquisa;

No capítulo 3 é exposta a metodologia da pesquisa, bem como a abordagem adotada para alcançar os objetivos propostos por meio de passos, ou etapas metodológicas;

O capítulo 4 apresenta a realização do estudo empírico, com a aplicação das técnicas e os resultados obtidos com a mesma;

No quinto e último capítulo são apresentadas as conclusões dos resultados obtidos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO-EMPÍRICO

Os itens abordados neste capítulo servem de embasamento teórico para o desenvolvimento desta pesquisa. Inicialmente, são apresentadas as *commodities* em estudo, por meio de sua importância econômica em nível estadual e nacional, seguidas das principais técnicas estatísticas utilizadas.

2.1 *Commodities* Agrícolas e Contratos Futuros

Para o entendimento pleno do assunto e a captação de sua importância vale salientar que uma *commodity* é um termo utilizado no mercado financeiro para especificar mercadorias cujo preço, e outras diversas especificações para a compra e venda, são determinados em contratos futuros. Estes, por sua vez, são dados nas bolsas de mercadorias, como, por exemplo, a Bolsa de Mercadorias e Futuros – BM&F.

Os contratos e mercados futuros originaram-se a partir da necessidade de transferência dos riscos atrelados à produção e comercialização de produtos agrícolas, momento este em que se criaram as bolsas de *commodities*. Exemplos de contratos futuros, para as *commodities* soja e milho, podem ser vistos nos anexos A e B, respectivamente.

Segundo Paula (2004), o que o mercado de futuros faz é produzir um meio de expressão para as visões quanto ao preço dos ativos transacionados no futuro. Isto é feito a um custo muito baixo e de uma maneira extremamente eficiente. O caso mais típico é o do agricultor que tem uma produção e não sabe o que vai acontecer em seis meses. Ele gostaria, se possível, de se proteger de flutuações negativas de preço. De outro lado, há o especulador, que quer exatamente o contrário, quer risco.

A Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F) cumpri um papel importante na economia nacional, exercendo a função de organização, operacionalização e centralização do mercado de futuros. A BM&F, por sua vez, é um meio de definição transparente dos preços para as transações de compra e venda de mercadorias ou ativos que se enquadrem nas especificações que caracterizam uma boa *commodity*. Segundo Forbes (1994), boas *commodities* possuem as seguintes especificações:

a) unidades homogêneas - cada unidade da mercadoria ou do ativo financeiro deve ser intercambiável com todas as outras;

b) padronização e classificação rápidas – mesmo que as unidades não sejam idênticas, devem ser classificáveis em determinado padrão, que se compare aos outros, conforme diferenças apuráveis na qualidade ou nos níveis de preço;

c) dispersão da oferta e da demanda – para que se assegure preço competitivo, nenhum grupo dominante pode cercear a oferta ou manipular a procura;

d) fluxo natural para o mercado – o bem deve fluir do produtor ao consumidor sem injunções de restrições governamentais ou de acordos mercadológicos privados (cartéis, por exemplo);

e) incerteza da oferta e da demanda – apenas se a oferta e a procura forem incertas é que haverá a oscilação de preços e o risco subsequente, que constituem a própria essência do mercado de futuros;

f) perecibilidade limitada – no caso das *commodities* tradicionais, elas devem ser passíveis de armazenagem, sem deterioração, por longos períodos.

Portanto, os produtos denominados de *commodities* apresentam a característica de uma qualidade uniforme que é produzida em grande quantidade como, por exemplo, o milho e a soja, mas por diversos produtores, logo, são produtos *in natura* que podem ser armazenados por certo período de tempo para depois serem comercializados, sem que haja prejuízo na sua qualidade.

Do exposto acima, uma vez determinado o preço de certo produto, o produtor, caso não esteja de acordo com o preço praticado, tem a opção de vender o seu produto ou estocá-lo e esperar pela melhora de preço, visto que o produto possui a característica de não perecer em pouco tempo de estocagem.

A importância da precificação e previsão do preço das *commodities* decorre do fato de que, muitas empresas, para se protegerem das baixas ou aumentos dos preços ou ainda, das variações cambiais realizam operações financeiras, a prazo, logo a previsão do valor de uma *commodity* ou da sua variabilidade é de suma importância tanto para os produtores quanto para os compradores.

O apereçamento de um derivativo² depende fundamentalmente do processo estocástico do preço deste ativo objeto. Por esta razão o conhecimento deste processo é bastante relevante, sendo que muitos pesquisadores têm dispensado esforços para sua estimação cada vez mais acurada. Quando este ativo é uma *commodity* surgem complicações

² Derivativo é um ativo financeiro que deriva de outro ativo financeiro ou mercadoria.

adicionais, pois em geral, as *commodities* não são negociadas no mercado à vista, mas nos mercados futuros.

Segundo Bignotto, Barossi-Filho e Sampaio (2004) as *commodities* podem ser entendidas como mercadoria padronizada e de baixo valor agregado, que são produzidas e comercializadas em vários países. Uma particularidade comum a esse setor é que as organizações geralmente operam com pouca variedade de *commodities*, estando sujeitas às freqüentes oscilações de produção, qualidade e preço. Estes fatos fazem com que tais ativos tenham características voláteis, tornando determinados momentos mais especulativos em momentos de maiores riscos e incertezas.

Conforme Swaray (2002 apud SILVA; SÁFADI; CASTRO JÚNIOR, 2005) a origem da volatilidade difere para os diferentes tipos de *commodities*. No caso das *commodities* primárias, como milho e soja, a volatilidade do preço surgiria, sobretudo, devido a distúrbios na oferta. A interação de tais distúrbios com a demanda de curto prazo e as elasticidades da oferta resultaria em acentuadas flutuações de preços.

O Rio Grande do Sul, tradicionalmente, apresenta-se como um Estado que se destaca pela sua produção agrícola e pecuária. O setor agropecuário apresentou em 2004, uma participação de 15,9% no Produto Interno Bruto do Estado. No entanto, sabe-se que esta participação é ainda maior se considerada a repercussão na cadeia produtiva que o setor movimentou. Na estrutura do Valor Bruto da Produção Agropecuária destaca-se a lavoura que responde por 61,34% da produção, seguida pela produção animal com 33,98% (ATLAS SOCIOECONÔMICO RIO GRANDE DO SUL, 2008).

As *commodities* agrícolas em estudo referem-se às culturas das lavouras temporárias do Estado, as quais são assim caracterizadas pelo seu curto ciclo vegetativo e por requererem um replantio após cada colheita. Segundo Marchezan (2007), no período de janeiro de 1995 a dezembro de 2006, as duas culturas de lavouras temporárias que se destacaram, em termos de quantidade produzida, foram o milho e a soja.

2.1.1 Soja

Segundo Marchezan (2007), a soja é uma cultura de origem asiática, que entre os produtos agrícolas que presentemente alimentam o mundo, vem ocupando uma posição de destaque, com uma extraordinária expansão.

No período de 1998 a 2005 a produção brasileira de soja apresentou um crescimento de 117,3%. Se em 1996/97 o País produziu 23,87 milhões de toneladas, em 2002/03 atingiu a marca histórica de 51,87 milhões de toneladas. Hoje pode-se afirmar que o Brasil tem condições de produzir soja em todo o seu território (AGRIANUAL, 2005).

Segundo USDA (2004 apud RIZZI; RUDORFF, 2005), o Brasil tornou-se em 2003 o maior exportador mundial de soja, superando os Estados Unidos, que até então tinha tal posição. Em 2004, as vendas brasileiras do complexo soja, que engloba os segmentos de grãos, farelo e óleo, alcançaram US\$ 10 bilhões contra US\$ 8,1 bilhões do ano anterior, o que correspondeu a aproximadamente 10% do total das exportações (CNA, 2005).

Apesar de ser o maior exportador mundial, o Atlas Socioeconômico Rio Grande do Sul (2008) afirma que o Brasil é o segundo maior produtor mundial de soja, com 23,8% do total produzido em 2004, perdendo somente para os Estados Unidos que produz 41,5% da soja mundial.

Ainda em 2004, o Rio Grande do Sul contribuiu com 11% da produção de soja do País, sendo a principal cultura no Estado. Desde a década de 90 a produção gaúcha vem apresentando grande variabilidade, oscilando crescimento e decréscimo. O grande destaque é a recuperação recente quando em apenas um ano, de 2002 para 2003, a produção gaúcha cresceu 70,7%. Deve-se ressaltar também que a área plantada tem apresentado pouca variação e a quantidade produzida tem sofrido influência do rendimento de cada safra, associado à tecnologia empregada na lavoura e as condições climáticas do ano.

Considerando a produção média entre 2001 e 2003, o Rio Grande do Sul é o terceiro maior produtor de soja do Brasil, com 16,8% do total produzido, semelhante à média do período de 1998 até 2000 que era de 16,5%. Vale salientar que no Estado, a produção de soja representou 7,73% do Valor Bruto de Produção Agropecuária em 1999.

Pelo exposto, percebe-se que a soja encontra-se em posição de destaque frente ao agronegócio gaúcho, sendo importante avaliar, discutir e estudar aspectos que permitam compor um quadro mais amplo para o planejamento e para a tomada de decisões.

2.1.2 Milho

O milho é um conhecido cereal cultivado em grande parte do mundo e extensivamente utilizado com alimento humano ou ração animal, devido as suas

características nutricionais. Este cereal tem alto potencial produtivo, sendo que sua produção mundial chegou a 600 milhões de toneladas em 2004 (MARCHEZAN, 2007).

A lavoura de milho é a principal concorrente à de soja, sendo que amplas perspectivas podem estar se abrindo para mais este produto brasileiro ocupar lugar de destaque no mercado mundial de *commodities* agrícolas, à semelhança da soja (AGRIANUAL, 2005).

Segundo o AGRIANUAL (2005), paradoxalmente, no Brasil o milho tende a ser encarado como cultura secundária, quando comparada com a soja. Contudo, a situação tende a mudar, pois o faturamento e o lucro por hectare oferecidos pelo milho tendem a superar os da soja nas próximas safras.

O Brasil é o terceiro maior produtor de milho do mundo, correspondendo a 5,9% da produção mundial. Segundo o Atlas Socioeconômico Rio Grande do Sul (2008), a produção de milho distribui-se pelo País em vários Estados com produção significativa. O Rio Grande do Sul passou de terceiro maior produtor brasileiro de milho com 3.837.276 toneladas, no período 1998 a 2000, para segundo maior produtor, no período 2001 a 2003, com 5.153.834 toneladas ou 12,2% da produção nacional, atrás do Paraná que é o maior produtor, com 29,2% do total produzido no País.

No Rio Grande do Sul, o milho destaca-se principalmente nas áreas de pequena propriedade, aparecendo normalmente integrado às atividades criatórias de aves e suínos. Por isso, os maiores produtores encontram-se em municípios com estrutura fundiária assentada na pequena propriedade e a produção é bem distribuída pelo Estado, com muitos municípios produtores.

Percebe-se que além de ser uma cultura de importância econômica nacional e regional, o milho caracteriza-se por ser uma cultura de pequena propriedade e pela extensa área de cultivo no Estado, possuindo uma importância sócio-econômica significativa no Rio Grande do Sul.

2.2 Séries Temporais Univariadas

Uma série temporal é um conjunto de observações ordenadas no tempo de qualquer fenômeno aleatório. A análise de séries temporais consiste em procurar alguma relação de dependência existente temporalmente nos dados, identificando o mecanismo gerador da série

com o objetivo de extrair periodicidades relevantes nas observações, descrever o seu comportamento e fazer previsões.

Na análise de séries temporais é natural supor que cada observação x_t é um valor realizado de certa variável aleatória X_t . Desta forma, a série temporal $\{x_t, t \in T_0\}$ é uma realização da família de variáveis aleatórias $\{X_t, t \in T_0\}$. Portanto, em análise de séries temporais modela-se os dados de uma realização (ou parte dela) de um processo estocástico $\{X_t, t \in T\}$, onde $T \supseteq T_0$.

Modelos de séries temporais podem ser aplicados a diversas áreas do conhecimento, como Economia, Oceanografia, Meteorologia, Gerência de Produção, entre outras, mas, a análise de séries temporais financeiras possui uma peculiaridade. Em geral, séries de ativos financeiros apresentam blocos de variabilidades que se convencionou chamar de volatilidade. A volatilidade é um fenômeno não diretamente observável, onde para levá-la em conta torna-se necessário recorrer a modelos ditos heteroscedásticos condicionais, pois a volatilidade nada mais é que uma variância não constante, ou melhor, uma variância dependente do instante de tempo em que se encontra.

Portanto, em análise de dados financeiros, preços de ativos, entre outras análises temporais que tenham como objetivo a avaliação do risco de determinado investimento, torna-se necessário estimar este risco. Esta medida é dada, por sua vez, a partir da variação dos preços dos ativos. Esta variação dos preços pode se dar em primeiro ou segundo momentos estatísticos, que são a média e a variância. Portanto, se x_t é a série temporal em estudo, teremos os dois primeiros momentos, tal como descritas em (1) e (2), respectivamente:

$$\mu_t = E[x_t | \tau_{t-1}], \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \text{var}[x_t | \tau_{t-1}]. \quad (2)$$

Isto é, tem-se a média e a variância condicionais de x_t , onde τ_{t-1} é a informação contida até o momento $t-1$, sendo que a variância condicional é conhecida como volatilidade. Pode-se entender tais momentos como a esperança de acontecer um certo valor de uma variável aleatória que segue determinada distribuição de probabilidade com determinada variância, que são condicionadas às informações até o instante anterior.

Nesta pesquisa são utilizados modelos auto-regressivos fracionário integrado e de médias móveis (ARFIMA) para modelar a média condicional dos preços das *commodities* em estudo, assim como modelos heteroscedásticos condicionais (da família ARCH e GARCH)

para modelar a volatilidade destes ativos. Portanto, é utilizado um modelo ARFIMA-GARCH para modelar e prever o primeiro e o segundo momentos das séries.

Nas seções seguintes são introduzidos conceitos básicos³ para a compreensão e estudo de séries temporais, assim como os modelos utilizados nesta pesquisa. Um estudo mais completo e detalhado pode ser encontrado em Moretin e Tolo (2004), Moretin (2006), Hamilton (1994), Enders (1995), Box, Jenkins e Reinsel (1994).

2.2.1 Conceitos Básicos

Formalmente, defini-se um processo estocástico como segue:

Definição 1. *Seja T um conjunto arbitrário. Um processo estocástico é uma família $\{X_t, t \in T\}$, tal que, para cada $t \in T$, X_t é uma variável aleatória.*

O conjunto T é normalmente tomado como o conjunto dos inteiros (\mathbf{Z}), podendo ser contínuo em alguns casos. Portanto, a uma determinada realização desse processo dá-se o nome de série temporal.

Um conceito bastante importante em séries temporais diz respeito à estacionariedade. De modo geral, um processo diz-se estacionário se ele oscila ao redor de uma média constante e com uma variância também constante, ou seja, estacionário em primeiro e segundo momentos. Os dois primeiros momentos são definidos tal como encontra-se em (3).

$$E[X_t] = \mu_t \text{ e } E[(X_t - \mu_t)^2] = E[X_t^2] - E^2[X_t] = \sigma_t^2, \quad (3)$$

enquanto que a covariância entre X_t e X_{t+h} é visto tal como evidenciado em (4).

$$\text{Cov}(X_t, X_{t+h}) = E[(X_t - \mu_t)(X_{t+h} - \mu_{t+h})] \text{ para } h \in \mathbf{Z}, \quad (4)$$

normalizando a covariância teremos a correlação que é dada por (5).

$$\text{Cor}(X_t, X_{t+h}) = \frac{\text{Cov}(X_t, X_{t+h})}{\sqrt{\sigma_t^2 \sigma_{t+h}^2}} \text{ para } h \in \mathbf{Z}. \quad (5)$$

Como se trata de medidas entre instantes de tempo de uma mesma série temporal, tendo o interesse na dependência de x_t e seus valores defasados x_{t-h} , os conceitos de correlação e covariância são chamados de autocorrelação e autocovariância, respectivamente, ou ainda Função de Autocorrelação (FAC) e Função de Autocovariância (FACV), que são das ferramentas mais utilizadas na identificação de modelos de séries temporais

³ Conceitos básicos não no sentido de serem triviais, mas sim, no sentido de serem a base de conhecimentos para o estudo de séries temporais.

A FAC e a FACV, respectivamente, em séries temporais são mais comumente escritas tal como pode ser visto em (6).

$$\rho_j = \rho(j) = \text{Cor}(X_t, X_{t-j}) \text{ e } \gamma_j = \gamma(j) = \text{Cov}(X_t, X_{t-j}). \quad (6)$$

Restringindo-se aos momentos de primeira e segunda ordem, tem-se a seguinte definição

Definição 2. Um processo estocástico $\{X_t, t \in T\}$ diz-se fracamente estacionário se e somente se:

- (i) $E[X_t] = \mu_t = \mu$, constante para todo $t \in T$;
- (ii) $E[X_t^2] < \infty$, para todo $t \in T$;
- (iii) $\text{Cov}(X_{t_1}, X_{t_2})$ é uma função apenas de $|t_1 - t_2|$.

Uma definição mais rígida de estacionariedade é dada por

Definição 3. Um processo estocástico $\{X_t, t \in T\}$ diz-se estritamente estacionário se $\{x_{t_1}, x_{t_2}, \dots, x_{t_k}\} = \{x_{t_1+h}, x_{t_2+h}, \dots, x_{t_k+h}\}$, para todo h , onde k é um número inteiro positivo e arbitrário e $\{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ são k números inteiros positivos.

Ou seja, a distribuição conjunta nos intervalos de $\{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ é invariante no espaço de tempo, sendo raramente observada em dados reais.

De agora em diante, quando houver referência à estacionariedade está-se referindo à processos fracamente estacionários, ou seja, a média de X_t e a covariância de X_t e X_{t+h} são invariantes no tempo.

A introdução do conceito de estacionariedade é essencial ao estudo de séries temporais, pois esta é a suposição mais comumente feita em tais modelos. No entanto, muitas vezes, em estudos empíricos, as séries são não-estacionárias, não satisfazendo uma ou todas as condições de estacionariedade apresentadas na Definição 2. A violação desta hipótese básica para o estudo de séries temporais pode ser decorrente de causas como mudanças na estrutura da série, sazonalidade, períodos de volatilidade, entre outras. Em geral, toma-se diferenças da série original buscando torná-la estacionária.

A d -ésima diferença é dada pelo operador diferença, encontrado em (7).

$$(1 - B)^d = 1 - dB + \frac{d(d-1)}{2!} B^2 - \frac{d(d-1)(d-2)}{3!} B^3 + \dots \quad (7)$$

onde B é o operador retroativo, sendo $B^h x_t = x_{t-h}$.

Percebe-se que, se d inteiro, então a d -ésima diferença de x_t será dado por (8)

$$\Delta^d x_t = (1-B)^d x_t, \quad (8)$$

Considerando a primeira diferença, ou diferença de ordem 1 ($d=1$), de x_t , torna-se, assim, mais compreensível o processo de diferenciação inteira, descrito em (9):

$$\Delta_{x_t} = (1-B)x_t = x_t - x_{t-1}. \quad (9)$$

A segunda diferença de x_t é dado por (10)

$$\Delta_{x_t}^2 = (1-B)^2 x_t = (1-2B+B^2)x_t = x_t - 2x_{t-1} + x_{t-2}. \quad (10)$$

Em modelos mais tradicionais geralmente utiliza-se $d=1$ ou $d=2$, ou seja, de inteiro. No entanto, existem modelos que admitem que a ordem d do modelo receba valores reais entre -1 e 1 . Tais modelos são chamados de modelos de integração fracionária, ou modelos de memória longa.

Outro conceito bastante comum e importante é o conceito de ruído branco, dado a seguir:

Definição 4. Diz-se que $\{\varepsilon_t, t \in Z\}$ é um ruído branco discreto se as variáveis aleatórias ε_t são não correlacionadas, isto é, $Cov\{\varepsilon_t, \varepsilon_s\} = 0, t \neq s$.

Admitindo que ε_t seja um ruído branco, com média μ e variância σ^2 , denota-se $\varepsilon_t \sim RB(\mu, \sigma^2)$.

Se, ainda, todas as variáveis aleatórias do processo estocástico forem independentes e tiverem a mesma distribuição de probabilidade, tem-se, então uma seqüência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (*i.i.d.*). Obviamente, se as variáveis aleatórias ε_t são independentes, elas também serão não correlacionadas. Uma seqüência de v.a. *i.i.d.*, como definida acima, é chamada de um processo puramente aleatório.

2.2.2 Modelos ARIMA

A classe de modelos mais comumente utilizadas em análise de séries temporais é a dos modelos auto-regressivos integrados e de médias móveis, abreviadamente, ARIMA, ou ainda modelos Box-Jenkins. Estes são modelos estatísticos lineares propostos originalmente por Box & Jenkins (1970), sendo que a idéia básica é que a série temporal em estudo seja gerada por um processo estocástico, cuja natureza pode ser representada a partir de um modelo matemático.

A notação utilizada para designar modelos ARIMA é ARIMA (p,d,q) , em que p é o número de termos da parte auto-regressiva (AR); d , o número de diferenciações para a série torne-se estacionária e q , o número de termos da parte de médias móveis (MA). Em modelos ARIMA (p,d,q) os termos p , d , q são todos inteiros maiores ou iguais a zero.

O modelo ARIMA pode ser identificado em sua totalidade, ou parcialmente, tais como os modelos AR (p) , onde apenas a parte auto-regressiva é importante para modelar a série em estudo, ou modelos de MA (q) onde apenas as médias móveis são de interesse. Desta forma, surgem os modelos mistos compostos por parte auto-regressiva e de médias móveis, com ou sem diferenciação.

2.2.2.1 Modelo AR (p)

O modelo auto-regressivo é utilizado quando apenas as observações passadas são importantes para explicar a série em estudo. Um modelo AR (p) é obtido quando $d=q=0$ e é dado por (11).

$$x_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + a_t, \quad (11)$$

onde $\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_p$ são parâmetros reais e $a_t \sim RB(0, \sigma^2)$.

Escrevendo o modelo AR (p) na forma de operadores, tem-se a expressão (12).

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)x_t = \phi_0 + a_t. \quad (12)$$

2.2.2.2 Modelo MA (q)

Se $d=p=0$, tem-se um modelo de médias móveis de ordem q , MA (q) , dado por (13).

$$x_t = \phi_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (13)$$

onde $\phi_0, \theta_1, \dots, \theta_q$ são parâmetros reais e $a_t \sim RB(0, \sigma^2)$.

Percebe-se que o modelo MA (q) trata-se de uma combinação linear das q defasagens dos resíduos do modelo (a_t) , que por definição são ruídos brancos. Portanto, torna-se fácil observar que o modelo MA (q) é estacionário.

Em termos de operadores, o modelo MA (q) pode ser escrito tal como em (14).

$$(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)a_t = \theta(B)a_t = x_t - \phi_0. \quad (14)$$

Vale lembrar que os modelos AR e MA são facilmente identificáveis por meio das funções de autocorrelações e autocorrelações parciais, que apresentam características bem

definidas conforme mostram Morettin e Tolo (2004), assim como as características de estacionariedade e invertibilidade dos modelos.

2.2.2.3 Modelo ARMA (p, q)

Em alguns casos, por se fazer necessário a utilização de um grande número de parâmetros em modelos puramente AR ou MA, torna-se vantajoso misturar os componentes auto-regressivos com os componentes de médias móveis, gerando um modelo ARMA.

Considerando as condições de invertibilidade dos modelos AR e MA, o modelo ARMA (p, q) exige um número menor de termos e pode ser expresso por meio de (15).

$$x_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + a_t - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i}, \quad (15)$$

onde $\phi_0, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q$ são parâmetros reais e $a_t \sim RB(0, \sigma^2)$.

Em termos de operadores, pode-se escrever um modelo ARMA (p, q), tal como em (16).

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)x_t = \phi_0 + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)a_t. \quad (16)$$

Até o momento pode-se observar que os modelos apresentam uma característica muito importante que é a de estacionariedade. Isto garante que um parâmetro estimado no modelo seja representativo para toda a série, facilitando assim a generalização da mesma, o que possibilita a realização de previsão de forma mais acertiva.

2.2.2.4 Modelo ARIMA (p, d, q)

Na análise de séries temporais, procura-se sempre por um conjunto de observações que sejam estáveis ao longo do tempo, garantindo as propriedades de um processo estacionário. Mas, geralmente as realizações encontradas na natureza não apresentam esta característica de estacionariedade, sendo necessário, para tanto, a utilização de transformações para torná-la estacionária. O procedimento comumente utilizado é o processo de diferenciação. O ato de tomar diferenças na série denomina-se de integração, representado pela letra I do modelo. Logo o modelo ARMA passa ser denominado de modelo ARIMA.

Isto posto, um processo estocástico segue um modelo ARIMA (p, d, q) se $\Delta^d x_t$ seguir um modelo ARMA(p, q), ou seja, tem-se o modelo dado em (17).

$$\phi(B)\Delta^d x_t = \theta(B)a_t, \quad (17)$$

onde B é operador retroativo, ou operador de defasagens, d é inteiro positivo e $a_t \sim RB(0, \sigma^2)$.

Segundo Moretin e Toloi (2004), a construção e aplicação de modelos ARIMA segue um ciclo iterativo da metodologia Box-Jenkins, que é composto pelas três etapas:

- (i) Identificação
- (ii) Estimação
- (iii) Verificação

Neste trabalho não serão abordados com detalhes estes estágios. Maiores detalhes podem ser encontrados em Box, Jenkins e Reinsel (1994) e Morettin e Toloi (2004).

2.2.3 Modelos ARFIMA (p, d, q)

Os modelos ARFIMA são modelos responsáveis por capturar e modelar processos com longa dependência serial nos dados, onde esta longa dependência serial costuma-se chamar de memória longa.

O fenômeno de memória longa foi notado inicialmente por pesquisadores da área de hidrologia e climatologia na década de 50. Tais séries apresentam persistência nas auto-correlações amostrais, isto é, dependência significativa entre observações separadas por um longo intervalo de tempo.

Mais recentemente, na década de 80, economistas notaram evidências do fenômeno memória longa em dados econômicos e financeiros. Desde então, diversos pesquisadores ligados à área de séries temporais e econometria vem se dedicando a desenvolver modelos que capturam tal fenômeno. A longa dependência é observada não só na série temporal em nível, mas também pode estar presente na dependência serial da série quadrática, onde nestes casos tem-se processos heteroscedásticos condicionais de memória longa.

Segundo Morettin (2006), o processo ARMA, ou ARIMA para processos não-estacionários, são considerados processos de memória curta, pois a função de auto-correlação (FAC) decresce rapidamente para zero.

Um processo de memória longa é um processo estacionário em que a função de autocorrelação decresce hiperbolicamente para zero (MORETTIN, 2006). Formalmente, suponha que x_t tenha auto-correlação ρ_j , diz-se que x_t possui memória longa se:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=-n}^n |\rho_j| \text{ é não-finita.}$$

Ou seja, numa rápida análise gráfica da função de auto-correlação percebe-se a presença de memória longa quando as FAC's amostrais possuem um decaimento lento, mostrando claramente a persistência da série. Outra característica de séries com memória longa é que a FAC da série original parece ser não estacionária, onde a série diferenciada de ordem 1 pode parecer “super-diferenciada”, ou seja, os processos de memória longa situam-se entre processos $I(0)$ e $I(1)$, ocasionando um $I(d)$ com d fracionário.

Portanto, os modelos ARFIMA (p,d,q) são uma generalização dos modelos ARIMA (p, d, q) , ou seja, trata-se de um ARIMA com integração fracionária ($d \in \mathfrak{R}$), modelos estes propostos inicialmente por Granger e Joyeux (1980) e Hosking (1981).

Formalmente, diz-se que x_t é um processo auto-regressivo fracionário integrado de médias móveis, ou ARFIMA (p,d,q) com $d \in (-\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$, se $\{x_t\}$ for estacionário e satisfizer a equação (18).

$$\phi(B)(1-B)^d x_t = \theta(B)a_t, \quad (18)$$

onde $a_t \sim RB(0, \sigma_a^2)$ e $\phi(B)$ e $\theta(B)$ são polinômios em B de graus p e q , respectivamente, em que B é o operador retroativo.

Hosking (1981) demonstra que as condições de estacionariedade para o modelo ARFIMA (p,d,q) são $d < 0,5$ e todas as raízes de $\phi(B) = 0$ estiverem fora do círculo unitário. Já as condições de invertibilidade são $d > -0,5$ e todas as raízes de $\theta(B) = 0$ estiverem fora do círculo unitário.

Modelos ARFIMA, são capazes de descrever, simultaneamente, as dinâmicas de memória curta e longa de processos fracionários, onde o parâmetro d deve explicar a estrutura de correlação de ordens altas, enquanto que ϕ e θ explicam a estrutura de correlação de ordens baixas. Isto se deve ao fato de que o efeito do parâmetro d em observações distantes decai hiperbolicamente conforme a distância aumenta, enquanto os efeitos dos parâmetros ϕ e θ decaem exponencialmente.

2.2.3.1 Estimação de modelos ARFIMA

Nesta seção é apresentada a estimação de processos ARFIMA de acordo com Morettin (2006), porém, com menos detalhes. Uma abordagem mais criteriosa sobre estimação de processos com memória longa, inclusive com outros estimadores, pode ser encontrado em Morettin e Tolo (2006), Morettin (2006) e Zivot e Wang (2003).

Os parâmetros do modelo ARFIMA são aqui estimados utilizando-se o método da máxima verossimilhança. A função de verossimilhança de $X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ proveniente de um processo ARFIMA (p, d, q) pode ser expressa na forma evidenciada em (19).

$$L(\eta, \sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-T/2} (r_0 \dots r_{T-1})^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{j=1}^T (x_j - \hat{X}_j)^2 / r_{j-1}\right], \quad (19)$$

onde $\eta = (d, \phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q)$, \hat{X}_j , $j = 1, \dots, T$, são as previsões um passo a frente e $r_{j-1} = (\sigma_a^2)^{-1} E(X_j - \hat{X}_j)^2$.

Os estimadores de máxima verossimilhança dos parâmetros são dados por (20).

$$\hat{\sigma}_{MV}^2 = T^{-1} S(\hat{\eta}_{MV}), \quad (20)$$

onde

$$S(\eta_{MV}) = \sum_{j=1}^T (X_j - \hat{X}_j)^2 / r_{j-1}$$

e $\hat{\eta}_{MV}$ é o valor de η que minimiza

$$\ell(\eta) = \ln(S(\eta)) + T^{-1} \sum_{j=1}^T \ln r_{j-1}.$$

No processo de estimação aqui utilizado é considerado um valor inicial do parâmetro de diferenciação fracionário d estimado pelo procedimento GPH, proposto por Geweke e Porter-Hudak (1983), descrito na seção 2.3.2.

2.2.3.2 Previsão de Modelos ARFIMA

Considerando um processo ARFIMA estacionário e invertível, podemos reescrever o processo na forma de choques aleatórios, tal como encontra-se em (21).

$$x_t = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}, \quad (21)$$

e na forma invertida, considerando a parte auto-regressiva tem-se em (22) a expressão:

$$\sum_{j=0}^{\infty} \pi_j x_{t-j} = \theta_0 + a_t, \quad (22)$$

onde

$$\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j B^j = \theta(B)\phi^{-1}(B)(1-B)^{-d} \quad \text{e} \quad \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j B^j = \phi(B)\theta^{-1}(B)(1-B)^d.$$

Assim, com essas equações podem-se fazer previsões de valores futuros do processo x_t h passos à frente, levando-se em conta a expressão (23).

$$\hat{x}_t(h) = \mu + \psi_1(a_{t+h-1}) + \psi_2(a_{t+h-2}) + \dots + \psi_{h-1}(a_{t+h}) + \psi_h(a_t) + \dots + a_{t+h}, \quad (23)$$

e da forma invertida, apresenta-se a equação (24).

$$\hat{x}_t(h) = \theta_0 + \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j(x_{t+h-j}) + a_{t+h}. \quad (24)$$

2.2.4 Modelos Heteroscedásticos Condicionais

Nesta seção serão considerados modelos estatísticos para modelar a volatilidade de séries temporais, onde o termo volatilidade significa a variância condicional da série temporal. Os modelos apresentados na seção anterior não são adequados para estes casos, pois consideram que a variância se mantém constante ao longo do tempo.

Em termos práticos a volatilidade é uma das mais importantes ferramentas para quem atua na área de finanças, pois ela indica a direção do preço dos ativos financeiros e também a velocidade que ele vai se movimentar. De certo modo, a volatilidade é uma medida da velocidade do mercado e, mercados que se movem lentamente são mercados de baixa volatilidade e os que se movem rapidamente são mercados de alta volatilidade. O número representado pela volatilidade associado ao preço de uma mercadoria é a variação de preço referente a um desvio-padrão, expresso em porcentagem, ao fim de um período de tempo, isto é, a variação que determinado preço pode atingir na amplitude da variação de um desvio-padrão acima ou abaixo do preço médio, por exemplo (SEUDINHEIRO, 2008).

A estimação e conhecimento da volatilidade de ativos financeiros são de tamanha importância que o americano Robert Engle, juntamente com Clive W. J. Granger, recebeu da Real Academia de Ciências da Suécia o Prêmio Nobel de Economia 2003, por sua contribuição com métodos estatísticos de modelagem e previsão da volatilidade de séries financeiras, com base em Modelos Autoregressivos de Heteroscedasticidade Condicional (ARCH). O seu trabalho tem sido muito utilizado não só por acadêmicos e pesquisadores, mas também por analistas de mercados financeiros na gestão do risco de ativos financeiros e na gestão de carteiras.

Longe do objetivo de esgotar o assunto, nesta seção são apresentados os conceitos mais importantes de modelagem da volatilidade, assim como os modelos ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) e GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) utilizados nesta pesquisa. Uma vasta bibliografia sobre o assunto é encontrada em Morettin (2006), Hamilton (1994), Enders (1995), assim como os

artigos seminais dos modelos ARCH e GARCH, Engle (1982) e Bollerslev (1986, 1987, 1988), respectivamente. Recomenda-se também a leitura de Sáfadi e Andrade Filho (2007) que trata de tais modelos sob a ótica Bayesiana.

Considerando os dois primeiros momentos de uma série temporal (média e variância), os modelos lineares ARIMA e ARFIMA apresentados na seção anterior são responsáveis por modelar e prever a média condicional da série em estudo, assumindo que o resíduo a_t de tais modelos sejam ruído branco, com média zero e variância constante. No entanto, os modelos ARCH e GARCH ao invés de considerar a heteroscedasticidade dos resíduos um problema a ser corrigido, eles consideram como um fenômeno a ser modelado, ou melhor, como uma variância a ser modelada (SÁFADI; ANDRADE FILHO, 2007).

Segundo Sáfadi e Andrade Filho (2007), ainda que por meio de uma inspeção visual superficial, dados, principalmente financeiros, apresentem claramente períodos de maior risco (voláteis) que outros, no qual tais períodos não são distribuídos aleatoriamente no tempo, mas sim, há algum grau de dependência na seqüência de períodos mais ou menos voláteis. Os modelos da família ARCH-GARCH tratam da modelagem e previsão destes, entre outros, fenômenos temporais, fenômenos estes que são de grande interesse em macroeconomia e especialmente em finanças.

Como, nesta pesquisa, estar-se interessado em modelar a média condicional e a volatilidade da série em estudo, os modelos da classe ARCH-GARCH são aplicados aos resíduos a_t dos modelos lineares ARFIMA. Tais resíduos, por definição dos modelos ARFIMA, possuem média zero, portanto a volatilidade h_t , ou a variância condicional da série é dada por (25).

$$h_t = \sigma_t^2 = \text{Var}(a_t | \tau_{t-1}) = E[a_t^2 | \tau_{t-1}] - E^2[a_t | \tau_{t-1}] = E[a_t^2 | \tau_{t-1}], \quad (25)$$

ou seja, a variância condicional h_t será dada pela média condicional dos resíduos ao quadrado (a_t^2), quando estes apresentarem dependência serial.

Portanto, os modelos ARCH-GARCH são aplicados aos resíduos a_t do modelo ARFIMA da série dos preços das *commodities* em estudo, modelando a estrutura de correlação serial dos resíduos ao quadrado (a_t^2). No entanto, sem perda de generalidade, poder-se-ia aplicar os mesmos modelos, descritos nas seções que seguem, diretamente à dados de preços ou mais comumente aplicados em séries de retornos.

2.2.4.1 Modelos ARCH

Segundo Santos (2006) e Morettin (2006), os modelos auto-regressivos com heteroscedasticidade condicional - ARCH, foram introduzidos por Engle (1982). A idéia básica desses modelos é a de que os componentes da série a_t não sejam correlacionados serialmente, mas, são dependentes e essa dependência pode ser descrita por uma função quadrática de seus valores passados.

Considerando que a série a_t possua média zero, pode-se dizer que, de forma bastante simplista, a série a_t não está autocorrelacionada, mas, a sua série quadrática a_t^2 possui correlação serial. Portanto, em modelos heteroscedásticos condicionais estar-se interessados em modelar esta dependência serial quadrática e por este motivo são ditos modelos não-lineares. Especificamente, um modelo ARCH (r) é definido por meio da expressão(26).

$$\begin{aligned} a_t &= \sqrt{h_t} \varepsilon_t, \\ h_t &= \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \dots + \alpha_r a_{t-r}^2, \end{aligned} \quad (26)$$

onde $\varepsilon_t \sim i.i.d.(0,1)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $i > 0$.

Percebe-se que o modelo ARCH(r) é como se fosse um modelo AR(r) para h_t , que é igual a a_t^2 quando a média for igual a zero. No entanto, os coeficientes α_i devem satisfazer algumas condições de regularidade para garantir que a variância condicional seja finita e não negativa. Na prática, assume-se que ε_t tem distribuição normal ou t -Student padronizada.

Como a volatilidade h_t é a variância condicional σ_t^2 , tem-se que $a_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t \Rightarrow a_t = \sigma_t \varepsilon_t$.

A média condicional de a_t dado τ_{t-1} é expressada tal como em (27).

$$E(a_t | \tau_{t-1}) = E(\sigma_t \varepsilon_t | \tau_{t-1}) = E(\sigma_t | \tau_{t-1}) E(\varepsilon_t | \tau_{t-1}) = \sigma_t \cdot 0 = 0. \quad (27)$$

E a média incondicional de a_t é dada por meio da equação (28).

$$E(a_t) = E(E(a_t | \tau_{t-1})) = E(0) = 0. \quad (28)$$

A variância condicional de a_t dado τ_{t-1} é dada pela expressão (29).

$$Var(a_t | \tau_{t-1}) = E(a_t^2 | \tau_{t-1}) = E(\sigma_t^2 \varepsilon_t^2 | \tau_{t-1}) = E(\sigma_t^2 | \tau_{t-1}) E(\varepsilon_t^2 | \tau_{t-1}) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i a_{t-i}^2. \quad (29)$$

Com isso, a variância incondicional de a_t é calculada a partir de (30).

$$Var(a_t) = E(a_t^2) = E\{E(a_t^2 | \tau_{t-1})\} = E(\alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i a_{t-i}^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i E(a_{t-i}^2), \quad (30)$$

a qual, sob estacionariedade, se reduz à expressão (31).

$$Var(a_t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i E(a_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i Var(a_t) = \frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^r \alpha_i}; \quad (31)$$

conseqüentemente, $0 \leq \sum_{i=1}^r \alpha_i < 1$.

A função de autocovariância de a_t , para $h > 1$, é dada por (32).

$$\begin{aligned} \gamma_h &= Cov(a_t, a_{t+h}) = E(a_t a_{t+h}) = E[E(a_t a_{t+h} | \tau_{t+h-1})] \\ &= E\{a_t E(a_{t+h} | \tau_{t+h-1})\} = E[a_t E(\sigma_{t+h} \varepsilon_{t+h} | \tau_{t+h-1})] \\ &= E\{a_t E(\sigma_{t+h} | \tau_{t+h-1}) E(\varepsilon_{t+h} | \tau_{t+h-1})\} = E\{a_t \sigma_{t+h} E(\varepsilon_{t+h} | \tau_{t+h-1})\} = 0, \end{aligned} \quad (32)$$

pois ε_t possui média zero. Ou seja, a_t é uma seqüência de variáveis aleatórias não-correlacionadas com média zero e variância $Var(a_t)$.

Como já mencionado anteriormente, séries temporais com presença de heteroscedasticidade apresentam caudas mais pesadas, portanto, a curtose (K) é uma medida que pode nos auxiliar na identificação da presença de volatilidade. Esta medida é obtida pela razão entre o quarto momento de a_t ($E(a_t^4)$) e o quadrado de sua variância. Desenvolvendo algebricamente este quociente tem-se que a curtose de um modelo ARCH (1), por exemplo, será dada por meio de (33).

$$K(a_t) = \frac{3(1 - \alpha_1^2)}{(1 - 3\alpha_1^2)} > 3. \quad (33)$$

Portanto, ao admitir-se que a_t segue uma modelo ARCH, as caudas são mais pesadas do que a da distribuição normal que possui curtose igual a 3. Com isso, pode-se dizer que se há excesso de curtose, então há volatilidade.

Isto posto, segundo Santos (2006), uma maneira simples de construir um modelo ARCH consiste em três etapas:

- (i) Construir um modelo linear, por exemplo, um modelo ARIMA ou ARFIMA, para remover a correlação serial da série em nível, obtendo seus resíduos a fim de testar o efeito ARCH nesta série livre de dependência serial;
- (ii) Especificar e estimar o modelo ARCH aos resíduos do modelo do passo (i);
- (iii) Verificar a adequabilidade do modelo ARCH considerado.

Um modelo linear, ARIMA ou ARFIMA é escolhido, adotando-se certos critérios penalizadores, e dele deve-se obter os resíduos correspondentes. A série a_t^2 é então utilizada para verificar a heteroscedasticidade condicional, onde a_t é definida como a seqüência dos resíduos do modelo.

Para testar o efeito ARCH pode-se utilizar o teste de Hipóteses de Ljung-Box, que é abordado na seção 2.3.3. Ou ainda o teste ML, que é o teste de hipótese Multiplicador de Lagrange, proposto por Engle (1982), mas que não é abordado nesta pesquisa.

Estimação de modelos ARCH

Os estimadores dos parâmetros do modelo são obtidos pelo método da máxima verossimilhança condicional. A função de verossimilhança é dada por meio da expressão (34).

$$L(a_1, \dots, a_T | \boldsymbol{\alpha}) = f(a_T | \tau_{T-1}) f(a_{T-1} | \tau_{T-2}) \dots f(a_{r+1} | \tau_r) f(a_1, \dots, a_r | \boldsymbol{\alpha}). \quad (34)$$

E supondo normalidade dos ε_t podemos escrever

$$L(a_1, \dots, a_T | \boldsymbol{\alpha}) = \prod_{t=r+1}^T (\sigma_t \sqrt{2\pi})^{-1} \exp\left\{-\frac{x_t^2}{2\sigma_t^2}\right\} f(a_1, \dots, a_r | \boldsymbol{\alpha}). \quad (35)$$

Logo, tem-se que maximizar essa função de verossimilhança condicional, utilizando algum método numérico de otimização. Isto é feito por meio de programação não-linear, onde a volatilidade $\sigma_t^2 = h_t$ é obtida recursivamente.

Verificação

Para um modelo ARCH (r), tem-se a série de resíduos padronizados que é dado pela expressão (36).

$$\tilde{a}_t = \frac{a_t}{\sqrt{h_t}}. \quad (36)$$

Ou seja, a série de resíduos padronizados pode ser entendida como a série dos resíduos a_t do modelo linear ARIMA ou ARFIMA, no qual foi “retirada” a volatilidade, dividindo-se pelo desvio padrão condicional estimado pelo modelo ARCH. Portanto, a série \tilde{a}_t de resíduos padronizados são variáveis aleatórias *i.i.d.* com distribuição normal, ou *t*-Student, e não autocorrelacionadas em primeiro e segundo momentos.

Logo, para verificar se o modelo é adequado para modelar a volatilidade condicional, pode-se aplicar um teste de existência de dependência temporal significativa na série de resíduos padronizados, tal como o teste de Ljung-Box apresentado na seção 2.3.3. Além da

verificação de não dependência serial, pode-se verificar também a normalidade por meio de um gráfico QxQ Plot.

Se confirmada a não dependência serial, assim como o fato de que a distribuição de probabilidade dos resíduos padronizados segue uma distribuição normal ou t -Student, conclui-se que o modelo ARCH utilizado é um bom modelo para estimar a volatilidade da série.

Previsão de modelos ARCH

As previsões da volatilidade, utilizando-se o modelo ARCH (r), são obtidas recursivamente por meio da expressão (37).

$$\hat{h}_t(1) = \alpha_0 + \alpha_1 a_t^2 + \dots + \alpha_r a_{t-r+1}^2, \quad (37)$$

que é a previsão um passo à frente, fixada no instante t . As previsões k passos a frente, com origem em t , são dados por intermédio de (38).

$$\hat{h}_t(k) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i \hat{h}_t(k-i), \quad (38)$$

em que $\hat{h}_t(k-i) = a_{t+k-i}^2$, se $k-i \leq 0$.

Novamente, percebe-se que um modelo ARCH (r) nada mais é que um modelo AR (r) para série residual quadrática, possuindo apenas algumas restrições nos parâmetros, pois como se trata de um modelo para a variância condicional, esta não pode assumir valores negativos.

2.2.4.2 Modelos GARCH (s, r)

Assim como o modelo ARCH para a volatilidade corresponde-se ao modelo linear AR puro para a média, o modelo GARCH corresponde-se ao modelo ARMA. Ou seja, o modelo GARCH é uma generalização do modelo ARCH, buscando ser mais parcimonioso do que o modelo ARCH. Portanto, do mesmo modo que um modelo ARMA pode descrever um modelo AR ou MA puros com um número menor de parâmetros, o modelo GARCH pode descrever a volatilidade com menos parâmetros do que um modelo ARCH.

Um modelo GARCH (s, r), introduzido por Bollorslev (1986, 1987, 1988), é definido pela expressão (39).

$$\begin{aligned} a_t &= \sqrt{h_t} \varepsilon_t \\ h_t &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j h_{t-j}, \end{aligned} \quad (39)$$

em que $\varepsilon_t \sim i.i.d.(0,1)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, $\sum_{i=1}^q (\alpha_i + \beta_i) < 1$, $q = \max(s, r)$.

Os resultados da análise das autocovariâncias, curtose, média condicional e incondicional, variância condicional e incondicional são similares aos modelos ARCH. E ainda, para os modelos GARCH, os processos de estimação, identificação e verificação também são similares aos dos modelos ARCH.

2.2.5 Modelos Compostos – Para média e volatilidade

Como visto anteriormente, para modelos da família ARCH se faz necessário que a série de interesse, a ser modelada a volatilidade, seja não-autocorrelacionada. Portanto, quando a série em estudo possuir correlação serial significativa, deve-se aplicar modelos lineares do tipo ARIMA ou ARFIMA para retirar esta correlação e então trabalhar com a série residual.

No entanto, deve-se atentar para o processo gerador da série em nível, para que seja retirada de forma eficaz a dependência serial da mesma, garantindo, deste modo, todas as propriedades dos modelos heteroscedásticos condicionais já descritas.

Quando o processo gerador da série original é um modelo ARIMA e o resíduo deste contiver volatilidade, seguindo um modelo GARCH, o mesmo é denominado de processo ARIMA-GARCH. Considerando este modelo, pode-se tomar todos os casos particulares como, por exemplo, AR-GARCH, ARIMA-ARCH e todas as outras combinações dos dois modelos.

De mesmo modo, se a série original possuir memória longa seguindo um modelo ARFIMA e seus resíduos forem heteroscedásticos condicionais, seguindo um processo GARCH, modela-se esta série por meio de um modelo ARFIMA-GARCH.

Nos dados desta pesquisa, tem-se este último caso, portanto, na seção imediatamente a seguir descreve-se o modelo composto ARFIMA-GARCH.

2.2.5.1 Modelo ARFIMA(p,d,q)-GARCH(s,r)

Considerando os modelos ARFIMA e GARCH descritos nas seções anteriores, um modelo ARFIMA-GARCH é um modelo GARCH para a volatilidade com modelagem ARFIMA para a média condicional. Um processo ARFIMA (p,d,q)-GARCH (s,r) é dado por (40).

$$\begin{aligned}
\phi(B)(1-B)^d x_t &= \theta(B)a_t, \\
a_t &= \sqrt{h_t} \varepsilon_t, \\
h_t &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j h_{t-j},
\end{aligned} \tag{40}$$

em que $a_t \sim RB(0, \sigma_a^2)$, $\varepsilon_t \sim i.i.d.(0, 1)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, $\sum_{i=1}^q (\alpha_i + \beta_i) < 1$, $q = \max(s, r)$,

$\phi(B)$ e $\theta(B)$ são polinômios em B de graus p e q , respectivamente, em que B é o operador retroativo.

Existem estudos recentes que apontam para a estimação conjunta dos parâmetros do modelo ARFIMA-GARCH, no entanto, nesta pesquisa serão modelados separadamente. Primeiramente é modelada a média condicional por meio dos processos ARFIMA e, posteriormente, aplicado um modelo GARCH aos resíduos do modelo anterior, modelando assim os dois primeiros momentos da série de preços das *commodities*.

2.3 Testes de Diagnósticos

No processo de modelagem em séries temporais tem-se diversos pressupostos, já mencionados nas seções anteriores, que devem ser satisfeitos e, portanto, testados. Nesta seção são apresentados os testes utilizados na presente pesquisa para a verificação de estacionariedade das séries, teste para diferenciação fracionária, teste para autocorrelação e a estatística U-Theil para avaliação da qualidade das previsões.

Na seção 2.3.1 são apresentados os testes PP (PHILIPS; PERRON, 1988) e KPSS (KWIATKOWSKI et al., 1992), assim como a proposta de seus usos conjuntos para verificar a presença de memória longa em séries temporais. Na seção 2.3.2 é apresentado o Procedimento GPH (GEWEKE; PORTER-HUDAK, 1983) para estimação e teste de significância para o parâmetro de integração fracionária d , seguido na seção seguinte 2.3.3, pelo teste de Ljung-Box, muito utilizado nesta pesquisa para validação e identificação dos modelos aplicados e, por fim, na seção 2.3.4 encontra-se descrita a estatística U-Theil.

2.3.1 Testes de Raiz Unitária

Os testes de raiz unitária são utilizados para verificar a estacionariedade da série. Como os modelos de séries temporais aqui propostos pressupõem tal comportamento, tais testes são aplicados antes da modelagem, com o intuito de garantir estatisticamente os pressupostos de estacionariedade dos modelos.

Considerando $\varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, \sigma^2)$, e os componentes determinísticos μ e t que representam a média e a tendência, respectivamente, uma série temporal pode ser definida de acordo com os três processos geradores distintos, tais como descritos em (41), (42) e (43).

$$x_t = \varepsilon_t, \quad (41)$$

$$x_t = \mu + \varepsilon_t, \quad (42)$$

$$x_t = \mu + \beta t + \varepsilon_t. \quad (43)$$

Entretanto, a literatura relacionada aos testes de raiz unitária propõe uma modificação nestes processos, desta forma, as expressões (41), (42) e (43) podem ser alteradas, tais como evidenciadas em (44), (45) e (46), respectivamente.

$$x_t = \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (44)$$

$$x_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (45)$$

$$x_t = \mu + \beta t + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t. \quad (46)$$

Assim, a série também pode depender de seus valores passados. Por motivos de simplificação algébrica, considere o primeiro processo gerador, sem média e sem tendência, tal como descrito em (44), com isso tem-se:

$$\begin{aligned} x_t = \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t &\Rightarrow x_t - \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} = \varepsilon_t \Rightarrow x_t - \phi_1 x_{t-1} - \phi_2 x_{t-2} - \dots - \phi_p x_{t-p} = \varepsilon_t \Rightarrow \\ (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) x_t &= \varepsilon_t \Rightarrow \phi(B) x_t = \varepsilon_t. \end{aligned} \quad (47)$$

Se o polinômio auto-regressivo $\phi(B)$ tiver uma raiz unitária, então $\phi(1) = 0$, ou seja, $1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p = 0$. Em suma, um teste de raiz unitária consiste em testar se o polinômio auto-regressivo possui raiz unitária ou não, pois quando sendo significativamente igual a um diz-se que a série possui raiz unitária, necessitando ser diferenciada para que se torne estacionária.

Nesta seção são apresentados rapidamente os testes PP e KPSS, propostos por Philips e Perron (1988) e Kwiatkowski et al. (1992), respectivamente. O teste PP baseia-se em uma abordagem semi-paramétrica a partir do princípio da invariância e dos funcionais movimentos *brownianos*, considerando que os termos de perturbação estocástica são serialmente correlacionados. Assim como a maioria dos testes para estacionariedade, o procedimento PP possui como hipótese nula a existência de uma raiz unitária. Ou seja, as hipóteses para o teste PP são descritas a seguir:

H_0 : A série possui raiz unitária ($|\alpha| = 1$);

H_1 : A série não possui raiz unitária ($|\alpha| < 1$).

No entanto, observe que testes de raiz unitária clássicos, tal como o procedimento PP, tendem a tomar a hipótese nula de raiz unitária como verdadeira.

Já o teste KPSS, possui como hipótese nula a inexistência de raiz unitária. Com isso, as hipóteses do teste KPSS são vistas como:

H_0 : A série é estacionária;

H_1 : A série não é estacionária.

Percebe-se que a hipótese nula dos testes PP e KPSS são invertidas. Do ponto de vista de estudo *bayesianos* são tratadas a assimetria com que as hipóteses nulas e alternativas são abordadas (SIMS, 1988). Logo, espera-se que a utilização conjunta destes testes possibilite uma determinação mais precisa da ordem de integração da série. De acordo com Baillie et al. (1996), a conjugação destes testes pode gerar quatro resultados:

- (i) a rejeição da hipótese nula do PP e a não rejeição da hipótese nula do KPSS, indicando uma forte evidência de um processo estacionário;
- (ii) a não rejeição da hipótese nula no teste PP e a rejeição da hipótese nula do KPSS, indicando que a série possui uma raiz unitária;
- (iii) a não rejeição das hipóteses nulas em ambos os testes, o que gera uma indeterminação sobre o processo gerador dos dados, sendo necessário outro procedimento para decidir pela estacionariedade ou não;
- (iv) a rejeição das hipóteses nulas em ambos os testes, sugere que tanto o processo gerador $I(0)$ quanto $I(1)$ podem descrever o comportamento da série, indicando uma provável integração fracionária.

2.3.2 Procedimento GPH

O procedimento GPH, proposto por Geweke e Porter-Hudak (1983), é um método de estimação para o parâmetro d de memória longa, ou seja, estima um d fracionário. O parâmetro d estimado pelo procedimento GPH, é testado sob a hipótese nula:

$H_0 : d = 0$, isto é, o processo não possui memória longa.

Rejeitando-se a hipótese nula a um nível de significância desejado, conclui-se que a série possui memória longa, e então é razoável que se utilize um modelo ARFIMA para a modelagem.

Este método de estimação do parâmetro de longa memória se baseia na equação que exhibe relação entre os espectros de x_t e de u_t em um processo integrado fracionário dado por meio da expressão algébrica (48).

$$(1 - B)^d (x_t - \mu) = u_t. \quad (48)$$

Para maiores informações a respeito do processo de estimação e estatística de teste sobre esse assunto, sugere-se como referências: Morettin (2006) e o artigo original de Geweke e Porter-Hudak (1983).

2.3.3 Teste de Box-Pierce-Ljung

Box e Pierce (1970) sugeriram um teste de hipótese para as autocorrelações dos resíduos estimados, que, apesar de não detectar quebras específicas no comportamento de ruído branco, pode indicar se esses valores são muito grandes em valores absolutos. Esses autores formulam um teste global envolvendo as m primeiras funções de autocorrelação dos resíduos $\rho_{\hat{a}}$, na qual deseja-se testar a seguinte hipótese nula

$$H_0 : \rho_{\hat{a},1} = \rho_{\hat{a},2} = \dots = \rho_{\hat{a},m} = 0$$

Admitindo que o modelo estimado seja do tipo AR (p), Box e Pierce (1970) mostraram que, sob hipótese H_0 , a estatística de teste pode ser expressa tal como encontra-se em (49).

$$Q_{BP} = T \sum_{k=1}^m \hat{\rho}_{\hat{a},k}^2, \quad (49)$$

tem distribuição assintótica χ^2 com $m-p$ graus de liberdade. Propriedade esta que permite concluir pela má qualidade do ajuste quando o valor observado para Q_{BP} exceder o valor

crítico associado ao nível de significância abordado. Portanto, a rejeição da hipótese nula sugere que o modelo estimado não é apropriado para descrever a série temporal em questão, indicando uma estrutura de correlação serial significativa nos resíduos a_t .

Uma modificação deste teste foi proposta por Ljung e Box (1978), baseado na estatística designada por (50).

$$Q_{LB} = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_{a,k}^2}{T-K}, \quad (50)$$

que também converge, porém, mais rapidamente, para uma distribuição χ^2 com $m-p$ graus de liberdade. Onde, também tem-se a hipótese nula de ruído branco rejeitada para valores grandes de Q_{LB} .

Este teste de hipóteses torna-se importante na identificação e validação dos modelos utilizados nesta pesquisa. O teste de Ljung-Box é aplicado em três momentos. Primeiro, aplica-se o teste aos resíduos a_t do modelo ARFIMA para a média condicional, onde pretende-se verificar que tais resíduos são não autocorrelacionados. Em um segundo momento, aplica-se o teste à série quadrática a_t^2 de tais resíduos, pois ao apresentar correlação serial significativa esta série possui variância condicional, necessitando a modelagem por meio de um modelo GARCH. A última aplicação do teste de Ljung-Box se dá nos resíduos padronizados \tilde{a}_t do modelo GARCH e na série quadrática \tilde{a}_t^2 destes resíduos, onde se pretende verificar a não rejeição da hipótese nula nos dois casos, indicando que a série residual \tilde{a}_t é puramente aleatória, sem dependência serial na média e na variância.

2.3.4 Estatística U-Theil

Como forma de avaliar se as previsões dadas por meio dos modelos ARFIMA são satisfatórias, utiliza-se a estatística U-Theil. A estatística U-Theil é um índice que mede o quanto os resultados estão melhores que uma previsão ingênua ou trivial. Segundo Amorim Júnior et al. (2004), a previsão ingênua afirma que a melhor estimativa de um valor para amanhã é o valor de hoje. Através deste coeficiente pode-se analisar a qualidade de uma previsão da seguinte forma:

- quando $U = 1$, o erro do modelo é maior que o erro ingênuo, ou seja, as previsões do modelo não são melhores que uma previsão ingênua;

- quando $U < 1$, o erro do modelo é menor que o erro ingênuo, ou seja, o modelo é aceitável, pois as previsões do modelo são melhores que uma previsão ingênua.

O cálculo da estatística U-Theil é dado da forma exposta em (51).

$$U = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - x_{i-1})^2}}, \quad (51)$$

onde:

N é o número de observações amostrais;

x_i é o valor da variável em estudo no instante i ;

x_{i-1} é o valor da variável em estudo no instante $i-1$;

\hat{x}_i é o valor estimado pelo modelo para o instante i .

A estatística U-Theil é utilizada nesta pesquisa para verificar a qualidade das previsões do preço da soja e do milho em nível, encontradas por meio dos modelos ARFIMA.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo é apresentada a abordagem metodológica utilizada para modelar e prever o preço das *commodities* agrícolas, assim como a volatilidade de tais séries.

Este trabalho, de acordo com Gil (2006), caracteriza-se como uma pesquisa aplicada, uma vez que integra pesquisa bibliográfica e estudo de caso, desenvolvida de forma a quantificar as informações obtidas, caracterizando-se também como uma abordagem quantitativa. Quanto aos objetivos, classifica-se como descritiva, pois se conhece a direção de causalidade, utilizando-se testes de hipóteses. Entende-se o processo como um método científico indutivo, pois trata-se de um estudo teórico aplicado a uma determinada situação, em que generalizações poderão ser frutos de constatações particulares da realidade, gerando possíveis hipóteses à estudos futuros.

3.1 Banco de dados

Os dados em análise referem-se ao preço médio mensal em reais da saca de 60 Kg da soja e do milho, no período de janeiro de 1995 a maio de 2007, totalizando 149 observações. Os referidos dados foram fornecidos pela Emater/RS-ASCAR.

A escolha dessas duas culturas deve-se ao fato de serem as duas principais culturas em termos de quantidade produzida no Rio Grande do Sul dentro do período analisado. Segundo Marchezan (2007), no período de 1995 a 2006 o milho teve uma média anual de 203.354.148 toneladas de grãos produzidos e a soja obteve uma média anual de 174.086.546 toneladas.

3.2 Passos Metodológicos

Os passos metodológicos para o cumprimento dos objetivos perfazem oito etapas, seguindo passos sistematizados de acordo com a seguinte heurística:

- P1) Análise gráfica e descritiva das variáveis em nível e testes de estacionariedade;
- P2) Estimação e teste o parâmetro d de integração de cada série;
- P3) Estimação de diversos modelos ARFIMA concorrentes e escolha do melhor modelo mediante o critério de AIC;

- P4) Traçar resultados gráficos da estimação pelo melhor modelo ARFIMA encontrado, assim como as previsões 12 passos à frente;
- P5) Análise descritiva dos resíduos do modelo ARFIMA e testes de heteroscedasticidade condicional;
- P6) Estimação do melhor modelo GARCH para a volatilidade das séries e testes dos resíduos padronizados;
- P7) Resultados gráficos da estimação da volatilidade assim como as previsões da mesma;
- P8) Expor o modelo ARFIMA-GARCH de forma conjunta.

3.3 Aspectos computacionais

Para o cumprimento de todos os passos metodológicos se faz necessário a utilização de *softwares* computacionais. No decorrer da pesquisa foram utilizados quatro diferentes *softwares* para testes, análises, estimação e modelagem dos dados.

Para os testes de raiz unitária utilizou-se o *software* econométrico Eviews 6.0. Alguns gráficos e análise das FAC e FACP foram feitos utilizando-se o *software* Statistica 7.0. O *software* livre R, com pacotes específicos para séries temporais, foi utilizado para alguns testes de hipóteses, como teste de Ljung-Box, e modelagem comparativas dos modelos ARFIMA-GARCH. Já a modelagem final dos modelos ARFIMA-GARCH foi desenvolvida no *software* PcGive 10.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Seguindo os oito passos metodológicos descritos na seção 3.2 e lançando mão dos *softwares* mencionados na seção 3.3, neste capítulo são apresentados os resultados da pesquisa.

4.1 Análise do preço da soja

P1) Análise gráfica, análise descritiva e teste de estacionariedade

Com o intuito de conhecer o comportamento do preço da soja no decorrer do período analisado, na Tabela 1 apresentam-se algumas estatísticas descritivas da série de preços da soja, assim como evidencia-se na Figura 1 o gráfico temporal da mesma.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas da série do preço da soja

Estatística	Série da soja em nível
Média	22,470
Mediana	19,190
Desvio padrão	9,782
Coefficiente de Variação	43,535
Mínimo	7,750
Máximo	50,040

Pela análise descritiva, percebe-se que os dados possuem uma certa assimetria, já que a mediana mostra-se menor que a média. A média de preços no decorrer do período é R\$ 22,47, porém, é uma média pouco representativa, uma vez que a variabilidade do preço da soja é grande, possuindo um coeficiente de variação igual a 43,53. Observa-se que o valor mínimo é R\$ 7,75 e o valor máximo é R\$ 50,04. Isto torna perceptível a grande amplitude de variabilidade do preço da soja no decorrer do período, que foi igual a R\$ 42,29.

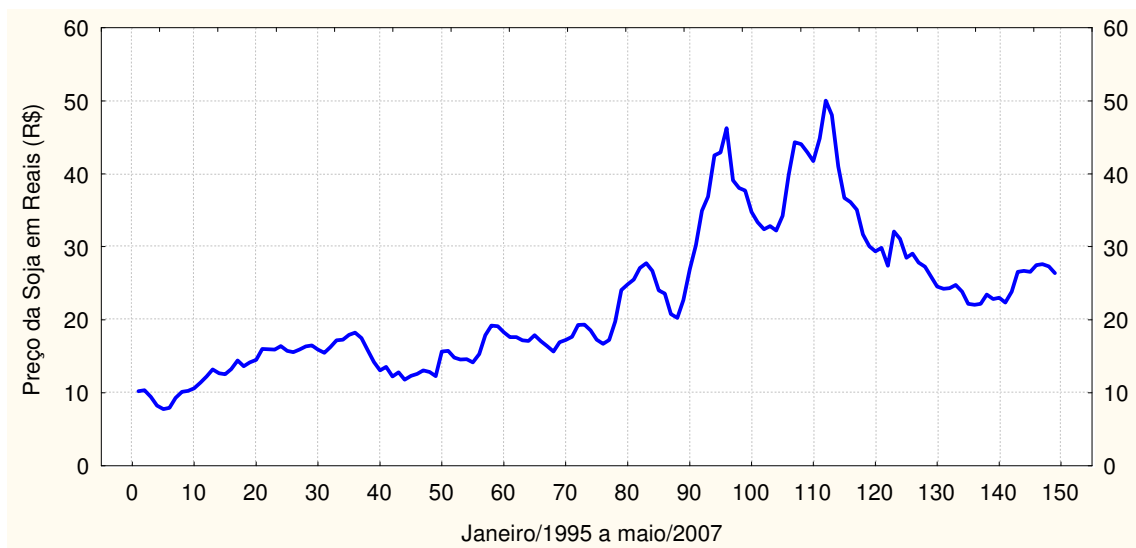


Figura 1 – Série do preço da soja no período analisado

Pela simples inspeção visual da Figura 1, a série parece ter um comportamento não estacionário em relação a média, apresentando uma tendência crescente até o período 92, onde visualmente percebe-se um período de maior variabilidade. A partir do instante 120, a série parece retornar ao patamar que vinha desenvolvendo antes de período 92.

Uma análise importante a ser feita na identificação da estacionariedade é a análise da FAC da série de dados. A FAC da série de preços da soja encontra-se na Figura 2.

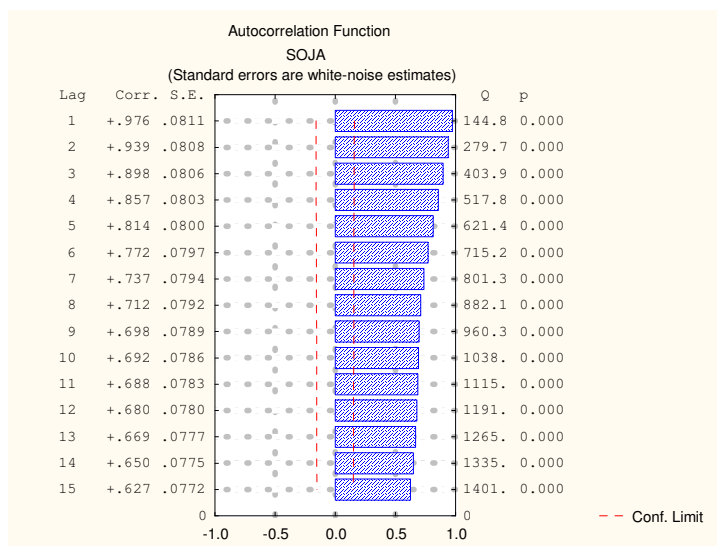


Figura 2 – FAC do preço da soja

A FAC amostral apresenta um decaimento muito lento, indicando a presença de longa dependência serial, mostrando claramente a persistência nos dados. Talvez em uma análise menos criteriosa, baseada somente na análise visual da FAC amostral, identificaria esta série como sendo não estacionária.

Para testar estatisticamente a presença, ou não, de estacionariedade da série, aplicam-se os testes de hipóteses PP e KPSS conjuntamente, com a finalidade de obter um critério mais robusto na identificação do processo gerador das séries. Como já fora mencionado, pela análise gráfica da série percebe-se que é razoável considerar a presença de tendência e de uma constante para o processo gerador do teste de raiz unitária. Tais testes estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Testes de raiz unitária para a série do preço da soja

	PP Estatística de teste	Valor crítico PP (5%)	KPSS Estatística de teste	Valor crítico KPSS (5%)
Soja	-2,000	-3,440	0,131	0,146

Analisando-se os resultados dos testes de raiz unitária, percebe-se que o teste PP não rejeita a hipótese nula de presença de raiz unitária ao nível de 5% de significância, assim como, o teste KPSS não rejeita a hipótese nula de estacionariedade. Segundo Baillie et al. (1996), este resultado, da utilização conjunta dos testes, indica uma indeterminação, nada indicando à respeito do processo gerador da série.

P2) Estimação e teste do parâmetro d de integração fracionária

Como na análise conjunta dos testes de raiz unitária percebeu-se uma indeterminação e a análise da FAC sugere a presença de memória longa, opta-se por utilizar o procedimento GPH para estimar e testar o parâmetro de integração fracionária para ambas as séries. Os resultados do teste encontram-se na Tabela 3.

Tabela 3 – Teste de memória longa (procedimento GPH)

	d estimado	t-valor	t-prob
Soja	0,498	297	0,000

O procedimento GPH apresentado na Tabela 3 indica a presença de memória longa, uma vez que rejeita-se a hipótese nula do teste de memória longa. Este resultado mostra que

um modelo com integração fracionária (ARFIMA) deve ser utilizado na modelagem do preço da soja.

P3) Estimação de modelos concorrentes e escolha do melhor modelo

Na busca de encontrar o melhor modelo, que represente corretamente o processo gerador de cada série, estimaram-se diversos modelos concorrentes e escolheu-se o modelo que obteve um melhor Critério de Informação de Akaike (AIC)⁴. O AIC é uma medida de qualidade do ajuste que pondera o critério penalizador considerando o número de parâmetros do modelo, ou seja, ele leva em consideração o princípio da parcimônia.

Os modelos ARFIMA concorrentes para o preço da soja encontram-se na Tabela 4.

Tabela 4 – Modelos ARFIMA (p,d,q) concorrentes para o preço da soja

Modelos	Parâmetros estimados	Significância dos parâmetros	AIC	Log-verossimilhança
ARFIMA(1,d,0)	$d = 0,479$ $\phi_1 = 0,812$	0,000 0,000	4,045	-298,339
ARFIMA(1,d,0) com constante	$d = 0,420$ const = 21,194 $\phi_1 = 0,843$	0,000 0,062 0,000	4,048	-297,570
ARFIMA(0,d,1)	$d = 0,498$ $\theta_1 = 0,625$	0,000 0,000	4,464	-329,605
ARFIMA(2,d,1)	$d = 0,479$ $\phi_2 = 0,661$ $\theta_1 = 0,804$	0,000 0,000 0,000	4,058	-298,321

Utilizando-se o Critério de Informação de Akaike, o melhor modelo ajustado para o preço da soja é denotado por meio de (52).

$$(1-B)^{0,479}(1-0,812B)x_t = a_t, \quad (52)$$

que pode ser visto como um modelo auto-regressivo de primeira ordem de um ruído branco fracionário. Confirma-se que x_t é estacionário e invertível, pois $|d| = 0,479 < 0,5$ e $|\phi| = 0,812 < 1$.

P4) Resultados gráficos e previsão dos modelos ARFIMA

A série do preço da soja, juntamente com o modelo ARFIMA ajustado, encontra-se evidenciado graficamente na Figura 3.

⁴ Para maiores informações sobre critérios de informação ou penalizadores consulte Akaike (1973, 1974, 1977), Rissanen (1978) e Schwarz (1978).

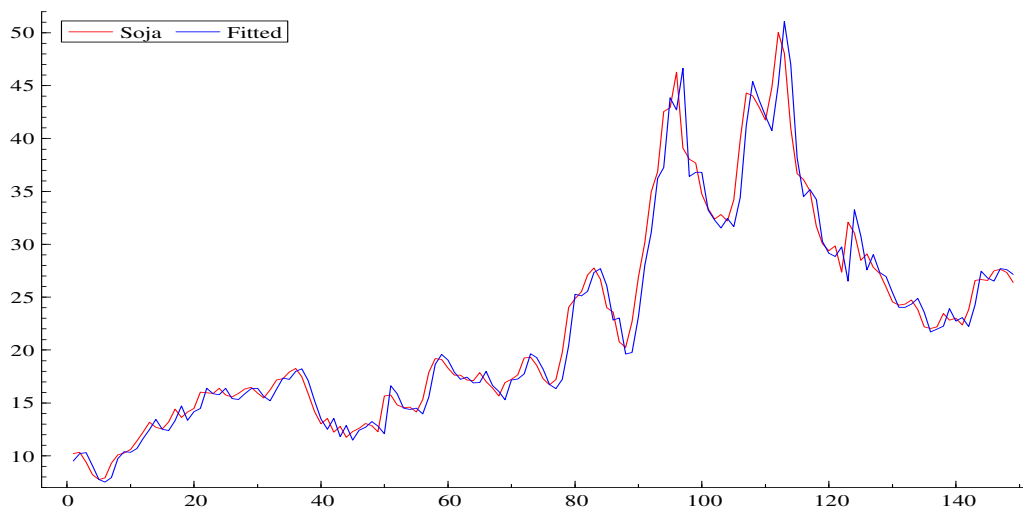


Figura 3 – Valores reais e ajustados do preço da soja

Pela análise gráfica do modelo ajustado, pode-se perceber o bom ajuste do modelo, mostrando-se potencialmente bom para realizar previsões.

As previsões, 12 passos à frente para o preço da soja, utilizando-se o modelo ARFIMA (1, d, 0), estão expostas graficamente na Figura 4 e em valores na Tabela 5.

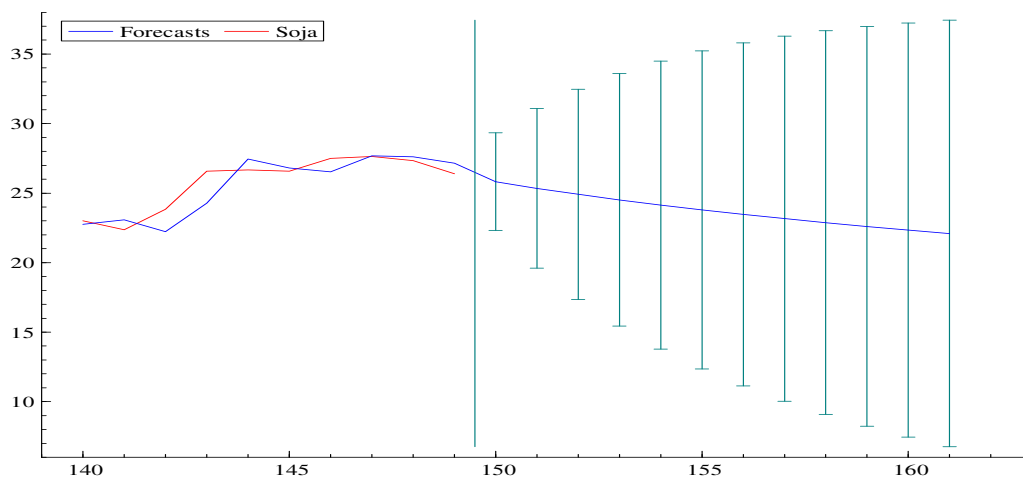


Figura 4 – Previsões para o preço da soja

Juntamente com o resultado gráfico da previsão encontram-se os intervalos de confiança. Percebe-se que à medida que as previsões distanciam-se do intervalo amostral os intervalos de confiança vão aumentando, diminuindo a qualidade e a confiança dos resultados,

ocorrendo que, modelos econométricos, em geral, obtêm melhores resultados em previsões de curto prazo.

Tabela 5 – Valores previstos do preço da soja utilizando-se o modelo ARFIMA (1,d,0)

Previsão do Preço da soja		
Horizonte	Previsão	Erro Padrão
Jun/07	25,823	1,756
Jul/07	25,344	2,867
Ago/07	24,911	3,780
Set/07	24,512	4,539
Out/07	24,141	5,176
Nov/07	23,794	5,714
Dez/07	23,469	6,171
Jan/08	23,163	6,562
Fev/08	22,875	6,898
Mar/08	22,603	7,189
Abr/08	22,346	7,443
Mai/08	22,103	7,665
U-Theil = 0,8967		

Percebe-se uma tendência decrescente nos preços da soja para os próximos meses. No entanto, cabe destacar o grande erro padrão para as previsões com horizonte muito grande, indicando que a confiabilidade das previsões vão diminuindo à medida que as previsões se afastam do instante atual.

Observado-se a estatística U-Theil percebe-se que o modelo é aceitável, já que a estatística U é menor que um, indicando ser capaz de traçar previsões mais precisas que previsões ingênuas.

P5) Análise descritiva e testes de heteroscedasticidade condicional dos resíduos do modelo ARFIMA

A Figura 5 ilustra o comportamento temporal dos resíduos a_t do modelo ARFIMA(1,d,0) para o preço da soja.

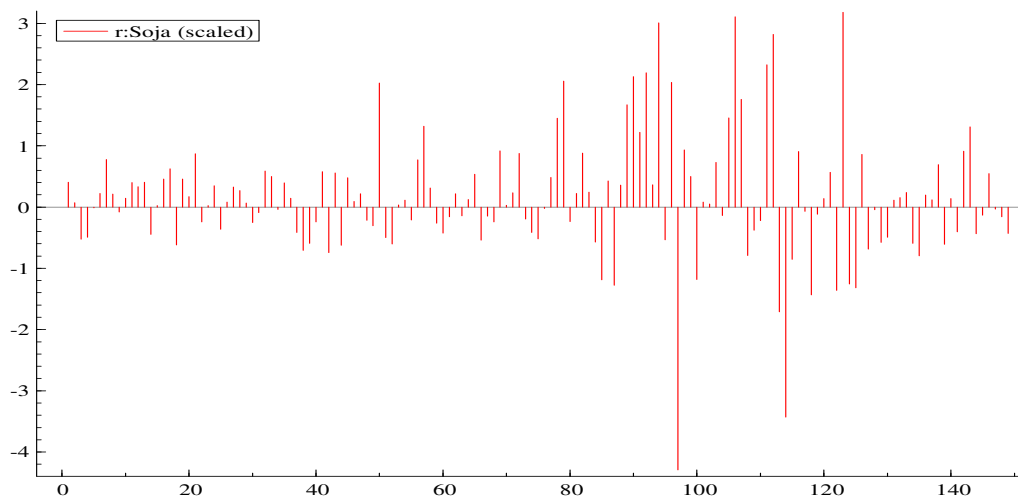


Figura 5 – Série residual a_t do modelo ajustado para a média condicional da soja

Com o intuito de verificar a presença de heteroscedasticidade condicional na série residual a_t , reporta-se na Tabela 6 algumas estatísticas descritivas básicas para a série dos resíduos. Nesta tabela, verifica-se que o coeficiente de curtose amostral da série é leptocúrtica em relação à distribuição normal, o que, juntamente com a inspeção visual da Figura 5, revela que ambas as séries exibem sinais de heteroscedasticidade e de agrupamentos de volatilidade, ou seja, identifica-se a clara não homogeneidade na variância no decorrer do tempo.

Tabela 6 – Estatísticas descritivas da série residual do modelo da soja

Estatísticas	Série a_t da soja
Média	0,229889
Assimetria	-0,04161
Curtose	5,20213
Desvio Padrão incondicional	1,743981

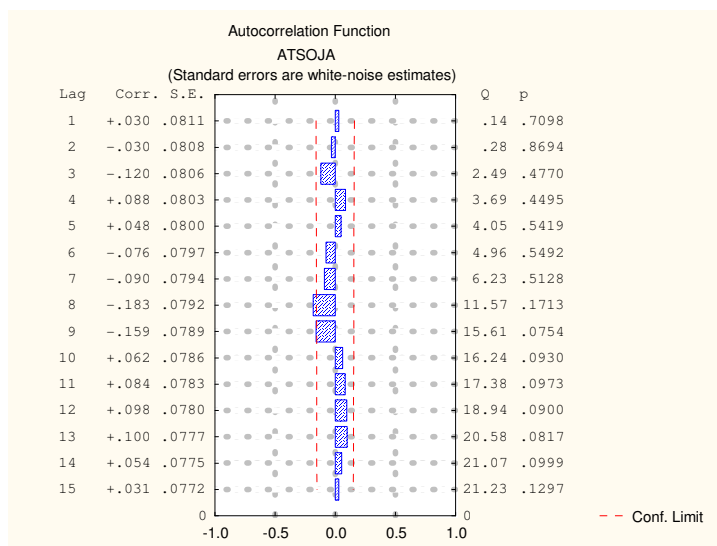
A fim de confirmar as evidências de que os resíduos a_t possuem um padrão ARCH, efetuou-se o teste de Ljung-Box nos resíduos ao quadrado a_t^2 do modelo ARFIMA ajustado para a média condicional do preço da soja. Também se aplica o teste de Ljung-Box à série de resíduos a_t , buscando-se verificar a não existência de correlação serial nas séries a_t . Os testes apresentam-se na Tabela 7.

Tabela 7 - Teste de Ljung-Box na série residual a_t e a_t^2 da soja

Teste de Ljung-Box		
Série	Estatística de teste (χ^2)	Significância (p-valor)
a_t do modelo da Soja	0,138	0,710
a_t^2 do modelo da Soja	7,738	0,005

Os resultados do teste de Ljung-Box da Tabela 7 mostram que não rejeita-se a hipótese nula de ruído branco na série residual a_t do modelo ARFIMA da soja, mostrando que o modelo ARFIMA proposto para modelar a média condicional é capaz de retirar a autocorrelação da série. Os resultados da Tabela 7 também fornecem fortes evidências contra a hipótese nula de ruído branco para a série quadrática a_t^2 . Estes resultados justificam a utilização de um modelo heteroscedástico condicional para modelar a volatilidade, já que identificam um padrão de dependência serial para a variância, ou seja, indica a presença de volatilidade.

A não autocorrelação da série a_t pode ser vista na FAC residual apresentada na Figura 6, assim como a correlação serial significativa na FAC da série a_t^2 na Figura 7.

Figura 6 – FAC da série dos resíduos a_t do modelo ARFIMA

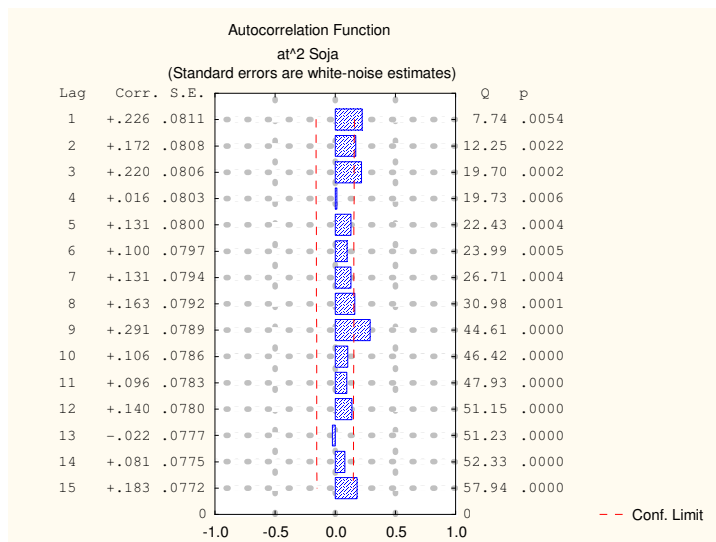


Figura 7 - FAC da série dos resíduos ao quadrado a_t^2 do modelo ARFIMA

Isto posto, justifica-se a utilização do modelo GARCH com intuito de modelar a volatilidade da série de preços da soja.

P6) Estimação do melhor modelo GARCH para a volatilidade e teste dos resíduos padronizados

O modelo GARCH estimado para a volatilidade do preço da soja encontra-se na Tabela 8.

Tabela 8 - Resultados do ajuste GARCH(s, r) para a volatilidade da soja

Modelo GARCH(s, r) para volatilidade da soja				
	Coefficiente	Erro padrão	t-valor	t-prob
α_0	1,31666	0,2269	3,67	0,000
α_1	0,719993	0,2100	2,96	0,004
log-likelihood = -274,470643 AIC = 3,71101534				
média (h_t) = 3,54889 var(h_t) = 28,7505				
média = 0,229889 variância = 3,02106				
alpha(1)+beta(1) = 0,719993 alpha_i+beta_i >= 0 alpha(1)+beta(1) < 1				

O modelo para a volatilidade da soja é um GARCH (0, 1). O parâmetro β referente à parcela de médias móveis do modelo GARCH não foi significativo, com isso, o modelo para

a volatilidade da soja pode ser escrito com um ARCH (1). A soma dos parâmetros é menor que um, indicando ser um modelo estacionário, porém, refere-se a um valor razoavelmente alto, igual a 0,7199, indicando que variações de preços no período anterior influencia fortemente o próximo período.

Para a validação do modelo encontrado é preciso fazer uma análise dos resíduos padronizados. É necessário verificar a não dependência temporal em primeiro e segundo momentos dos resíduos padronizados. Esta verificação é feita por meio do teste de Ljung-Box aplicado a série de resíduos padronizados e também à série quadrática dos resíduos padronizados. Estes testes estão apresentados na Tabela 9.

Tabela 9 – Teste de Ljung-Box nos resíduos padronizados

Teste de Ljung-Box		
Série	Estatística de teste (χ^2)	Significância (p-valor)
\tilde{a}_t do modelo da soja	0,0339	0,8539
\tilde{a}_t^2 do modelo da soja	0,0013	0,9717

A distribuição de probabilidade dos resíduos padronizados também é necessária ser verificada. Tal suposição é constatada por meio do gráfico QxQ Plot, apresentado na Figura 8.

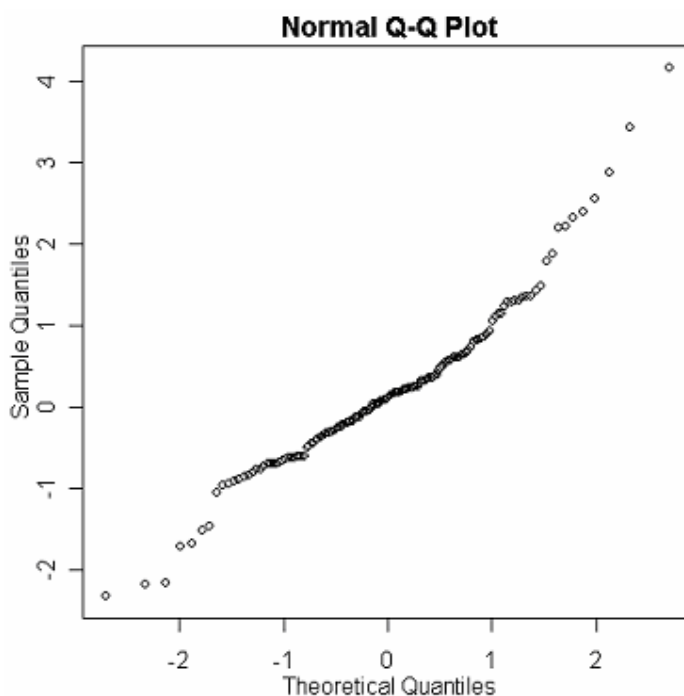


Figura 8 – Gráfico QxQ Plot dos resíduos padronizados

Pela análise do gráfico QxQ Plot, percebe-se que os resíduos padronizados são aproximadamente normais. Mas, torna-se mais razoável dizer que tal série possui uma distribuição *t*-Student, já que seu coeficiente de curtose é igual a 2,33, sendo platicúrtica em relação a distribuição normal.

P7) Resultados gráficos da estimação da volatilidade, assim como as previsões da mesma.

Utilizando-se o modelo GARCH (0, 1) para a volatilidade do preço da soja posto na Tabela 8, é apresentado na Figura 9 a estimativa de tal volatilidade, assim como apresenta-se a previsão da variância condicional na Figura 10.

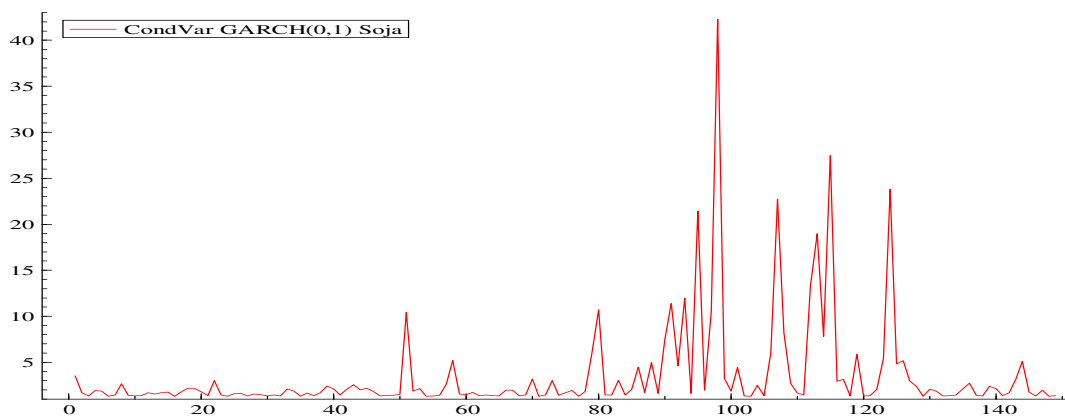


Figura 9 – Estimativa da volatilidade do preço da soja

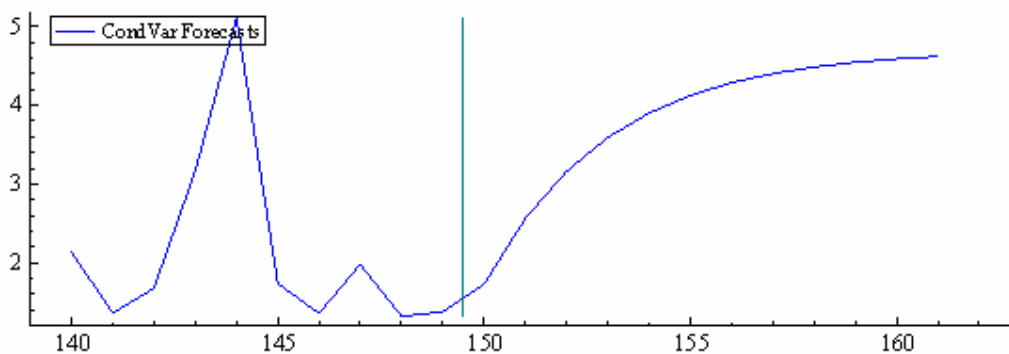


Figura 10 – Previsão da volatilidade do preço da soja

Na estimativa da volatilidade, percebe-se intervalos de tempo com uma alta variabilidade, principalmente no ano 2002. Com a previsão da volatilidade, conclui-se que há uma pequena instabilidade nos preços da soja nos próximos períodos. Cabe salientar que previsões com horizontes muito grandes não são interessante do ponto de vista econométrico,

já que tais séries sofrem influência direta de outras variáveis exógenas, não contempladas no estudo de séries temporais univariadas. Pelo motivo exposto, torna-se pertinente dizer que é bastante satisfatório analisar previsões somente um a dois passos à frente.

P8) Expor o modelo ARFIMA-GARCH de forma conjunta.

Com os modelos ARFIMA e GARCH modelados para os primeiro e segundo momentos, respectivamente, do preço da soja, torna-se interessante expor e analisar o modelo composto ARFIMA-GARCH. Tal modelo pode ser observado na Tabela 10.

Tabela 10 – Modelo ARFIMA-GARCH para o preço da soja

Equação para a média condicional (Modelo ARFIMA)				
	Coefficiente	Erro padrão	t-valor	t-prob
d	0,479	0,030	16,100	0,000
ϕ_1	0,812	0,057	14,300	0,000
Equação para a variância condicional (Modelo GARCH)				
	Coefficiente	Erro padrão	t-valor	t-prob
α_0	1,317	0,227	3,670	0,000
α_1	0,712	0,210	2,960	0,004

Com o modelo ARFIMA (1, d, 0)-GARCH (0, 1), apresentam-se na Figura 11 as estimativas e previsões da média condicional e da variância condicional do preço da soja.

Pela análise conjunta dos gráficos percebe-se que no período em que há um aumento nos preços da soja há também uma maior volatilidade. Conclui-se que, em períodos de alta dos preços há uma maior especulação em torno deste *commodity* agrícola, implicando em períodos mais voláteis.

O aumento do preço e da volatilidade do preço da soja produzidas no Rio Grande do Sul coincide com o aumento da produção no Estado. Percebe-se na Figura 11, que logo após os instantes 90 ocorre o aumento do preço e da volatilidade do preço da soja, este período corresponde ao ano de 2002, período no qual a produção gaúcha de soja cresceu 70,7%.

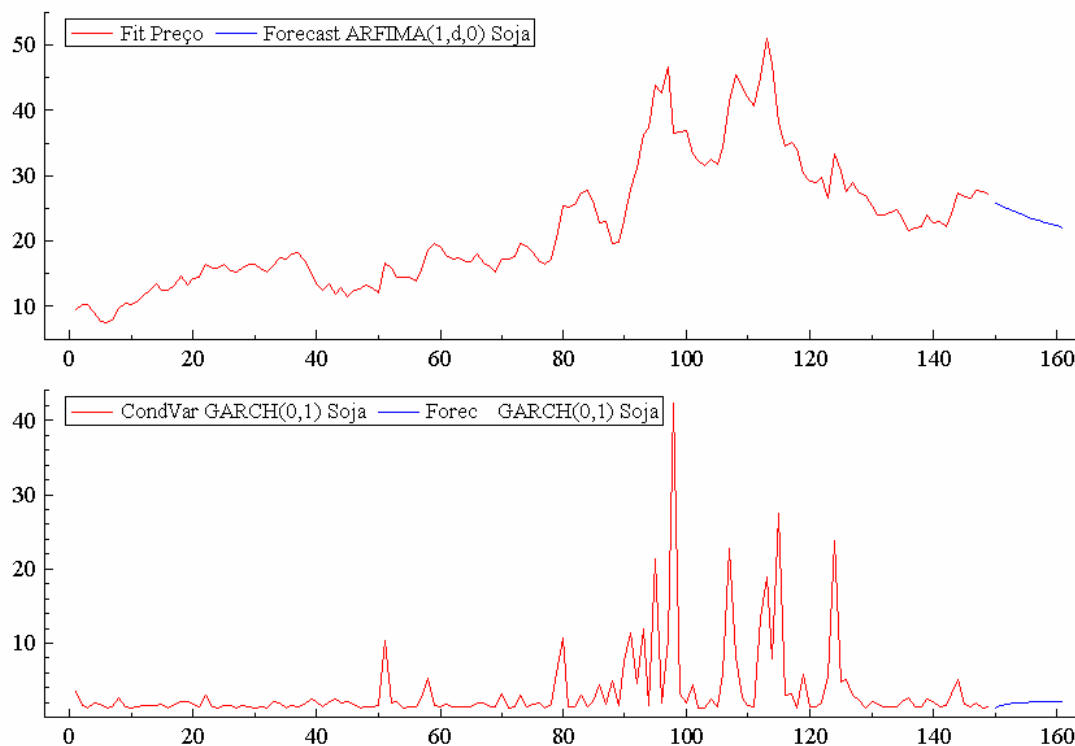


Figura 11 - Estimativas e previsão da média e da variância condicionais

4.2 Análise do preço do milho

P1) Análise gráfica, análise descritiva e teste de estacionariedade

Com a finalidade de melhor conhecer a variável em estudo é que apresenta-se na Tabela 11 algumas estatísticas descritivas do preço do milho, assim como o desenvolvimento temporal desta no período analisado na Figura 12.

Tabela 11 – Estatísticas descritivas da série do preço do milho

Estatística	Série do milho em nível
Média	12,087
Mediana	11,040
Desvio padrão	4,546
Coefficiente de Variação	37,612
Mínimo	5,070
Máximo	23,090

A Tabela 11 é auto-explicativa, no entanto, vale salientar que a média de preços do milho, que é igual a R\$ 12,09 no período analisado, é pouco explicativa devido a sua grande variabilidade em torno da média.

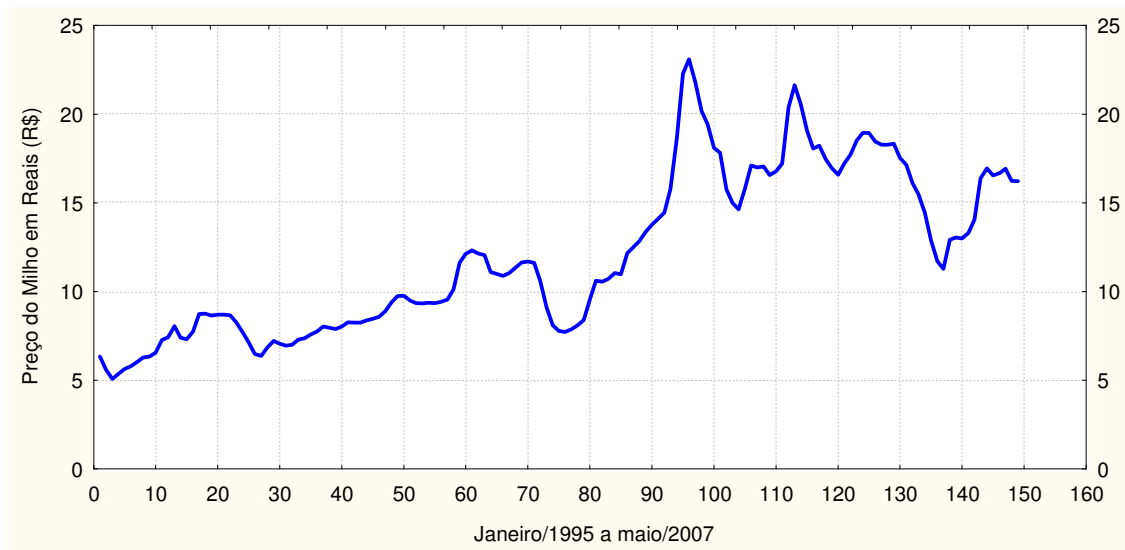


Figura 12 – Série de preços do milho no período analisado

Pela análise gráfica na Figura 12, percebe-se que o milho possui um comportamento similar ao comportamento do preço da soja, exposto na Figura 1.

Com o intuito de verificar a estacionariedade, analisa-se a FAC da série de preços do milho, apresentada na Figura 13.

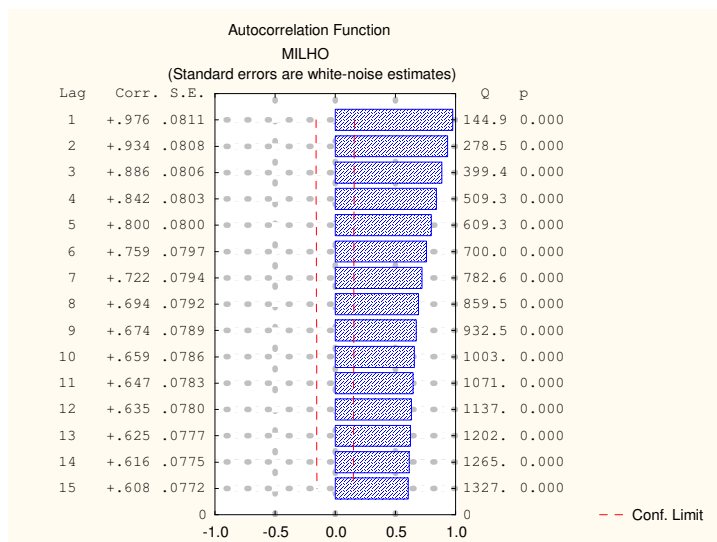


Figura 13 - FAC do preço do milho

Percebe-se um decaimento lento na FAC da série de preços do milho, indicando uma grande persistência nos dados, sendo um indicativo de presença de memória longa.

Para ter um critério mais robusto de decisões por estacionariedade, não estacionariedade ou presença de memória longa, utiliza-se os testes PP e KPSS conjuntamente, apresentados na Tabela 12.

Tabela 12 – Teste de raiz unitária para a série do preço do milho

	PP Estatística de teste	Valor crítico PP (5%)	KPSS Estatística de teste	Valor crítico KPSS (5%)
Milho	-2,522	-3,440	0,112	0,146

Novamente, como na série da soja, tem-se uma indeterminação no resultado da utilização conjunta dos testes de raiz unitária PP e KPSS, pois ambos os testes não rejeitam a hipótese nula. Por este motivo, utiliza-se o procedimento GPH para estimar e testar um parâmetro de integração d fracionário.

P2) Estimação e teste do parâmetro d de integração fracionária

Pela indeterminação do uso conjunto dos testes PP e KPSS e pelos indícios de memória longa apresentados na análise da FAC amostral, utiliza-se o procedimento GPH para estimar e testar o parâmetro de integração fracionária. Os resultados do teste do parâmetro d encontram-se na Tabela 13.

Tabela 13 – Teste de memória longa (procedimento GPH)

	d estimado	t-valor	t-prob
Milho	0,498	365	0,000

Percebe-se que rejeita-se a hipótese nula de que o processo não possui memória longa, logo, pode-se modelar a série de preços do milho por meio de um modelo ARFIMA.

P3) Estimação de modelos concorrentes e escolha do melhor modelo

Os modelos ARFIMA concorrentes para o preço do milho encontram-se na Tabela 14.

Tabela 14 – Modelos ARFIMA (p, d, q) concorrentes para o preço do milho

Modelos	Parâmetros estimados	Significância dos parâmetros	AIC	Log-verossimilhança
ARFIMA(1,d,0)	$d = 0,489$ $\phi_1 = 0,852$	0,000 0,000	2,180	-159,434
ARFIMA(2,d,0)	$d = 0,490$ $\phi_1 = 1,139$ $\phi_2 = -0,330$	0,000 0,000 0,000	2,077	-150,758
ARFIMA(0,d,1)	$d = 0,498$ $\theta_1 = 0,773$	0,000 0,000	2,651	-194,528
ARFIMA(0,d,2)	$d = 0,498$ $\theta_1 = 1,083$ $\theta_2 = 0,629$	0,000 0,000 0,000	2,223	-161,649
ARFIMA(0,d,3)	$d = 0,496$ $\theta_1 = 1,149$ $\theta_2 = 0,943$ $\theta_3 = 0,398$	0,000 0,000 0,000 0,000	2,112	-152,367
ARFIMA(1,d,1)	$d = 0,486$ $\phi_1 = 0,786$ $\theta_1 = 0,322$	0,000 0,000 0,000	2,091	-151,799
ARFIMA(1,d,2)	$d = 0,490$ $\phi_1 = 0,641$ $\theta_1 = 0,544$ $\theta_2 = 0,311$	0,000 0,000 0,000 0,003	2,059	-148,429

Percebe-se, a luz dos resultados dispostos na Tabela 14 a presença de sete modelos concorrentes, porém, o melhor modelo segundo o critério AIC é o:ARFIMA (1, d, 2) dado por meio da expressão denotada por (53).

$$(1 - 0,641B)(1 - B)^{0,49} x_t = (1 - 0,544B - 0,311B^2)a_t, \quad (53)$$

onde verifica-se as condições de invertibilidade e estacionariedade.

P4) Resultados gráficos e previsão dos modelos ARFIMA

Na Figura 14 estão apresentadas graficamente as séries real e ajustada do preço do milho.

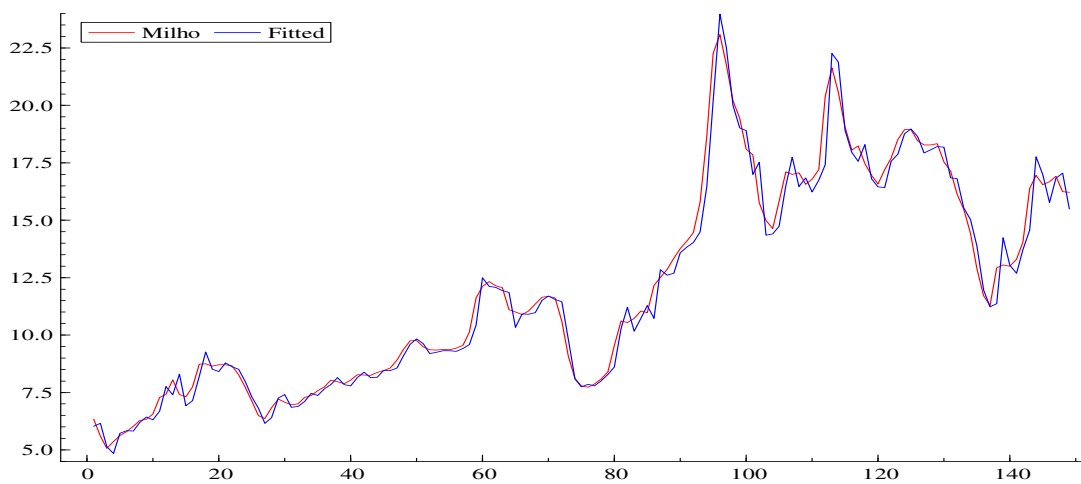


Figura 14 – Valores reais e ajustados do preço do milho

Analisando-se os valores estimados confrontados com os valores reais, nota-se um bom ajuste do modelo aos dados, indicando ser um bom modelo para traçar previsões. Tais previsões encontram-se dispostas na Figura 15, bem como na Tabela 15.

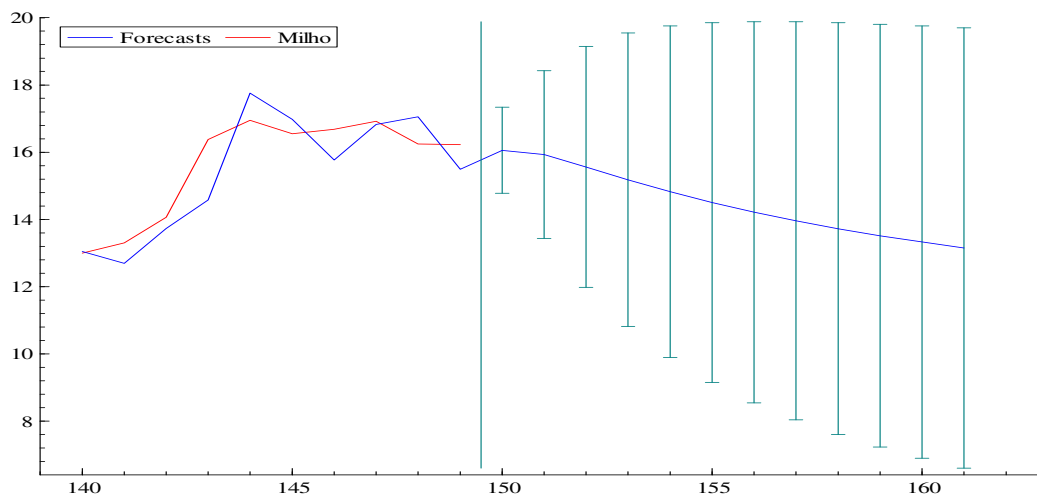


Figura 15 – Previsões para o preço do milho

Pela análise gráfica das previsões 12 passos à frente, percebe-se uma tendência decrescente no preço do milho para os próximos meses.

Tabela 15 – Valores previstos do preço do milho utilizando o modelo ARFIMA (1,d,2)

Previsão do Preço do milho		
Horizonte	Previsão	Erro Padrão
Jun/07	16,058	0,639
Jul/07	15,928	1,247
Ago/07	15,561	1,794
Set/07	15,179	2,183
Out/07	14,823	2,466
Nov/07	14,501	2,675
Dez/07	14,213	2,835
Jan/08	13,956	2,961
Fev/08	13,725	3,062
Mar/08	13,516	3,146
Abr/08	13,325	3,216
Mai/08	13,150	3,277
U-Theil = 0,7210		

A estatística U-Theil mostra que as previsões dadas pelo modelo são satisfatórias, uma vez que o modelo ARFIMA encontrado é capaz de gerar previsões mais próximas dos valores reais do que previsões ingênuas.

P5) Análise descritiva e testes de heteroscedasticidade condicional dos resíduos do modelo ARFIMA

Uma primeira análise pode ser feita para verificar uma possível heteroscedasticidade condicional por meio da análise gráfica dos resíduos a_t do modelo ARFIMA(1,d,2) para o preço do milho. A série residual do modelo para a média condicional do preço do milho encontra-se na Figura 16.

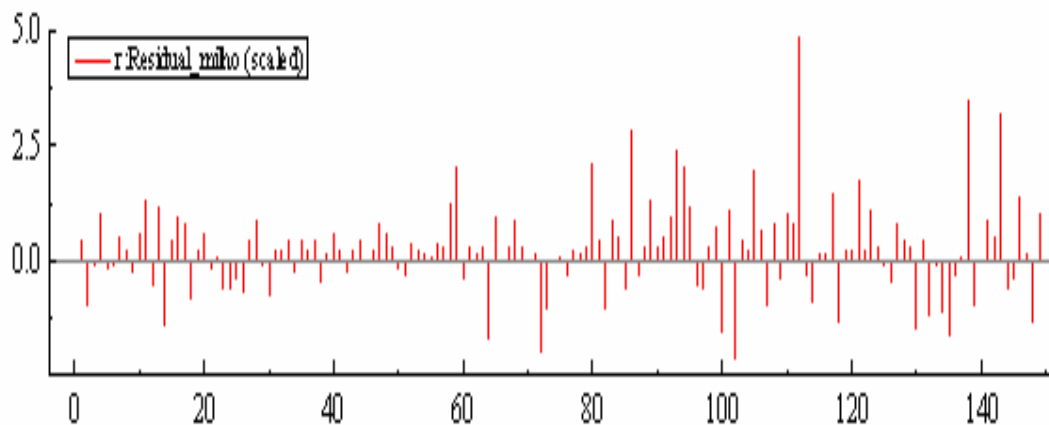


Figura 16 - Série residual a_t do modelo ajustado para a média condicional do milho

Visualmente, pode-se verificar a presença de uma variabilidade não constante em torno de zero, ou seja, verifica-se a presença da volatilidade. Com o intuito de agiar maiores indícios para a presença de heteroscedasticidade condicional na série a_t , apresenta-se na Tabela 16 algumas estatísticas descritivas para as séries dos resíduos.

Tabela 16 – Estatísticas descritivas da série residual do modelo do milho

Estatísticas	Série a_t da milho
Média	0,10288
Assimetria	0,837157
Curtose	4,773459
Desvio Padrão incondicional	0,629219

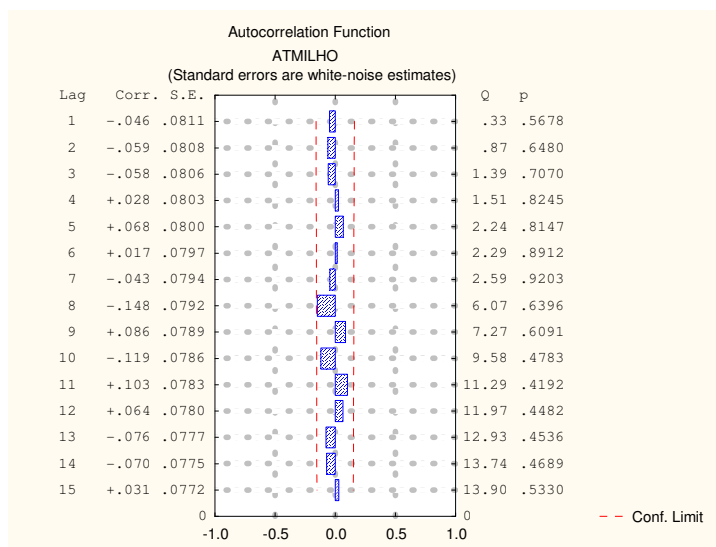
O coeficiente de curtose é maior do que 3, indicando que a série é leptocúrtica em relação à distribuição normal, possuindo caldas pesadas. Este resultado, juntamente com a análise gráfica da Figura 16, fornece fortes indícios de heteroscedasticidade condicional. No entanto, é necessário efetuar um teste estatístico para tal comprovação. Na Tabela 17 encontra-se o teste de Ljung-Box para os resíduos a_t do modelo ARFIMA para o preço do milho, assim como para os resíduos ao quadrado a_t^2 .

Tabela 17 - Teste de Ljung-Box na série residual a_t e a_t^2 do milho

Teste de Ljung-Box		
Série	Estatística de teste (χ^2)	Significância (p-valor)
a_t do modelo do milho	0,326	0,568
a_t^2 do modelo do milho	6,171	0,013

Os resultados do teste de Ljung-Box para os resíduos do modelo ARFIMA para o preço do milho mostram que há indícios significativos a nível de 5% de que a série residual a_t não possui autocorrelação significativa e que a série quadrática a_t^2 possui autocorrelação. Portanto, pode-se dizer que existem fortes evidências contra a hipótese nula de ruído branco da série quadrática a_t^2 , justificando o uso de modelos heteroscedásticos condicionais para modelar a correlação serial no segundo momento da série a_t .

Os resultados apontados pelo teste de Ljung-Box podem ser verificados pelas FAC's da série a_t e a_t^2 nas Figura 17 e 18, respectivamente.

Figura 17 – FAC da série dos resíduos a_t do modelo ARFIMA do milho

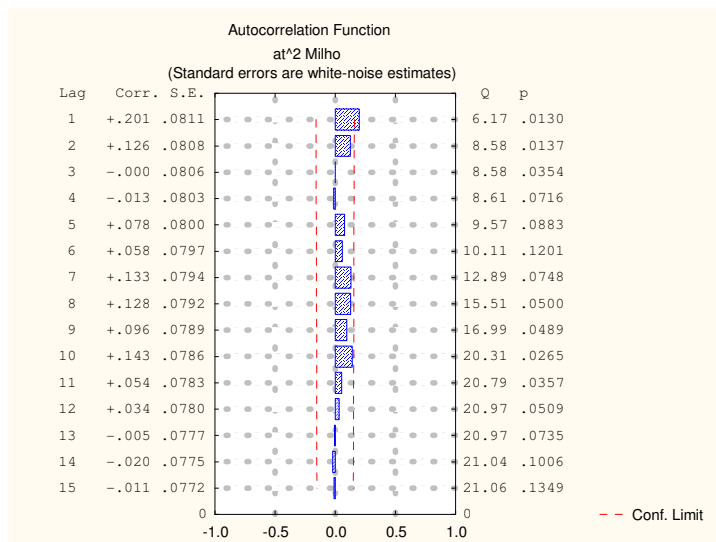


Figura 18 - FAC da série dos resíduos ao quadrado a_t^2 do modelo ARFIMA do milho

Com isso, justifica-se a utilização do modelo GARCH para modelar a volatilidade da série de preços do milho.

P6) Estimação do melhor modelo GARCH para a volatilidade e teste dos resíduos padronizados

O modelo GARCH estimado para a volatilidade da série de preços do milho encontra-se evidenciado na Tabela 18.

Tabela 18 - Resultados do ajuste GARCH(q, p) para a volatilidade do milho

Modelo GARCH(q, p) para volatilidade do milho				
	Coefficiente	Erro padrão	t-valor	t-prob
α_0	0,186	0,03646	3,910	0,000
α_1	0,535	0,1918	2,500	0,014
α_2	0,215	0,1281	1,740	0,085

log-likelihood = -134,731714 AIC = 1,84874784
media (h_t) = 0,491676 var(h_t) = 0,375317
média = 0,10288 variância = 0,393259
alpha(1)+beta(1) = 0,749716 alpha_i+beta_i >= 0 alpha(1)+beta(1) < 1

O modelo estimado para a volatilidade do milho é um GARCH (0, 2), ou então, pode ser escrito como um modelo ARCH (2). Assim como no modelo GARCH para a soja, o

parâmetro β não foi significativo. A soma dos parâmetros sendo igual a 0,7497 indica que o modelo é estacionário, no entanto, está próximo de um, indicando ainda que volatilidades altas são seguidas por volatilidades altas, ou seja, há um certa persistência volátil.

O teste de Ljung-Box para os resíduos padronizados do modelo GARCH (0, 2) pode ser visto na Tabela 19.

Tabela 19 – Teste de Ljung-Box nos resíduos padronizados

Teste de Ljung-Box		
Série	Estatística de teste (χ^2)	Significância (p-valor)
\tilde{a}_t do modelo do milho	0,333	0,564
\tilde{a}_t^2 do modelo do milho	0,153	0,696

Percebe-se que não rejeita-se a hipótese nula de ruído branco em nenhuma das duas séries temporais, indicando que não há autocorrelação significativa nas séries. Para verificar se a distribuição de probabilidade dos resíduos padronizados segue uma distribuição normal, apresenta-se na Figura 19 o gráfico QxQ Plot.

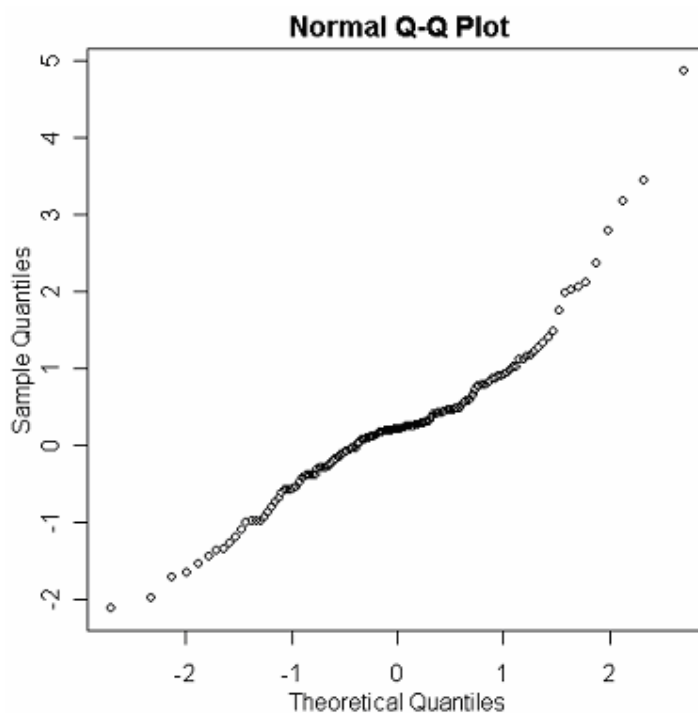
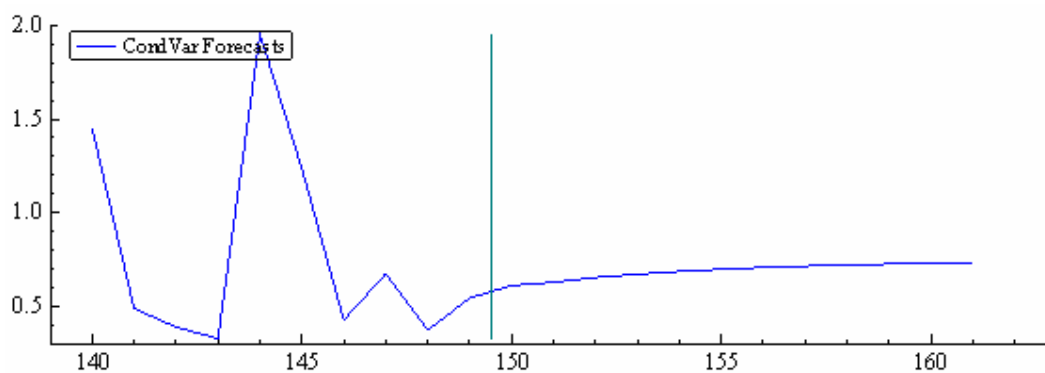
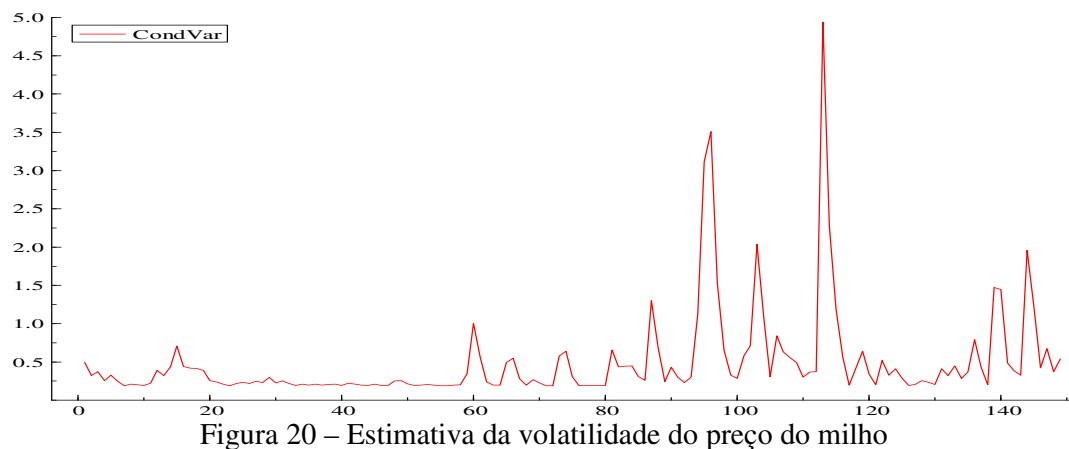


Figura 19 – Gráfico QxQ Plot dos resíduos padronizados

Pode-se notar que os resíduos padronizados do modelo GARCH para a volatilidade do preço do milho são aproximadamente normais.

P7) Resultados gráficos da estimação da volatilidade, assim como as previsões da mesma.

Lançando mão do modelo GARCH (0, 2) para a volatilidade do milho, apresenta-se a estimativa da volatilidade na Figura 20 e a sua previsão evidenciada na Figura 21.



Novamente, para esta *commodity*, percebem-se períodos de maiores volatilidades, onde o instante de tempo de maior volatilidade estimada encontra-se em meados do ano de 2004. A previsão da volatilidade para os próximos períodos aponta para um mercado estável, sem grandes mudanças na variabilidade dos preços.

P8) Expor o modelo ARFIMA-GARCH de forma conjunta.

Utilizando-se os modelos ARFIMA e GARCH modelados para a média e para a variância do preço do milho, expõem-se o modelo ARFIMA-GARCH de forma conjunta. O modelo ARFIMA-GARCH para o milho pode ser observado na Tabela 20.

Tabela 20 – Modelo ARFIMA-GARCH para o preço do milho

Equação para a média condicional (Modelo ARFIMA)				
	Coefficiente	Erro padrão	t-valor	t-prob
d	0,490	0,014	34,900	0,000
ϕ_1	0,641	0,093	6,870	0,000
θ_1	0,544	0,106	5,130	0,000
θ_2	0,311	0,102	3,040	0,003
Equação para a variância condicional (Modelo GARCH)				
	Coefficiente	Erro padrão	t-valor	t-prob
α_0	0,186	0,036	3,910	0,000
α_1	0,535	0,192	2,500	0,014
α_2	0,215	0,128	1,740	0,085

As estimativas e previsões da média condicional e da variância condicional do modelo ARFIMA (1, d, 2)-GARCH (0, 2), apresentam-se na Figura 22.

Analisando-se conjuntamente os gráficos da média estimada e da volatilidade estimada, percebe-se que os momentos de maiores preços também correspondem aos períodos de maior volatilidade. Pode-se perceber que logo após um período de alta nos preços, em que tem-se uma maior volatilidade, tem-se também uma queda nos preços do milho. Este é um fato estilizado da volatilidade, em que geralmente um aumento da volatilidade vem associado com quedas nas cotações dos ativos.

Esta análise faz sentido com as previsões apresentadas, pois tem-se previsões passos à frente de pequena queda nos preços, sendo que nos últimos períodos observados há um razoável aumento na volatilidade, indicando esta possível queda nos preços.

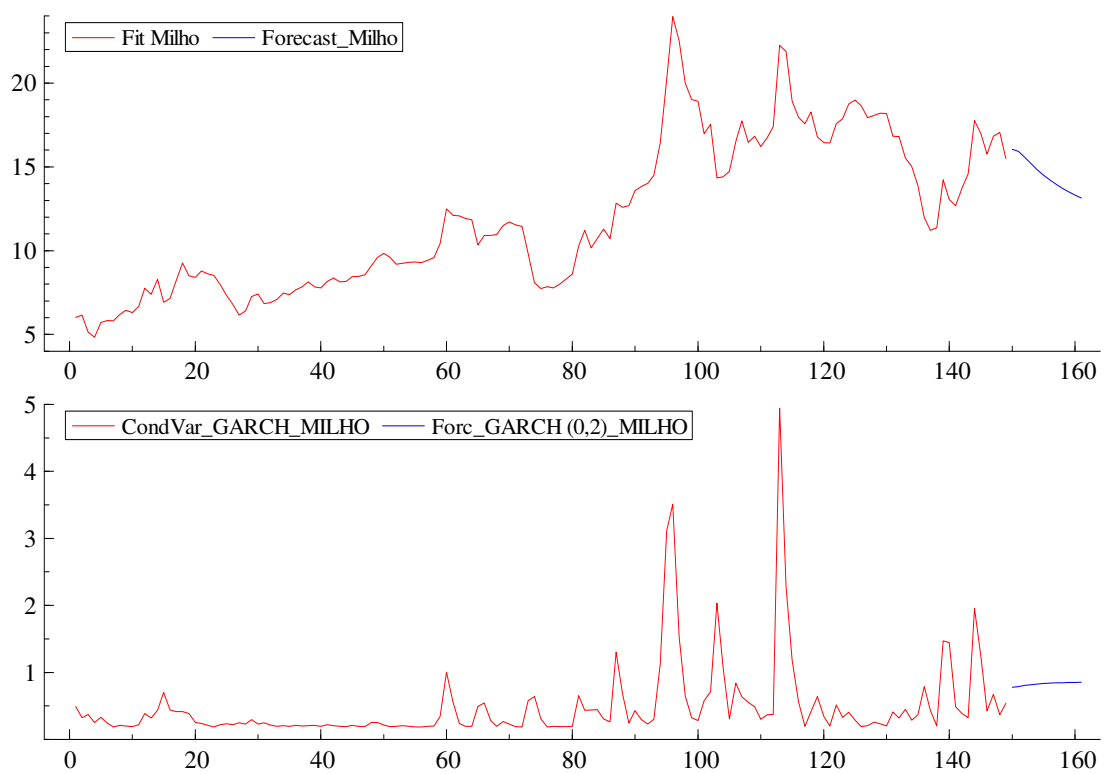


Figura 22 - Estimativas e previsão da média e da variância condicionais

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

Nesta pesquisa efetuou-se uma análise empírica do preço e da volatilidade de duas importantes *commodities* agrícola negociadas no Estado do Rio Grande do Sul, o milho e a soja, utilizando modelos ARFIMA-GARCH.

Os resultados apontam que o objetivo proposto de analisar e prever os preços e a volatilidade das principais *commodities* agrícolas gaúchas foi alcançado, sendo de fundamental importância para o agronegócio gaúcho, como forma de fornecer subsídios à tomada de decisão à cadeia produtiva do setor.

A utilização de modelos ARFIMA justifica-se pelo fato dos preços das *commodities* em estudo terem apresentado memória longa, ou seja, longa dependência serial nas variáveis em nível, tornando-se necessária a utilização de modelos que levem em consideração esta peculiaridade, captando o verdadeiro processo gerador da série. No entanto, as séries residuais, livre de dependência serial na média, apresentaram variância não constante, ou seja, havia a presença de volatilidade, fazendo-se necessário a utilização de modelos heteroscedásticos condicionais para modelar tal característica das séries.

Os modelos encontrados para as séries de preço da soja e do milho foram, ARFIMA (1, d , 0) – GARCH (0, 1) e ARFIMA (1, d , 2)-GARCH (0, 2), respectivamente. Os modelos encontrados foram capazes de modelar satisfatoriamente os dados, possibilitando uma análise de seu comportamento, de mesmo modo que tornou-se possível fornecer previsões a curto prazo, sinalizando possíveis posições de compra e venda no mercado futuro.

Pode-se perceber também que no mercado de *commodities*, as tendências de alta nos preços, são acompanhadas em primeiro momento por um aumento também na volatilidade, até que seja atingido um novo patamar que sirva como referência para as tomadas de decisões dos agentes envolvidos no processo produtivo.

As decisões, no âmbito do agronegócio, envolvem a administração de risco na compra e venda no mercado futuro, riscos estes que são relativos à volatilidade dos preços. Deste modo, a predição consistente torna-se um importante instrumento na tomada de decisão dos participantes do setor, dispondo de informações para desenvolverem planejamentos, por meio de expectativas de lucros e benefícios esperados, agregando valor ao seu trabalho.

Esta pesquisa tornou-se importante, pois tratou de uma abordagem estatístico-econométrica muito difundida internacionalmente, no qual foi aplicada a um setor econômico de grande importância regional.

Deixam-se como sugestões para trabalhos futuros a utilização de estimadores conjuntos para os parâmetros do modelo ARFIMA-GARCH, nos quais nesta pesquisa foram estimados separadamente. Também torna-se pertinente estudar o comportamento de memória longa da volatilidade, para a aplicação de um possível modelo GARCH integrado fracionário, ou FIGARCH, que considera um processo de memória longa na variância condicional.

6 REFERÊNCIAS

AGRIANUAL. **Anuário da agricultura brasileira**. São Paulo: FNP Consultoria e Comércio, 2005. 520 p.

AKAIKE, H.. Maximum likelihood identification of gaussian autoregressive moving average models. **Biometrika**, 60, 255-265, 1973.

AKAIKE, H.. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transaction on Automatic Control**, AC-19, 716-723, 1974.

AKAIKE, H.. On entropy maximization principle. In **Aplicarions of Statistics** (P. R. Krishnaiah, ed.), 27-41. Amsterdam: North-Holland, 1977.

AMORIM JÚNIOR, H. P.; MOREIRA, T. C.; PESSANHA, V. G.; JACINTO, A. M.. Previsão da demanda de passageiros no Sistema de Transporte Coletivo utilizando as Redes Neurais Artificiais e os Algoritmos Genéticos. **IV Congresso Brasileiro de Computação – CBComp**, 2004.

BAILLIE, R.; CHUNG, C. F.; TIESLAU, M. A.. Analyzing infdlation by the fractionally integrated ARFIMA-GARCH model. **Journal of Applied Econometrics**, 11: 23-40, 1996.

BIGNOTTO, E. C.; BAROSSO-FILHO, M. ; SAMPAIO, R. M. . Gestão do Risco de Mercado em Organizações do Agronegócio. **Resenha BM&F**, v. 161, p. 26-33, São Paulo, 2004.

BOLLERSLEV, T.. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. **Journal of Econometrics**, 31, 307-327, 1986.

BOLLERSLEV, T.. A conditional heteroscedasticity time series model for speculative process and rates of return. **Review of Economics and Statistics**, 69, 542-547, 1987.

BOLLERSLEV, T.. On the correlation structure for the generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. **Journal of Time Series Analysis**, 9, 121-132, 1988.

BOX, G. E. P.; PIERCE, D. A.. Distribution of autocorrelations in autoregressive moving average models. **Journal of The American Statistical Association**, 65, 1509-1526, 1970.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. San Francisco: Holden-Day, 1970.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. Third Edition. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994.

BRESSAN, A. A.; LIMA, J. E.. Modelos de previsão de preços aplicados aos contratos futuros de boi gordo da BM&F. **Nova Economia**, 12(1), 117-140, Belo Horizonte, 2002.

CNA - Confederação da Agricultura e pecuária do Brasil. **Agropecuária Brasileira**. 2005. Disponível em: <www.cna.org.br>.

ENDERS, W. **Applied econometric time series**. Wiley series in probability and mathematical statistics. John Wiley and Sons, Inc., New York. N.Y. 1995.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. **Econometrica**, 50, 987-1008, 1982.

FORBES, L. F.. **Mercados de Futuros: Uma Introdução**. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 1994, p. 24/25.

GEWEKE, J.; PORTER-HUDAK, S.. The estimation and application of long memory time series models. **Journal of Time Series Analysis**, 4, 221-238, 1983.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 4 ed. Atlas, São Paulo, 2006.

GRANGER, C.; JOYEUX, R. An introduction to long memory time series models and fractional differencing. **Journal of Time Series Analysis**, v.1, 1980.

HAMILTON, J.D. **Time Series analysis**. Princeton University Press, Princeton – New Jersey, N.J. 1994.

HOSKING, J. Fractional differencing. **Biometrika**, n. 68, 1981.

HULL, J. **Introdução aos Mercados Futuros e de Opções**, 2ª Edição. Bolsa de Mercadorias & Futuros e Cultura Editores Associados, São Paulo, 1996.

KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y.. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. **Journal of Econometrics**, v. 54, 1992.

LJUNG, G.; BOX, G. E. P.. On a measure of lack of fit in time series models. **Biometrika**, 65, 297-303, 1978.

MARCHEZAN, A.. **Previsão do preço dos principais grãos do Rio Grande do Sul**. Monografia de Especialização (Especialização em Estatística e Modelagem Quantitativa) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2007.

MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira: Um curso em séries temporais financeiras**. 17º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, ABE, Caxambu, 2006.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C.. **Análise de Séries Temporais**. Segunda Edição. São Paulo: Editora E. Blücher-Associação Brasileira de Estatística, 2004.

PAULA, R. B.. A BM&F e o mercado de futuros de acordo com o novo Código Civil. **Jus Navigandi**, Teresina, ano 8, n. 367, 9 jul. 2004. Disponível em: <<http://jus2.uol.com.br/doutrina/texto.asp?id=5432>>. Acesso em: 05 fev. 2008

PHILLIPS, P; PERRON, P. Testing for a unit root in time series regression. **Biometrika**, n. 75, 1988.

REVISTA A GRANJA, ano 20, n°20, 2005/2006.

RIO GRANDE DO SUL. Secretaria de Planejamento e Gestão. **Atlas Socioeconômico Rio Grande do Sul**. Disponível em: < <http://www.scp.rs.gov.br/ATLAS>>. Acesso em: 16 jan. 2008.

RISSANEM, J.. Modelling by shortest data description. **Automatica**, 14, 465-471, 1978.

RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T.. Estimativa da área de soja no Rio Grande do Sul por meio de imagens LANDSAT. **Revista Brasileira de Cartografia**, N° 57/03, 2005.

SÁFADI, T.; ANDRADE FILHO, M. G.. **Abordagem Bayesiana de Modelos de Séries Temporais**. 12ª Escola de Séries Temporais e Econometria, ABE/SBE, Gramado, 2007.

SANTOS, T. F. M. S.. **Valor em risco auto-regressivo condicional: o caso de índices brasileiros**. 94f. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Estatística) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2006.

SCHWARZ, G.. Estimating the dimension of a model. **The Annals of Statistics**, 6, 461-464, 1978.

SEUDINHEIRO: O Site do investidor. Disponível em: < <http://www.seudinheiro.com.br>>. Acesso em: 7 jan. 2008.

SILVA, W. S.; SÁFADI, T.; CASTRO JÚNIOR, L. G.. Uma análise empírica da volatilidade do retorno de commodities agrícolas utilizando modelos ARCH: os casos do café e da soja. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Rio de Janeiro, vol. 43, n. 01, 2005.

SIMS, C. A.. Bayesian skepticism on unit root econometrics. **Journal of Economics Dynamics and Control**, v. 12, 1988.

ZIVOT, E; WANG, J.. **Modelling Financial Time Series With SPLUS**. New York: Springer, 2003.

ANEXOS

ANEXO A – Contrato Futuro de Soja em Grão a Granel



Especificações do Contrato Futuro de Soja em Grão a Granel

1. Objeto de negociação

Soja brasileira, tipo exportação, com conteúdo de óleo base 18,5%, com desconto não-recíproco de 1% para cada 1%, frações em proporção, em favor do cliente-comprador no caso de alguma deficiência; com até 14% de umidade; base de 1%, não ultrapassando o máximo de 2% de impurezas e desconto não recíproco de 1% para cada 1%, frações em proporção, em favor do cliente-comprador no caso de alguma deficiência; máximo de 8% de avariados, estes com até 5% de ardidos; e ainda máximo de 10% de grãos verdes e de 30% de grãos quebrados; livre de sementes /cascas venenosas, mas com tolerância máxima de 0,005% para grãos e cascas de mamona.

A metodologia para classificação e análise dos grãos atenderá às estipulações do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, observando ainda a Instrução Normativa 15, de 9 de junho de 2004 (Anexo I). Com respeito aos percentuais admitidos de deficiências de teor de óleo e de impurezas, aplica-se o disposto no item 13.5(d).

2. Cotação

Dólares dos Estados Unidos da América por saca de 60 quilos, com duas casas decimais. A cotação é livre de quaisquer encargos, tributários ou não-tributários.

3. Variação mínima de apregoação

US\$0,01 (um centavo de dólar dos Estados Unidos) por saca de 60 quilos.

4. Oscilação máxima diária

O limite de oscilação será fixado pela BM&F, via Ofício Circular.

A BM&F poderá, a qualquer momento, alterar os limites de oscilação, bem como sua aplicação aos diversos vencimentos.

5. Unidade de negociação

27 toneladas métricas ou 450 sacas de 60 quilos de soja em grão a granel.

6. Meses de vencimento

Março, abril, maio, junho, julho, agosto, setembro e novembro.

7. Número de vencimentos em aberto

No mínimo sete, conforme autorização da Bolsa.

8. Data de vencimento e último dia de negociação

Nono dia útil anterior ao primeiro dia do mês de vencimento. Nesse dia, não se admitirão abertura de novas posições vendidas nem operações *day trade*.

9. Dia útil

Considera-se dia útil, para efeito deste contrato, o dia em que há pregão na BM&F. Entretanto, para efeito de liquidação financeira, a que se referem os itens 10, 11, 13.4 e 18.1, considerar-se-á dia útil o dia que, além de haver pregão na BM&F, não for feriado bancário na praça de Nova Iorque, EUA.

10. *Day trade*

São admitidas operações *day trade* (compra e venda, no mesmo dia de pregão, da mesma quantidade de contratos para o mesmo vencimento), que se liquidarão automaticamente, desde que realizadas em nome do mesmo cliente, por intermédio da mesma Corretora associada e sob a responsabilidade do mesmo Membro de Compensação, ou realizadas pelo mesmo Operador Especial, sob a responsabilidade do mesmo Membro de Compensação. A liquidação financeira dessas operações será realizada no dia útil subsequente, sendo os valores apurados de acordo com o item 11(a), observado, no que couber, o disposto no item 19.

11. Ajuste diário

As posições em aberto ao final de cada pregão serão ajustadas com base no preço de ajuste do dia, determina do segunda regras da Bolsa, com liquidação financeira no dia útil subsequente, observado, no que couber, o disposto no item 19.

O ajuste diário será calculado de acordo com as seguintes fórmulas:

a) ajuste das operações realizadas no dia

$$AD = (PA_t - PO) \times 100 \times n \quad (1)$$

b) ajuste das posições em aberto no dia anterior

$$AD = (PA_t - PA_{t-1}) \times 100 \times n \quad (2)$$

onde:

AD = valor do ajuste diário;

PA_t = preço de ajuste do dia;



PO = preço da operação;
 n = número de contratos;
 PA_{k-1} = preço de ajuste do dia anterior.

O valor do ajuste diário, calculado conforme demonstrado acima, se positivo, será creditado ao comprador e debitado ao vendedor. Caso o cálculo acima apresente valor negativo, será debitado ao comprador e creditado ao vendedor.

O ajuste diário das posições em aberto será realizado até o dia anterior ao dia de alocação do Aviso de Entrega, descrito no [item 13.2](#).

12. Ponto de entrega e de referência de preço

O preço na BM&F refere-se à soja na condição transferida no armazém/silo portuário e depositada em unidade que efetue carregamento de navios via corredor de exportação no Porto de Paranaguá, Estado do Paraná.

13. Condições de liquidação no vencimento

O processo de entrega do produto-objeto deste contrato tem início com o registro eletrônico na BM&F do Aviso de Entrega pelo cliente-vendedor ou seu substituto e término com a transferência de titularidade da mercadoria no armazém/silo credenciado em que estiver depositada, mediante a emissão de nota fiscal.

13.1 Período e procedimentos para registro eletrônico do Aviso de Entrega

- a) Os clientes-vendedores que não optarem pelo encerramento em pregão de suas posições em aberto até o último dia de negociação e que, por conseguinte, decidirem-se pela liquidação dessas posições mediante entrega de mercadoria deverão registrar eletronicamente na BM&F, via Sistema de Liquidação Física, o documento Aviso de Entrega, no período que tem início no décimo quarto dia útil anterior ao primeiro dia do mês de vencimento e termina no décimo dia útil anterior ao primeiro dia do mês de vencimento.
- b) Até a data de registro eletrônico do Aviso de Entrega, o cliente-vendedor ou seu substituto deverá obrigatoriamente enviar à Corretora que o representa, para encaminhamento à BM&F, os documentos detalhados nos Anexos IV e V, além do Certificado de Inspeção de Peso e Qualidade referido no [item 13.5\(c\)](#). A não-efetivação dessa medida previamente ao registro eletrônico do Aviso de Entrega implicará o cancelamento deste.

13.2 Procedimentos de entrega

Os Avisos de Entrega serão alocados pela BM&F no dia útil seguinte à data do respectivo registro eletrônico via Sistema de Liquidação Física, sendo adotados os procedimentos que seguem.

- a) Os Avisos de Entrega serão colocados à disposição na sala de negociações, para escolha pelos clientes com posição compradora. A Bolsa oferecerá os lotes constantes desses Avisos aos clientes-compradores, seguindo a ordem de antiguidade das posições – tendo prioridade os clientes cujas posições tenham sido abertas há mais tempo. Inexistindo interessados pelo recebimento da mercadoria, no todo ou em parte, a Bolsa determinará que o(s) cliente(s)-comprador(es) com a(s) posição(ões) mais antiga(s) receba(m) a mercadoria.
- b) Os clientes-vendedores residentes no Brasil poderão indicar terceiros para entregar a soja, desde que o façam na data de registro eletrônico do Aviso de Entrega. Os clientes-compradores residentes no Brasil poderão indicar terceiros para receber a soja, devendo a indicação ser efetuada até as 09:00 do terceiro dia útil da data de alocação do Aviso de Entrega, inclusive.
- c) As nomeações de terceiros referidas no item anterior somente poderão ser efetivadas mediante a observação dos procedimentos estabelecidos pela BM&F, implicando a apresentação obrigatória dos documentos detalhados nos Anexos VII e VIII.
- d) Os clientes-compradores ou seus substitutos que optarem por receber a soja ou que forem indicados para recebê-la deverão enviar à BM&F, por intermédio de suas Corretoras, as informações solicitadas para faturamento, até as 09:00 do terceiro dia útil da data de alocação do Aviso de Entrega, inclusive.
- e) O cliente-comprador não-residente deverá, obrigatoriamente, nomear um terceiro, residente no Brasil, a quem serão atribuídos os direitos e obrigações pertinentes à entrega, constituindo-se como representante legal para providenciar o transporte e o embarque da mercadoria para exportação, bem como atender às demais exigências definidas pela Secretaria de Comércio Exterior (Secex), do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC).
- f) Os terceiros nomeados por qualquer das partes contratuais assumirão todas as obrigações e exigências deste contrato, até sua liquidação final. Em qualquer hipótese, o cliente-comprador e o cliente-vendedor original permanecerão solidariamente responsáveis por todas as obrigações, de qualquer natureza, dos terceiros por eles nomeados, até a liquidação final do contrato.
- g) No quarto dia útil da data de alocação do Aviso de Entrega, inclusive, de posse das informações relativas ao cliente-comprador ou a seu substituto, doravante denominado comprador, o cliente-vendedor ou seu substituto, doravante denominado vendedor, deverá proceder ao faturamento da



mercadoria, com a emissão da nota fiscal correspondente, nela fazendo constar todas as indicações que a legislação vigente exigir, além daquelas pertinentes à identificação do destinatário como exportador e às circunstâncias da exoneração tributária, com a menção do dispositivo legal aplicável. Nessa mesma data, a Corretora do vendedor deverá informar a Corretora do comprador da numeração da nota fiscal de venda, comunicando-a também à Bolsa.

- h) Até as 16:00 do quinto dia útil da data de alocação do Aviso de Entrega, inclusive, o comprador, ou seu substituto, deverá fazer chegar à BM&F a via original e uma cópia da Carta de Faturamento para Exportação, a que se refere o Anexo VI, devidamente assinadas, por meio de sua Corretora.
- i) O atraso no envio dos dados para faturamento pelo comprador, na emissão da nota fiscal pelo vendedor, na emissão da Carta de Faturamento para Exportação referida no Anexo VI ou, ainda, na efetivação do pagamento pelo comprador implicará a aplicação, a critério da BM&F e em seu favor, de multa não inferior a 1% sobre o valor da liquidação, a ser paga pela parte que deixar de cumprir sua obrigação no prazo previsto, sem prejuízo de ser declarada inadimplente pela Bolsa, se for o caso.

13.3 Formação de lotes

A soja-objeto de entrega deverá ter sido depositada em armazéns/silos credenciados pela BM&F anteriormente à data de registro eletrônico do Aviso de Entrega. Desmembramentos de lotes por mais de um estabelecimento não serão permitidos, ainda que sejam credenciados pela BM&F. Cada lote representará uma unidade de negociação.

13.4 Liquidação financeira no vencimento e transferência de titularidade da mercadoria

- i. O pagamento da mercadoria adquirida pelo comprador deverá ser realizado por intermédio de sua Corretora, para crédito ao vendedor até as 12:00 do terceiro dia útil da data de alocação do Aviso de Entrega, inclusive.
- ii. Até as 10:00 do sétimo dia útil da data de alocação do Aviso de Entrega, inclusive, a Corretora do vendedor apresentará à Bolsa o original da nota fiscal de venda de mercadoria, de emissão do vendedor, destinada à exportação.
- iii. Imediatamente após ser-lhe apresentada a nota fiscal de venda, a Bolsa encaminhará a via original desta ao comprador e remeterá a via original da Carta de Faturamento para Exportação (Anexo VI) ao vendedor, assim como informará o armazém/silo da efetivação da transferência, enviando-lhe, via fax, cópia da nota fiscal e da Carta de Faturamento para Exportação.
- iv. Uma vez cumpridas todas as etapas acima, o repasse do valor do pagamento devido ao vendedor será efetivado pela Bolsa no oitavo dia útil da data de alocação do Aviso de Entrega, inclusive.
- v. Tanto o pagamento pelo comprador quanto o recebimento pelo vendedor observarão, no que couber, o disposto no item 19.
- vi. O valor de liquidação por contrato será calculado de acordo com a seguinte fórmula:

$$VL = C \times \frac{(100 - D)}{100} \times \frac{P}{60} \quad (3)$$

onde:

- VL = valor de liquidação financeira por contrato;
- C = preço de ajuste do pregão anterior à data de alocação do Aviso de Entrega ao comprador, expresso em dólares dos Estados Unidos por saca de 60 quilos;
- D = desconto percentual, conforme previsto no item 1, se houver;
- P = peso da soja-objeto de entrega, expresso em quilogramas.

- vii. Será admitida tolerância de até 67,5 quilogramas (0,25% de uma unidade de negociação), para mais ou para menos, para a diferença entre a quantidade prevista no item 5 e a quantidade efetivamente transferida, sendo o respectivo montante financeiro, a ser objeto de acerto entre as partes, calculado pela seguinte fórmula:

$$VL = C \times \frac{(100 - D)}{100} \times \frac{E}{60} \quad (4)$$

onde:

- M = montante a ser acrescido ou deduzido;
- C = preço de ajuste do pregão anterior;
- D = desconto percentual, conforme previsto no item 1, se houver;
- E = variação quantitativa tolerada (para mais ou para menos), expressa em quilogramas.

13.5 Outras condições

- a) A soja-objeto deste contrato será destinada exclusivamente à exportação, aplicando-se as obrigações principal e acessória do regime tributário vigente nas legislações federal e estaduais no momento de sua liquidação financeira.



- b) Do valor da liquidação não constam os tributos relativos à operação, em razão de a mercadoria ser adquirida com o fim específico de exportação, assumindo o vendedor e o comprador, cada qual nos termos definidos na legislação fiscal em vigor, a responsabilidade pelo cumprimento das obrigações principal e acessória.
- c) O peso e a qualidade da soja-objeto de entrega serão finais no momento de transferência da titularidade da mercadoria, consoante com o resultado da análise e da classificação de amostras dela representativas, conforme Certificado de Inspeção de Peso e Qualidade emitido por Supervisora de Qualidade de livre escolha do vendedor, dentre aquelas credenciadas pela BM&F. Essas amostras serão colhidas tão-somente após a soja ter sido depositada no armazém/silo credenciado. A Declaração de Propriedade e Certificação de Peso e Qualidade da Mercadoria (Anexo IV) indicará as especificações finais da mercadoria, inclusive para efeito de eventual desconto por deficiência de qualidade, conforme os itens 1 e 13.4(vii).
- d) Estará sujeito à aruência do armazém/silo credenciado o recebimento por este de soja com deficiências de qualidade, ainda que observadas estritamente as tolerâncias estipuladas no item 1 destas especificações.
- e) A BM&F emitirá certificado, em que constarão o tipo de produto transferido, a quantidade e o valor da liquidação financeira (acompanhado de cópia da Declaração de Propriedade e Certificação de Peso e Qualidade da Mercadoria – Anexo IV), que será utilizado, quando for o caso, pelo representante legal do comprador não-residente na obtenção dos registros de venda e de exportação, conforme exigência de órgão competente.
- 14. Operações *ex-pit***
Serão permitidas operações *ex-pit*, até o dia útil anterior ao período de apresentação do Aviso de Entrega, desde que atendidas as condições estabelecidas pela BM&F. Essas operações serão divulgadas pela Bolsa, mas não serão submetidas à interferência do mercado.
- 15. *Hedgers***
Produtores, cooperativas, cerealistas, indústrias processadoras, importadores e exportadores de soja, bem como fornecedores de insumos e de equipamentos agrícolas vinculados ao mercado dessa oleaginosa.
- 16. Margem de garantia**
Conforme metodologia definida pela BM&F.
A margem será devida no dia útil subsequente ao de abertura da posição. No caso de clientes não-residentes, se o dia útil subsequente for feriado bancário em Nova Iorque, a margem será devida no primeiro dia, após o de abertura da posição, em que não for feriado bancário naquela praça.
Quando o atendimento da exigência de margem for feito em dinheiro, deverá ser observado, no que couber, o disposto no item 19.
- 17. Ativos aceitos como margem**
Para residentes, dinheiro, ouro, cotas do Fundo dos Intermediários Financeiros (FIF) e, mediante autorização prévia da Bolsa, títulos públicos federais, títulos privados, cartas de fiança, ações e cotas de fundos fechados de investimento em ações. Para não-residentes, dólares dos Estados Unidos e, mediante autorização prévia da BM&F, títulos do governo dos Estados Unidos (*T-Bonds*, *T-Notes* e *T-Bills*).
- 18. Custos operacionais**
- Taxa operacional básica
Operação normal: 0,30%; *day trade*: 0,07%.
A taxa operacional básica, sujeita a valor mínimo estabelecido pela Bolsa, será calculada sobre o preço de ajuste do dia anterior do segundo vencimento em aberto.
 - Taxas de emolumentos, de liquidação, de permanência e de registro
Serão estabelecidas conforme determinação da BM&F.
- Os Sócios Efetivos pagarão no máximo 75% dos custos operacionais.
- 18.1. Data de pagamento**
- a) As taxas de emolumentos e de registro serão devidas no dia útil seguinte à data de sua apuração, observado, no que couber, o disposto no item 19.
 - b) A taxa de liquidação será devida na data de liquidação financeira no vencimento, observado, no que couber, o disposto no item 19.
 - c) A taxa de permanência será devida no último dia útil de cada mês, no dia seguinte ao encerramento de posições e quando da transferência de posições do cliente para outra Corretora, observado, no que couber, o disposto no item 19.
- 19. Forma de pagamento e recebimento dos valores relativos à liquidação financeira**
A liquidação financeira das operações *day trade*, de ajustes diários, da liquidação financeira no vencimento, de depósitos de margem em dinheiro e dos custos operacionais não expressos em reais será realizada observando-se o seguinte:



- i. para os clientes não-residentes: em dólares dos Estados Unidos da América, na praça de Nova Iorque, EUA, por intermédio do Banco Liquidante das operações da BM&F no Exterior, por ela indicado;
 - ii. para os clientes residentes: em reais, de acordo com os procedimentos normais dos demais contratos da BM&F não autorizados à negociação pelos investidores estrangeiros. A conversão dos valores respectivos de liquidação financeira, quando for o caso, será feita pela Taxa de Câmbio Referencial BM&F, descrita no Anexo II e relativa a uma data específica, conforme a natureza do valor a ser liquidado, a saber:
 - a) na liquidação de operações *day trade*: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia da operação;
 - b) na liquidação de ajuste diário: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia a que o ajuste se refere;
 - c) na liquidação financeira no vencimento: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia útil anterior ao dia da liquidação financeira;
 - d) na liquidação dos custos operacionais não expressos em reais: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia da operação.
20. Normas complementares
Fazem parte integrante deste contrato os Anexos I a VIII e, no que couber, a legislação em vigor, as normas e os procedimentos da BM&F, definidos em seus Estatutos Sociais, Regulamento de Operações e Ofícios Circulares, bem como as normas específicas das autoridades governamentais que possam afetar os termos nele contidos.

ÚLTIMA ATUALIZAÇÃO: OFÍCIO CIRCULAR 093/2004-DG, DE 13/08/2004

ANEXO B – Contrato Futuro de Milho em Grão a Granel



Especificações do Contrato Futuro de Milho em Grão a Granel Denominado em Reais

1. Objeto de negociação

Milho em grão a granel, amarelo, de odor e aspectos normais, em bom estado de conservação, livre de bagas de mamona e outras sementes prejudiciais e insetos vivos, duro ou semiduro, da última safra e de produção brasileira, em condições adequadas de comercialização e próprio para consumo animal; com (a) até 14% de umidade; (b) máximo de 2% de impurezas na peneira de 5mm; (c) máximo de 6% de grãos ardidos, mofados, ou brotados; (d) máximo de 12% de grãos quebrados, partidos ou choccos.

Para efeito de definição dos termos de classificação, serão observados os conceitos definidos nas "disposições gerais" da Portaria 845, de 8 de novembro de 1976, do Ministério da Agricultura, e na Portaria Complementar 11, de 12 de abril de 1996.

Na eventualidade de serem impostas restrições à comercialização de milho, de natureza sanitária ou fitogenética, em virtude de decisão oficial divulgada por autoridade competente, tais restrições serão aplicáveis às especificações referidas neste item.

2. Cotação

Reais por 60 quilos líquidos, com duas casas decimais.

3. Variação mínima de apregoação

R\$0,01 (um centavo de real) por 60 quilos líquidos.

4. Oscilação máxima diária

O limite de oscilação será fixado pela BM&F, por meio de Ofício Circular.

A BM&F poderá, a qualquer momento, alterar os limites de oscilação, bem como sua aplicação aos diversos vencimentos.

5. Unidade de negociação

450 unidades de 60 quilos líquidos cada, correspondentes a 27 toneladas métricas de milho em grão a granel.

6. Meses de vencimento

Janeiro, março, maio, julho, setembro e novembro.

7. Número de vencimentos em aberto

No mínimo sete, conforme autorização da Bolsa.

8. Data de vencimento e último dia de negociação

Sétimo dia útil anterior ao último dia útil do mês de vencimento. Nesse dia, não se admitirão abertura de novas posições vendidas nem operações *day trade*.

9. Dia útil

Considera-se dia útil, para efeito deste contrato, o dia em que há pregão na BM&F. Entretanto, para efeito de liquidação financeira, a que se referem os itens 10, 11, 13.3 e 18.1, considerar-se-á dia útil o dia que, além de haver pregão na BM&F, não for feriado bancário na praça de Nova Iorque, EUA.

10. Day trade

São admitidas operações *day trade* (compra e venda, no mesmo dia, da mesma quantidade de contratos para a mesma data de vencimento), que serão compensadas, desde que realizadas em nome do mesmo cliente, intermediadas pela mesma Corretora de Mercadorias e registradas pelo mesmo Membro de Compensação ou realizadas pelo mesmo Operador Especial e registradas pelo mesmo Membro de Compensação. A liquidação financeira dessas operações será realizada no dia útil subsequente, sendo os valores apurados de acordo com o item 11(a), observado, no que couber, o disposto no item 19.

11. Ajuste diário

As posições em aberto ao final de cada pregão serão ajustadas com base no preço de ajuste do dia, estabelecido no call de fechamento, conforme regras da Bolsa, com liquidação financeira no dia útil subsequente, observado, no que couber, o disposto no item 19.

O ajuste diário será calculado de acordo com as seguintes fórmulas:

a) ajuste das operações realizadas no dia

$$A D = (PA^t - PO) \times 450 \times n \quad (1)$$

b) ajuste das posições em aberto no dia anterior

$$A D = (PA^t - PA^{t-1}) \times 450 \times n \quad (2)$$

onde:

AD = valor do ajuste diário;



PA' = preço de ajuste do dia;

PO = preço da operação;

n = número de contratos;

PA^{ant} = preço de ajuste do dia anterior.

O valor do ajuste diário, se positivo, será creditado ao comprador e debitado ao vendedor. Caso o valor seja negativo, será debitado ao comprador e creditado ao vendedor.

O ajuste diário das posições em aberto será realizado até o dia anterior ao dia de alocação do Aviso de Entrega, descrito no item 13.1.

12. Ponto de entrega e base de referência de preço

O preço negociado na BM&F tem como base de referência a praça de Campinas, SP. O milho pode ser entregue em armazéns credenciados pela BM&F na praça de Campinas e em outros municípios/estados. No segundo caso, sofrerá dedução do custo de frete entre o município de Campinas e o local efetivo da entrega, conforme tabela de fretes divulgada periodicamente pela Bolsa.

13. Condições de liquidação no vencimento

A liquidação por entrega processar-se-á mediante a entrega física da mercadoria. O processo de entrega inicia com a apresentação do Aviso de Entrega à BM&F, pelo cliente titular de posições vendedoras ou seu substituto, e termina no dia da assinatura do "Termo de Transferência" pelos clientes vendedor e comprador.

13.1. Período para apresentação do Aviso de Entrega

Os clientes-vendedores, que optarem pelo não-encerramento de suas posições até o último dia de negociação, deverão apresentar o Aviso de Entrega à BM&F, por intermédio de sua Corretora de Mercadorias, a partir do último dia útil anterior ao mês de vencimento até o penúltimo dia de negociação. O Aviso de Entrega deverá ser acompanhado dos seguintes documentos:

- declaração de propriedade da mercadoria, emitida pelo armazém/silo credenciado, em que conste que a mercadoria está livre e desembaraçada de débitos e de ônus de qualquer natureza, inclusive de pendências de natureza fiscal, confirmando estarem pagas as despesas de armazenagem e coberta a mercadoria por apólice(s) de seguro, nos termos exigidos pela BM&F, pelo prazo mínimo de 15 dias, a contar da data de emissão do Aviso de Entrega;
- recibo de depósito ou título representativo de depósito do produto, emitido pelo armazém/silo credenciado, nos termos da legislação aplicável;
- ordem de entrega provisória, nominal à BM&F, emitida pelo vendedor;
- Certificado de Qualidade e Peso, emitido por Supervisora de Qualidade de livre escolha do vendedor, dentre aquelas credenciadas pela BM&F. Tal certificado deverá basear-se em amostra retirada na entrada da mercadoria no armazém/silo, atestando que o milho está em estrita conformidade com as especificações deste contrato.

13.2. Procedimentos de entrega

- a) Os Avisos de Entrega serão alocados no dia útil seguinte ao de sua apresentação à BM&F.
- b) Os Avisos de Entrega serão disponibilizados na sala de negociações, para escolha pelos clientes com posição compradora. A BM&F oferecerá os lotes constantes desses Avisos aos clientes-compradores, seguindo a ordem de antiguidade das posições - terão prioridade os clientes cujas posições tenham sido abertas há mais tempo. Não havendo interessados pelo recebimento - no todo ou em parte -, a Bolsa determinará que o(s) cliente(s)-comprador(es) com a(s) posição(ões) mais antiga(s) receba(m) a mercadoria.
- c) Os clientes-compradores que receberão o milho, deverão, até as 10:00 do segundo dia útil após a alocação do Aviso de Entrega, enviar à BM&F, por intermédio de suas Corretoras de Mercadorias, as informações solicitadas para faturamento. Adicionalmente, o vendedor deverá, de posse das informações relativas ao cliente-comprador definido pela BM&F, proceder à emissão da nota fiscal para entrega.
- d) É facultado aos clientes-compradores residentes e não-residentes e aos clientes-vendedores residentes indicar terceiros para o recebimento ou a entrega do milho. Nesse caso, aqueles que forem indicados deverão fornecer todas as informações para faturamento, assumindo toda e qualquer obrigação de ordem financeira, mercantil ou tributária, dentre outras, decorrente ou relacionada a este contrato, até sua liquidação final. O comprador e o vendedor originais permanecerão responsáveis por todas as obrigações dos terceiros por eles indicados, até a liquidação final do contrato. O vendedor não-residente deverá, obrigatoriamente, nomear um substituto, residente no Brasil, a quem serão transferidos os direitos e obrigações da entrega. O comprador não-residente poderá nomear um representante para providenciar o transporte e o embarque da mercadoria para exportação e atendimento das eventuais exigências dos órgãos públicos competentes.
- e) O milho objeto de entrega deverá ser depositado em armazém/silos credenciados pela BM&F. Os armazém/silos credenciados serão igualmente obrigados a contratar as coberturas de risco normalmente exigidas pela Bolsa, além de seguro de qualidade da mercadoria.



13.3. Liquidação financeira no vencimento

O pagamento do valor de liquidação financeira no vencimento do contrato, relativa à entrega da mercadoria, será realizada pelo comprador no terceiro dia útil subsequente à data de alocação do Aviso de Entrega, observado, no que couber, o disposto no item 19.

O valor de liquidação por contrato será calculado de acordo com a seguinte fórmula:

$$VL = \left\{ \frac{(C - E) \times P}{60} \right\} \quad (3)$$

onde:

VL = valor de liquidação financeira por contrato;

C = preço de ajuste do pregão anterior à data de alocação do Aviso de Entrega ao comprador;

P = peso bruto do milho entregue por contrato, expresso em quilogramas;

E = desconto de frete, divulgado pela BM&F, na hipótese de a entrega não ocorrer na praça de Campinas.

Na entrega, será admitida tolerância de até 2% de uma unidade de negociação (540kg), para mais ou para menos, sendo o respectivo montante acrescido ao valor de liquidação ou dele deduzido.

Cada contrato será formado em um só armazém/silo credenciado, onde a mercadoria estiver depositada.

13.4. Procedimentos de transferência da mercadoria

A liquidação por entrega deverá ser cumprida via transferência, do vendedor ao comprador, do seguinte:

- a) produto objeto deste contrato;
- b) Cédulas de Produto Rural correspondentes, a critério exclusivo da BM&F e nos termos por ela estabelecidos;
- c) títulos representativos do depósito do produto-objeto deste contrato, a critério exclusivo da BM&F e nos termos por ela estabelecidos.

No segundo dia útil subsequente à data de alocação do Aviso de Entrega, a BM&F informará o armazém/silo credenciado dos dados do comprador, para fins de emissão da nota fiscal.

O comprador poderá, até as 12:00 do quarto dia útil subsequente à data da alocação do Aviso de Entrega, verificar a qualidade da mercadoria, comunicando de imediato à BM&F qualquer discrepância verificada. Caso o comprador (i) não se manifeste quanto à qualidade da mercadoria ou (ii) verifique sua conformidade, o milho será a ele transferido, na mesma data, por meio de assinatura, pelas Corretoras representantes do vendedor e do comprador, do correspondente Termo de Transferência, emitido pela BM&F com base nos documentos que acompanham o Aviso de Entrega.

13.5. Arbitramento

Em caso de discordância quanto à qualidade da mercadoria, o comprador poderá solicitar sua análise, a suas expensas, por uma Supervisora de Qualidade credenciada pela BM&F. O novo laudo será entregue pela Supervisora de Qualidade até o sétimo dia útil subsequente à data de alocação do Aviso de Entrega. Em caso de divergência entre as avaliações existentes, a BM&F solicitará um terceiro laudo, que será vinculante para as partes.

Caso ocorra qualquer discordância, a liquidação deverá ocorrer na data de apresentação do laudo definitivo. Com base no resultado desse laudo, a BM&F poderá, ainda, impor sanções ao vendedor, sem prejuízo de sua eventual responsabilização pelos danos ou despesas decorrentes de sua conduta.

13.6. Recebimento do valor da mercadoria pelo vendedor

Ao receber o Termo de Transferência assinado pelas partes, a BM&F creditará o valor de liquidação financeira ao vendedor, no mesmo dia, e dará o contrato por liquidado.

13.7. Outras condições

Caso a legislação em vigor estabeleça a incidência de ICMS, seu valor deverá ser acrescido ao valor de liquidação, para efeito de faturamento. Não será permitido o repasse de crédito de ICMS nas entregas de milho em que comprador e vendedor estejam estabelecidos no mesmo Estado da Federação, a menos que a legislação do ICMS o exija.

A BM&F emitirá certificado em que constará tipo de produto entregue, quantidade e valor de liquidação financeira (anexado de cópia do Certificado de Qualidade e Peso), que será utilizado, quando for o caso, pelo representante legal do comprador não-residente na obtenção dos registros de venda e de exportação, conforme exigido pela SECEX.

14. Operações *ex-pit*

Serão permitidas operações *ex-pit*, até o dia útil imediatamente anterior ao primeiro dia do período previsto para apresentação do Aviso de Entrega, desde que atendidas as condições estabelecidas pela BM&F. Essas operações serão divulgadas pela Bolsa, mas não serão submetidas à interferência do mercado.



15. Hedgers

Produtores, cooperativas, cerealistas, indústrias processadoras de milho, suinocultores, avicultores, pecuaristas confinadores, importadores e exportadores de milho, bem como fornecedores de insumos e equipamentos agrícolas ligados ao mercado de milho.

16. Margem de garantia

Valor por contrato, com redução de 20% para *hedgers*, alterável a qualquer momento, a critério da Bolsa. A margem será devida no dia útil subsequente ao de abertura da posição. No caso de clientes não-residentes, se o dia útil subsequente for feriado bancário em Nova Iorque, a margem será devida no primeiro dia, após o de abertura da posição, em que não for feriado bancário naquela praça. Quando o atendimento da exigência de margem for feito em dinheiro, deverá ser observado, no que couber, o disposto no item 19.

17. Ativos aceitos como margem

Para residentes, dinheiro, ouro, cotas do Fundo dos Intermediários Financeiros (FIF) e, mediante autorização prévia da Bolsa, títulos públicos federais, títulos privados, cartas de fiança, ações e cotas de fundos fechados de investimento em ações. Para não-residentes, dólares dos Estados Unidos e, mediante autorização prévia da BM&F, títulos do governo dos Estados Unidos (*T-Bonds*, *T-Notes* e *T-Bills*).

18. Custos operacionais

• **Taxa operacional básica**

Operação normal: 0,30%; *day trade*: 0,07%.

A taxa operacional básica, sujeita a valor mínimo estabelecido pela Bolsa, será calculada sobre o preço de ajuste do dia anterior do segundo vencimento em aberto.

• **Taxa de liquidação por entrega**

0,45% sobre o valor de liquidação financeira no vencimento.

• **Taxas da Bolsa (emolumentos e fundos)**

6,32% da taxa operacional básica e da taxa de liquidação por entrega, quando houver.

• **Taxa de registro**

Valor fixo divulgado pela BM&F.

Os Sócios Efetivos pagarão no máximo 75% da taxa operacional básica e da taxa de liquidação por entrega e 75% das taxas de registro e da Bolsa.

18.1. Data de pagamento

- a) As taxas operacional básica, da Bolsa e de registro serão devidas no dia útil seguinte ao da operação, observado, no que couber, o disposto no item 19.
- b) A taxa de liquidação por entrega será devida na data de liquidação financeira no vencimento, observado, no que couber, o disposto no item 19.

19. Forma de pagamento e recebimento dos valores relativos à liquidação financeira

A liquidação financeira das operações *day trade*, de ajustes diários, da liquidação financeira no vencimento, de depósitos de margem em dinheiro e dos custos operacionais não expressos em reais será realizada observando-se o seguinte:

- i. para os clientes não-residentes: em dólares dos Estados Unidos da América, na praça de Nova Iorque, EUA, por meio do Banco Liquidante das operações da BM&F no Exterior, por ela indicado. A conversão dos valores respectivos de liquidação financeira, quando for o caso, será feita pela Taxa de Câmbio Referencial BM&F, descrita no Anexo I deste contrato e relativa a uma data específica, conforme a natureza do valor a ser liquidado, a saber:
 - a) na liquidação de operações *day trade*: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia da operação;
 - b) na liquidação de ajuste diário: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia a que o ajuste se refere;
 - c) na liquidação financeira no vencimento: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia útil anterior ao dia da liquidação financeira;
 - d) na liquidação dos custos operacionais: a Taxa de Câmbio Referencial BM&F do dia da operação;
- ii. para os clientes residentes: em reais, de acordo com os procedimentos normais dos demais contratos da BM&F não autorizados à negociação pelos investidores estrangeiros, observado o disposto no item 9.

20. Normas complementares

Fazem parte integrante deste contrato o Anexo I e, no que couber, a legislação em vigor, as normas e os procedimentos da BM&F, definidos em seus Estatutos Sociais, Regulamento de Operações e Ofícios Circulares, observadas, adicionalmente, as normas específicas das autoridades governamentais que possam afetar os termos nele contidos.

ÚLTIMA ATUALIZAÇÃO: OFÍCIO CIRCULAR 123/2001-DG, DE 18/10/2001