



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE MESTRADO EM LOGÍSTICA E PESQUISA OPERACIONAL**

DIEGO DUARTE LIMA

**UM ESTUDO DA PREVISÃO DE DEMANDA DA CASTANHA DE CAJU NO
COMÉRCIO EXTERIOR CEARENSE ATRAVÉS DE SÉRIES TEMPORAIS
MULTIVARIADAS**

**FORTALEZA
2013**

DIEGO DUARTE LIMA

**UM ESTUDO DA PREVISÃO DE DEMANDA DA CASTANHA DE CAJU NO
COMÉRCIO EXTERIOR CEARENSE ATRAVÉS DE SÉRIES TEMPORAIS
MULTIVARIADAS**

Dissertação submetida à Coordenação do curso de Mestrado em Logística e Pesquisa operacional, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Logística e Pesquisa Operacional. Linha de pesquisa: Tomada de decisão e pesquisa operacional.

Orientadora: Prof.^a Dra. Sílvia Maria de Freitas.

**FORTALEZA
2013**

DIEGO DUARTE LIMA

**UM ESTUDO DA PREVISÃO DE DEMANDA DA CASTANHA DE CAJU NO
COMÉRCIO EXTERIOR CEARENSE ATRAVÉS DE SÉRIES TEMPORAIS
MULTIVARIADAS**

Dissertação submetida à Coordenação do Mestrado em Logística e Pesquisa Operacional da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção de título de Mestre em Logística e Pesquisa Operacional. Linha de pesquisa: Tomada de decisão e pesquisa operacional.

Aprovada em: ____/____/____.

BANCA EXAMINADORA

Prof^ª. Dra. Sílvia Maria de Freitas (Orientadora)
Universidade Federal do Ceará-UFC

Prof. Dr. João Welliandre Carneiro Alexandre
Universidade Federal do Ceará-UFC

Prof. Dr. Juvêncio Santos Nobre
Universidade Federal do Ceará-UFC

Prof. Dr. Jean Mari Felizardo
Faculdade 7 de Setembro - FA7

Aos meus pais, Juvenil Lima e Maria da Paz responsáveis pela minha educação e formação do meu caráter.

Aos irmãos Cynthia, Charles, Roberto e Izabelli pelos exemplos em força de vontade, perseverança, amor e por todo apoio prestado ao longo destes vinte e sete anos de vida.

AGRADECIMENTOS

À minha orientadora, professora Sílvia Maria de Freitas, pelo incentivo, confiança e, principalmente, compreensão. Além das críticas, sugestões e valorosas contribuições ao trabalho.

Aos professores da Banca de Qualificação, Dr. Juvêncio Santos Nobre, Dr. João Welliandre Carneiro Alexandre e Dr. João Maurício de Araújo Mota, pelas valiosas colaborações e sugestões.

Aos amigos de mestrado, pela amizade e união que permitiu atravessarmos tantas turbulências, sempre com um sorriso no rosto. Agradeço, em especial, Max, Léo Anderson, Bianca e Rossano pelo companheirismo e pelo apoio ao longo destes dois anos de luta.

Ao Centro Internacional de Negócios do Ceará (CIN/FIEC), pela oportunidade de trabalho gerada em meados de 2007, proporcionando a ideia e a inspiração para este trabalho.

A todos aqueles que, direta ou indiretamente, colaboraram para a concretização deste trabalho, meu sincero "MUITO OBRIGADO".

RESUMO

A aplicação de séries temporais em diversas áreas como Engenharia, Logística, Pesquisa Operacional e Economia, tem como objetivo o conhecimento da dependência entre os dados, suas possíveis tendências, sazonalidades e a previsão de dados futuros. Considerando a carência de métodos eficazes de suporte ao planejamento logístico na área de comércio exterior, neste trabalho foram apresentados e utilizados os modelos multivariados, na área de séries temporais: auto-regressivo vetorial (VAR), auto-regressivo médias móveis vetorial (ARMAV) e espaço de estados (EES). Estes modelos foram empregados para a análise de previsão de demanda, da série bivariada de valor e volume das exportações cearenses de castanha de caju no período de 1996 à 2012. Os resultados mostraram que o modelo espaço de estados foi mais eficiente na previsão das variáveis valor e volume ao longo do período janeiro à março de 2013, quando comparado aos demais modelos pelo método da raiz quadrada do erro médio quadrático, obtendo os menores valores para o referido critério.

Palavras-chave: Comércio Exterior Cearense, Logística Portuária, Métodos de Previsão de Demanda, Séries Temporais Multivariadas.

ABSTRACT

The application of time series in various areas such as Engineering, Logistics, Operations Research and Economics, aims to provide the knowledge of the dependency between observations, trends, seasonality and forecasts. Considering the lack of effective supporting methods of logistics planning in the area of foreign trade, the multivariate models have been presented and used in this work, in the area of time series: Vector Autoregression (VAR), Vector Autoregression Moving-Average (VARMA) and State-Space Integral Equation (SS-IE). These models were used for the analysis of demand forecast, the bivariate series of value and volume of cashew nut exports from Ceará from 1996 to 2012. The results showed that the model state space was more successful in predicting the variables value and volume over the period that goes from January to March 2013, when compared to other models by the method of the root mean squared error, getting the lowest values for those criteria.

Keywords: Foreign Trade in Ceará, Demand Forecasting Methods, Multivariate Time Series, Port Logistics.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Lista de Figura

Figura 1 – Triângulo da tomada de decisões logísticas.....	17
Figura 2 – Fluxo do planejamento logístico.....	179

Lista de Gráficos

Gráfico 1 – Valor exportado de castanha de caju cearense, 1996 à 2012	40
Gráfico 2 – Volume exportado de castanha de caju cearense, 1996 à 2012.....	40
Gráfico 3 – Valores observados e estimados pelo modelo VAR para a variável VALOR.....	41
Gráfico 4 – Valores observados e estimados pelo modelo VAR para a variável VOLUME...42	
Gráfico 5 – Valores observados e estimados pelo modelo ARMAV para variável VALOR ..44	
Gráfico 6 – Valores observados e estimados pelo modelo ARMAV para variável VOLUME44	
Gráfico 7 – Valores observados e estimados pelo modelo EES para a variável VALOR	46
Gráfico 8 – Valores observados e estimados pelo modelo EES para a variável VOLUME....	47

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Histórico das exportações cearenses.....	24
Tabela 2 – Principais setores em valor exportado no Estado do Ceará - 2011 e 2012.....	25
Tabela 3 – Exportações cearenses de castanha de caju, 1996 à 2012	39
Tabela 4 – Estimativas do modelo VAR com variável VALOR como dependente	41
Tabela 5 – Estimativas do modelo VAR com variável VOLUME como dependente	41
Tabela 6 – Previsões e intervalos de confiança do modelo VAR para a variável VALOR	43
Tabela 7 – Previsões e intervalos de confiança do modelo VAR para a variável VOLUME..	43
Tabela 8 – Estimativas do modelo ARMAV com variável VALOR como dependente	43
Tabela 9 – Estimativas do modelo ARMAV com variável VOLUME como dependente.....	43
Tabela 10 – Previsões e intervalos de confiança do modelo ARMAV para variável VALOR..	45
Tabela 11 – Previsões e intervalos de confiança do modelo ARMAV para variável VOLUME45	
Tabela 12 – Estimativas Yule-Walker para AIC mínimo.....	45
Tabela 13 – Estimativas do modelo espaço de estados	46
Tabela 14 – Previsões e intervalos de confiança do modelo ESS para a variável VALOR.....	47
Tabela 15 – Previsões e intervalos de confiança do modelo EES para a variável VOLUME .	47
Tabela 16 – REQM para os modelos multivariados.....	48

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIC	Critério de Informação de Akaike
ALICE-Web	Sistema de Análise das Informações de Comércio Exterior via <i>Internet</i>
ARMAV	Modelo Auto-Regressivo Médias Móveis Vetorial
CSCMP	<i>Council of Supply Chain Management Professionals</i>
DIC	Critério de Informação de <i>Deviance</i>
ESS	Modelo Espaço de Estados
FOB	<i>Free-on-board</i>
GIC	Critério de Informação de Akaike Generalizado
MDIC	Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior
REQM	Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio
SECEX	Secretaria de Comércio Exterior
VAR	Modelo Auto-Regressivo Vetorial

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Considerações iniciais	11
1.2	Justificativa	11
1.3	Objetivos	13
1.3.1	<i>Geral</i>	13
1.3.2	<i>Específicos</i>	13
1.4	Metodologia de pesquisa.....	13
1.4.1	<i>Pesquisa desenvolvida</i>	13
1.4.2	<i>Coleta de dados</i>	14
1.4.3	<i>Programas computacionais utilizados</i>	14
1.5	Estrutura da dissertação.....	14
2	LOGÍSTICA E COMÉRCIO EXTERIOR	15
2.1	Gestão da cadeia de suprimentos	15
2.2	Planejamento logístico	16
2.3	Previsão de demanda.....	19
2.4	A Logística no comércio exterior.....	21
2.5	Comércio exterior cearense.....	23
3	SÉRIES TEMPORAIS	26
3.1	Introdução	26
3.2	Objetivos das séries temporais	27
3.3	Modelo Auto-Regressivo Vetorial (VAR).....	29
3.4	Modelo Auto-Regressivo – Médias Móveis Vetorial (ARMAV).....	29
3.5	Modelo Espaço de Estados (EES).....	31
3.5.1	<i>Relação entre passado e futuro</i>	32
3.5.2	<i>Critério de Akaike para determinar o passado</i>	32
3.5.3	<i>Identificação do vetor de Estados</i>	33
3.5.4	<i>Determinação das matrizes F e G</i>	35
3.6	Critérios de ajustamento e previsão	36
4	APLICAÇÃO DOS MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS MULTIVARIADAS	39
4.1	Modelo Auto Regressivo Vetorial (VAR)	40
4.1.1	<i>Estimação</i>	40
4.1.2	<i>Previsões</i>	42

4.2	Modelo Auto-Regressivo – Médias Móveis Vetorial (ARMAV).....	43
4.2.1	<i>Estimação</i>	43
4.2.2	<i>Previsões</i>	45
4.3	Modelo Espaço de Estados (EES).....	45
4.3.1	<i>Estimação</i>	45
4.3.2	<i>Parâmetros estimados</i>	46
4.3.3	<i>Previsões</i>	47
4.4	Erros de previsão.....	47
5	CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	49
5.1	Conclusões	49
5.2	Considerações finais.....	50
	REFERÊNCIAS	51
	APÊNDICE A – PROGRAMA PARA MODELAGEM VAR NO <i>SOFTWARE R</i>	53
	APÊNDICE B – PROGRAMA PARA MODELAGEM ARMAV (2) E ESPAÇO DE ESTADOS (4) NO <i>SOFTWARE SAS</i>	54
	APÊNDICE C – RESULTADOS DO AIC PARA OS DEZ MODELOS <i>DEFAULT</i> DO R..	55
	APÊNDICE D - EXPORTAÇÕES CEARENSES DE CASTANHA DE CAJU.....	56

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

O desenvolvimento industrial no Estado do Ceará observado nas últimas décadas, pela ampliação do distrito industrial de Maracanaú, construção do novo aeroporto internacional Pinto Martins, porto do Pecém e dos planos da siderúrgica e refinaria requerem das empresas uma sistematização avançada da produção, distribuição e comercialização de seus produtos. Esta sistematização pode ser otimizada pelo estudo do comportamento da demanda dos mercados, fazendo uso de diversos parâmetros. Métodos estatísticos podem então ser aplicados com o intuito de mensurar, qualificar e prever estas demandas.

Neste trabalho serão utilizados de métodos estatísticos de modelagem de dados, para previsão de demandas. Serão utilizados modelos multivariados na área de séries temporais, cujos métodos de análise multivariada podem ser aplicados quando da necessidade de identificação e utilização de variáveis correlacionadas.

1.2 Justificativa

Em meio ao desenvolvimento tecnológico e comercial no Estado do Ceará, que vem sendo acentuado desde meados da década de 1990, em função do incremento do parque industrial, principalmente na região metropolitana de Fortaleza, vê-se a necessidade da implementação da logística em diversos segmentos da indústria, assim como no comércio interno e exterior. Analisar e otimizar os modais de distribuição de mercadorias e produtos, assim como os sistemas de transportes, são tópicos atuais e importantes objetos de estudo da logística. Previamente a estas análises, é possível se deparar com a motivação de identificar futuras demandas, em função de séries temporais, para evitar excessos ou faltas no processo logístico final, como tentativa de reduzir as perdas e maximizar lucros.

Desta forma, a utilização de métodos estatísticos de identificação de variáveis e de modelagem no tempo para prospecção de dados futuros se faz necessário dentro do processo de produtividade logística.

A aplicação de séries temporais em diversas áreas como Engenharia, Logística, Pesquisa Operacional e Economia, tem como um de seus principais objetivos o conhecimento da dependência entre séries no tempo, distintas entre si e devidamente correlacionadas.

Entretanto, existem poucas técnicas que permitem realizar a análise e previsão de séries temporais multivariadas.

Segundo Pereira (1984), Akaike propôs os modelos Auto-Regressivos Vetoriais (VAR), em que sucessivos modelos são ajustados em ordem crescente e, para cada modelo, obtém-se o critério de informação de Akaike, sendo escolhido, o modelo que fornecer o menor critério.

Uma metodologia para ajustamento e previsão de séries temporais multivariadas foi proposta por Kitagawa e Akaike em 1978, a qual é baseada no procedimento *Bayesiano* e denominada Multivariado Auto-Regressivo Bayesiano (BVAR). O modelo é estimado tomando-se a média dos modelos de várias ordens ponderadas por sua distribuição a *posteriori*. Outra metodologia proposta por Kitagawa e Akaike (1978), denominada Mutivariado Auto-Regressivo Instantâneo (IMAR), consiste de variáveis que se relacionam no mesmo instante t como uma combinação linear dos demais termos auto-regressivos. Em 1976, Akaike desenvolveu uma metodologia que utilizava a representação em espaço de estados, estimando o vetor de estados através da análise de correlação canônica. (ROCHA; PEREIRA, 1997).

Pandit e Wu (1983) propuseram uma metodologia, baseada fundamentalmente no ajustamento progressivo de modelos auto-regressivos do tipo ARMAV(n, n-1), para $n = 1, 2, \dots$, onde n é a quantidade de parâmetros do modelo, até que a redução no determinante da matriz da soma do quadrado e produtos cruzados dos resíduos não seja significativa estatisticamente.

Através da utilização destes métodos, a modelagem multivariada dos dados de comércio exterior cearense poderá ajudar a suprir a necessidade da indústria local com relação à tomada de decisões, no que concernem ao gerenciamento de aquisições e estoques. Atualmente, a modelagem utilizada é univariada, analisando-se a série de cada variável individualmente. A importância da aplicação dos métodos multivariados deve-se à correlação existente entre as variáveis da série, evitando que fatores pontuais como crises econômicas ou períodos de estiagem, que afetam apenas uma variável, não perturbem drasticamente o modelo, visto que outras variáveis possam não se influenciar tais fatores.

Inferindo informações a respeito da demanda em futuros próximos, analisando dados como valor exportado, volume exportado, período de safra, etc., espera-se que o presente trabalho apresente soluções mais eficazes e menos onerosas aos processos logísticos de armazenamento e distribuição de mercadorias.

1.3 Objetivos

Os seguintes objetivos foram estabelecidos para traçar as diretrizes que concernem o presente trabalho.

1.3.1 Geral

Apresentar a modelagem de dados multivariados de exportação de castanha de caju, para previsão de dados de comércio internacional a fim de aprimorar o processo de tomada de decisões nos processos logísticos.

1.3.2 Específicos

- a) Apresentar a implementação de modelos de séries temporais multivariadas como ferramentas eficazes para previsão de demanda à dados de comércio exterior cearense;
- b) Expor os dados inferidos por intermédio dos modelos estatísticos, de forma pontual e intervalar, com o intuito de torná-los aplicáveis nos processos logísticos;
- c) Recomendar dentre os modelos apresentados, o mais adequado à série intitulada “Exportações Cearenses de Castanha de Caju”.

1.4 Metodologia de pesquisa

A pesquisa realizada neste trabalho teve uma abordagem quantitativa, através de revisão bibliográfica e análise de dados reais. O desenvolvimento do estudo é baseado no aprimoramento de ferramentas para previsão de demanda, com o objetivo de apresentar métodos estatísticos para a realização do mesmo.

1.4.1 Pesquisa desenvolvida

De acordo com Lakatos e Marconi (1999, p.260), "a pesquisa bibliográfica é indispensável no início de qualquer pesquisa científica", pois além de embasar os principais conceitos, coloca o pesquisador em contato com o que já foi escrito sobre o assunto em questão. Nesta pesquisa utilizou-se de livros, artigos publicados em periódicos, trabalhos de outros estudiosos do assunto, material de cursos, entre outros, que aprofundaram os conhecimentos necessários para o desenvolvimento do trabalho.

1.4.2 Coleta de dados

Para coleta dos dados foi utilizado o Sistema de Análise das Informações de Comércio Exterior via *Internet*, denominado ALICE-Web, da Secretaria de Comércio Exterior (SECEX), do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior (MDIC). Este sistema foi desenvolvido com vistas a modernizar as formas de acesso e a sistemática de disseminação dos dados estatísticos das exportações e importações brasileiras.

O ALICE-Web é atualizado mensalmente, quando da divulgação da balança comercial, e tem por base os dados obtidos a partir do Sistema Integrado de Comércio Exterior (SISCOMEX), sistema que administra o comércio exterior brasileiro.

Dados anuais de exportação do Estado do Ceará no período 1989 à 2012 e dados mensais de exportação cearense do produto castanha de caju no período 1996 à 2012, foram extraídos do ALICE-Web, através do menu exportações (1996-2013) com o filtro “Ceará” para a primeira consulta e utilizando o filtro NCM 0801.32.00 para a segunda consulta.

1.4.3 Programas computacionais utilizados

Os programas computacionais utilizados para a modelagem dos dados, foram o *software* R para o modelo auto-regressivo vetorial e o *software* SAS (BROCKLEBANK e DICKEY, 2003) para os modelos auto-regressivo médias móveis vetorial e espaço de estados.

1.5 Estrutura da dissertação

Esta dissertação é composta por cinco capítulos. O presente capítulo introdutório apresenta uma visão geral do trabalho, contextualizando a justificativa, o objetivo geral e os objetivos específicos.

Nos segundo e terceiro capítulos tem-se a fundamentação teórica que expõe a base literária realizada no trabalho. O Capítulo 2 traz uma explanação sobre a previsão de demanda como etapa da gestão da cadeia de suprimentos e sobre comércio exterior, setor de aplicação do presente trabalho. O Capítulo 3 apresenta os modelos multivariados de séries temporais, utilizados na dissertação.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados e análises dos dados bivariados de exportações cearenses de castanha de caju, por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões e considerações finais.

2 LOGÍSTICA E COMÉRCIO EXTERIOR

Neste capítulo serão apresentadas as referências que abordam e definem a previsão de demanda como etapa da gestão logística e serão expostas também referências sobre comércio exterior, setor de aplicação do presente trabalho.

2.1 Gestão da cadeia de suprimentos

Segundo Nunes (2001), Gestão da Cadeia de Suprimentos é o processo de planejar, implementar e controlar os fluxos de produtos ou serviços, de informações e financeiro de uma empresa, desde a obtenção das matérias-primas, passando pela fabricação e satisfazendo os clientes em suas necessidades de tipo, tempo e lugar, através da distribuição adequada, com custos, recursos e tempo mínimos.

Segundo o Conselho dos Profissionais de Gestão de Cadeia de Suprimentos (CSCMP 2007), a Gestão da Cadeia de Suprimentos engloba o planejamento e a gestão de todas as atividades envolvidas na identificação e seleção de fornecedores, conversão e todas as atividades de Gestão Logística. Ela também inclui a coordenação e colaboração com os parceiros do canal que podem ser fornecedores, intermediários, provedores de serviços terceirizados e clientes. Em essência, a Gestão da Cadeia de Suprimento integra a gestão do suprimento e da demanda, dentro e através das empresas.

A Gestão da Cadeia de Suprimentos é uma função integradora com a responsabilidade primária de fazer a ligação entre as principais funções do negócio com os processos do negócio dentro da empresa e ao longo da cadeia de suprimento, de forma coesiva e num modelo de negócios de alta performance. Inclui todas as atividades de gestão logística relacionadas acima, bem como as operações de fabricação, levando à coordenação dos processos e atividades do *marketing*, vendas, projeto do produto, finanças e tecnologia da informação (CSCMP 2007).

Por Gestão Logística esse conselho define como a parte da cadeia de suprimentos que planeja, implanta e controla o eficiente e efetivo fluxo de produção, regular e reverso, e a estocagem de produtos, serviços e informações correlatas, entre o ponto de origem e o ponto de consumo, com a finalidade de satisfazer as necessidades dos clientes (CSCMP 2007).

2.2 Planejamento logístico

Segundo Ballou (2001) a logística envolve todas as operações relacionadas com planejamento e controle de produção, movimentação de materiais, embalagem, armazenagem e expedição, distribuição física, transporte e sistemas de comunicação que, realizadas de modo sincronizado, podem fazer com que as empresas agreguem valor aos serviços oferecidos aos clientes, podendo assim criar oportunidades de um diferencial competitivo perante a concorrência.

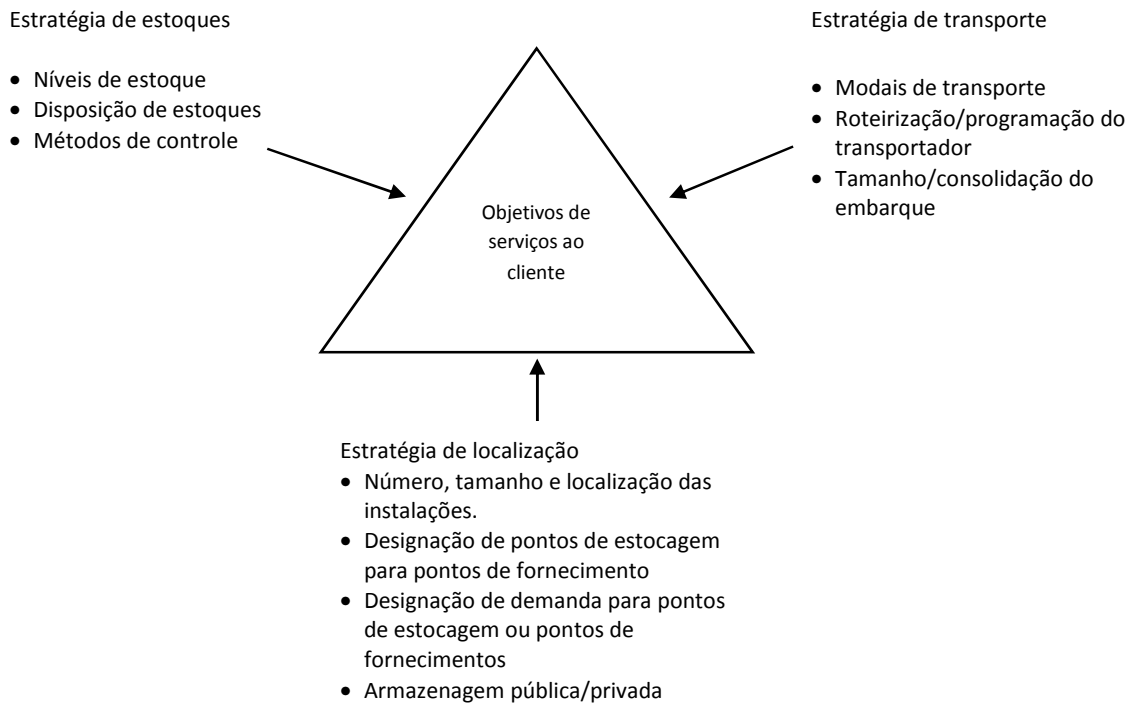
Para Bowersox e Closs (2001), o objetivo central da logística é o de atingir um nível de serviço ao cliente pelo menor custo total possível buscando oferecer capacidades logísticas alternativas com ênfase na flexibilidade, na agilidade, no controle operacional e no compromisso de atingir um nível de desempenho que implique um serviço perfeito. Wood *et al.* (1999) descrevem que o serviço ao cliente é o conjunto de atividades desenvolvidas pela empresa na busca da satisfação dos clientes, proporcionando, ao mesmo tempo, uma percepção de que a empresa pode ser um ótimo parceiro comercial.

Conforme Ballou (2001), o planejamento logístico tem por objetivo desenvolver estratégias que possam resolver os problemas de quatro áreas de destaque em empresas de transporte, que são: i) o nível de serviços oferecido aos clientes; ii) localização das instalações de centros de distribuição; iii) decisões de níveis de estoque e; iv) decisões de transportes que devem ser utilizados no desenvolvimento de todo o processo.

Todas as quatro áreas são de fundamental importância para a empresa, suas funções e atividades devem ser planejadas de forma integrada, buscando oferecer um resultado operacional dentro das necessidades que o mercado exige de seus participantes. Levantar informações sobre o mercado no qual se está inserido e suas respectivas necessidades são de grande validade no processo de planejamento da empresa, bem como, na definição de como serão utilizados os recursos disponíveis, alocando-os da melhor maneira possível.

De acordo com o triângulo de tomada de decisões logísticas, Figura 1, pode-se verificar que, no contexto das quatro áreas, a definição dos serviços a serem oferecidos aos clientes é o que afeta drasticamente toda a viabilidade do negócio. O triângulo será o indicador pelo qual o cliente tomará a decisão de utilizar ou não os serviços da empresa. Desta forma, através do planejamento logístico, a empresa deve estruturar toda sua plataforma de operação, definindo seus padrões de níveis de serviços que serão oferecidos aos seus clientes.

Figura 1 – Triângulo da tomada de decisões logísticas



Fonte: BALLOU (2001)

Para definir a importância da logística, Ballou (2001) salienta que a empresa é responsável por oferecer mercadorias ou serviços esperados pelos clientes, nos locais apropriados em relação às suas necessidades, nos prazos acertados ou esperados e nas melhores condições físicas possíveis, a fim de atender às necessidades dos clientes, proporcionando o máximo de retorno financeiro para a empresa. Novaes (2001) reforça essa ideia afirmando que a logística busca, de um lado, otimizar as atividades da empresa de forma a gerar retorno através de uma melhoria no nível de serviço a ser oferecido ao cliente e, de outro lado, prover a empresa de condições para competir no mercado, como por exemplo, através da redução dos custos.

O mercado sofre rápidas mudanças e, costumeiramente, as empresas não estão preparadas para absorver estas mudanças, dificultando sua adaptação ao novo ambiente de negócios. Portanto, desenvolver e executar um processo de planejamento é de suma importância para as empresas, pois um planejamento logístico orientado para atender às necessidades impostas pelo mercado resulta em melhor aproveitamento dos recursos e, por consequência, a estabilidade da empresa. Essa estabilidade advém do equilíbrio dos recursos financeiros disponíveis e da oferta de serviços, de forma que se agregue valor aos mesmos, oportunizando um diferencial competitivo, através do nível de serviço, perante a concorrência, sem afetar a estabilidade e rentabilidade da empresa.

Christopher (1997) defende que a empresa deve monitorar suas atividades, avaliando se os custos para desenvolver alto nível de serviço aos seus clientes não sejam maiores que as receitas proporcionadas pelos mesmos, pois, sendo assim, não se justifica o investimento. A empresa deve estar atenta para a relação do custo/benefício nas decisões de provimento do nível de serviço a ser oferecido aos seus clientes.

Heikkilä (2002) afirma que o desenvolvimento de um sistema de serviços que atenda às necessidades dos clientes se torna mais fácil no momento que se tenha um planejamento logístico estruturado. Na medida em que se operam diante das incertezas proporcionadas pelas expectativas dos clientes, a empresa que já tiver um planejamento logístico estruturado terá maior facilidade em mensurar o nível de serviço que será oferecido ao cliente, principalmente em relação ao máximo que poderá ser oferecido sem comprometer sua rentabilidade.

O planejamento logístico ampara-se no planejamento estratégico da empresa, sendo assim, ambos devem ser coerentes, de forma que os objetivos estipulados sejam atingidos.

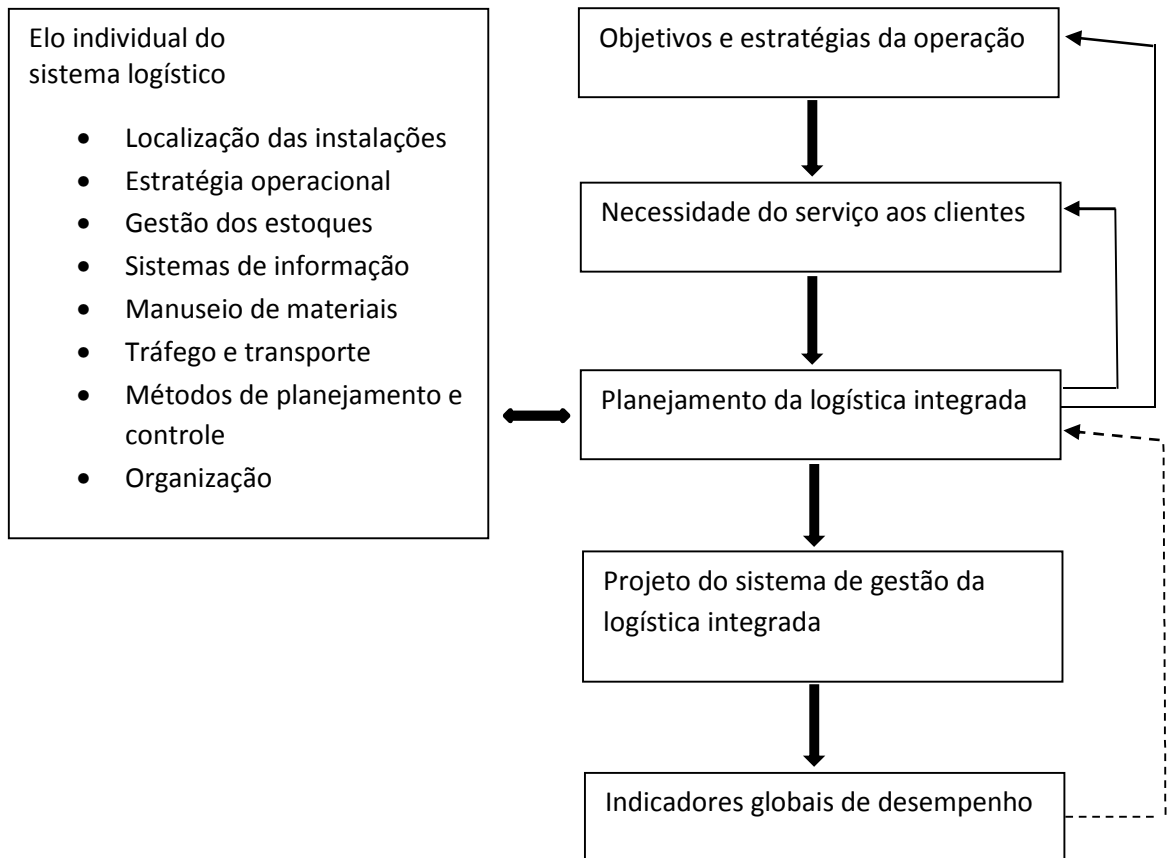
Estrategistas, altamente conhecedores do assunto, devem assessorar o desenvolvimento do mesmo. É importante salientar que o processo, para ter êxito, precisa necessariamente ter o consentimento de toda a direção da empresa e de seus acionistas, de forma que sejam estabelecidos os limites máximos de mudanças aceitos para o posicionamento da empresa no mercado.

Segundo Emilio (2001), várias empresas de transporte como, por exemplo, a Rapidão Cometa, com sede em Recife, estão redefinindo suas estratégias, montando planejamentos logísticos visando nichos específicos de mercado. Estes nichos, muitas vezes, apresentam volumes menores de produtos movimentados, mas justificam-se pela maior rentabilidade que oferecem. Nesse caso, o nível de serviço tende a ser elevado com custos mais expressivos.

No processo de elaboração de um planejamento logístico deve-se ficar claro que nem tudo que foi planejado funcionará perfeitamente o tempo todo. Wright, Kroll e Parnell. (2000) afirmam que, quando implementada a estratégia, no desenvolver das atividades, serão necessárias modificações à medida que as condições ambientais ou organizacionais sofrerem alterações, sendo que estas alterações são, muitas vezes, difíceis de serem previstas. Neste contexto, existe a possibilidade de que alguns fatores internos (quebra de veículos, incêndios em centros de distribuição, etc.) e fatores externos (interrupção de estradas, greves, etc.), dificultem o desenvolvimento do nível de serviço previamente programado com o cliente. Tal

afirmação pode ser melhor compreendida pelo fluxo de planejamento logístico, através da Figura 2.

Figura 2 – Fluxo do planejamento logístico



Fonte: BALLOU (2001)

Assim, os gestores das empresas devem elaborar planejamentos logísticos flexíveis de forma que possam ser ajustados aos elementos críticos logísticos, estabelecendo ações apropriadas que devem ser utilizadas caso algum evento inesperado venha ocorrer. Desta forma, pode-se evitar um processo desgastante junto aos clientes por não terem sido cumpridas as ações programadas, o que, em muitos casos, podem provocar quebras de contratos e perdas de clientes de alta rentabilidade.

2.3 Previsão de demanda

A previsão de demanda é uma técnica que usa dados passados na predição de valores futuros, cuja implementação é primordial para elaboração de um planejamento logístico.

Segundo Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998), realizar previsões de demanda é importante para auxiliar na determinação dos recursos necessários para a empresa.

Em tempos de abertura de mercados essa atividade torna-se fundamental. Os mercados que podem ser acessados pela empresa, assim como a concorrência que os disputam, mudam continuamente, exigindo novas previsões de demanda em períodos mais curtos.

Para efetuar uma previsão com maior precisão, deve-se, inicialmente, compreender a natureza da demanda. A demanda pode ser dependente, que é quando o produto é componente de um produto final, ou independente, quando o produto é final. A previsão deve ter um período base, sobre o qual se apoiam as projeções, e deve-se identificar se existem fatores sazonais, componentes de tendência, fatores cíclicos e fatores promocionais.

Tubino (2000) ressalta que as técnicas de previsão podem ser subdivididas em dois grandes grupos: as técnicas qualitativas e as quantitativas. As técnicas qualitativas privilegiam principalmente dados subjetivos, os quais são difíceis de representar numericamente. Já as técnicas quantitativas envolvem análise numérica dos dados passados, isentando-se de opiniões pessoais ou palpites.

Para Slack, Chambers e Johnston (2009), uma abordagem qualitativa envolve coletar e avaliar julgamentos, opiniões, inclusive boas adivinhações, assim como o desempenho passado de especialistas, para fazer a previsão. Existem várias formas pelas quais isso pode ser feito: abordagem de painel, método Delphi e planejamento de cenário, dentre outras.

Existem duas abordagens principais de previsão quantitativas: análise de séries temporais e técnicas de modelagem causal. As séries temporais examinam o padrão de comportamento passado de um único fenômeno ao longo do tempo, levando em consideração razões para variação de tendência, de modo a usar a análise para prever o comportamento futuro do fenômeno. Modelagem causal é uma abordagem que descreve e avalia os relacionamentos complexos de causa e efeito entre variáveis-chave (SLACK; CHAMBERS; JOHNSTON, 2009).

Para Slack, Chambers e Johnston (2009), duas das abordagens quantitativas mais comuns de previsão, baseadas na projeção do comportamento passado para o futuro, são: previsão baseada na média móvel e a previsão ajustada exponencialmente.

A técnica de suavização exponencial, é amplamente utilizada para previsão de demanda devido a sua simplicidade, facilidade de ajustes e boa acurácia. Tais métodos usam uma ponderação distinta para cada valor observado na série temporal, de modo que valores

mais recentes recebam pesos maiores. Assim, os pesos formam um conjunto que decai exponencialmente a partir de valores mais recentes.

Outra técnica bastante difundida é a metodologia de Box-Jenkins (MORETTIN; TOLOI, 2006), descrita por estes autores na década de 70. Os modelos de Box-Jenkins partem da ideia de que cada valor da série (temporal) pode ser explicado por valores prévios, a partir do uso da estrutura de correlação temporal que geralmente há entre os valores da série.

Como uma série temporal tem os dados coletados sequencialmente ao longo do tempo, espera-se que ela apresente correlação serial no tempo. Os modelos de Box-Jenkins, genericamente conhecidos por ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Averages*) e, na literatura em português por Auto-Regressivos Integrados de Médias Móveis, são modelos estatísticos que visam captar o comportamento da correlação serial ou autocorrelação entre os valores da série temporal, e com base nesse comportamento realizar previsões futuras.

Neste trabalho será implementada a utilização de Séries Temporais Multivariadas como ferramenta para previsão de demanda. Tais técnicas são estatisticamente mais robustas que os modelos univariados e, em geral, apresentam maior precisão. Três modelos multivariados serão apresentados, (i) Auto-Regressivo Vetorial, (ii) Auto-Regressivo de Médias Móveis Vetorial (ARMAV) e (iii) Espaço de Estados (EES), a fim de identificar qual se adequará melhor, oferecendo melhores previsões, à série estatística de exportações cearenses de castanha de caju. Os modelos estão apresentados no capítulo 3.

2.4 A Logística no comércio exterior

O comércio exterior é o nome dado ao conjunto das operações de compra e venda de bens e serviços de um país no exterior, chamadas respectivamente importação e exportação.

Ao afirmar que o comércio exterior tem papel importante no desenvolvimento econômico e social de uma nação, remete-se a um melhor padrão de vida de toda a população, e não simplesmente ao crescimento das indústrias de forma desatrelada aos fenômenos sociais. Em outras palavras, considera-se estes fenômenos sociais como o crescimento da renda per capita da população decorrente do avanço eminente do Comércio Internacional.

Maia (2004) coloca como um dos efeitos do Comércio Exterior “o melhor nível de vida da população pela realocação dos recursos produtivos que reduzem custos e, por conseguinte, amplia o poder aquisitivo dos consumidores”. Ou seja, com a tecnologia aplicada

no Comércio Internacional pode-se reduzir os custos de produção e vender os produtos com menor custo à população, aumentando seu poder de compra.

Conforme Goebel (1996), à medida que a economia mundial vai se tornando cada vez mais globalizada, e o Brasil vai incrementando gradativamente o seu comércio exterior, a logística passa a ter um papel acentuadamente mais importante, pois comércio e indústria consideram o mercado mundial como os seus fornecedores e clientes. Devido ao número de operações necessárias para realização das operações de comércio exterior, exige-se que os volumes transacionados, geralmente, também sejam superiores àqueles comercializados no mercado doméstico. Nesse caso, o volume compensa os custos dessas atividades adicionais. A diferença de magnitude dos volumes por embarque, comparada com transações realizadas normalmente no mercado nacional, por si só, já exige uma estrutura física diferente ao longo da cadeia, de modo a manter o custo final da transação no menor nível possível e comercialmente viável.

Por estar intrinsecamente relacionada com qualidade, constatou-se que, na definição das estratégias logísticas bem-sucedidas, era imprescindível planejar o atendimento contínuo das necessidades dos clientes, tanto na produção de bens quanto na prestação de serviços, eliminando burocracia, demoras, insegurança, falhas, erros, defeitos, retrabalho e todas as demais tarefas desnecessárias. (RODRIGUES, 2007).

Day (1999) aponta que a determinação de estratégias tem por objetivo buscar vantagens competitivas sobre os concorrentes e também manter as vantagens já existentes.

Neste sentido, confirma-se a importância da logística para se alcançar a eficiência nas transações comerciais para que o ingresso no comércio exterior não seja apenas temporário ou sazonal, e sim constante e competitivo dentro deste cenário de mundo globalizado e sem fronteiras.

Com característica de transporte de cargas com grandes volumes e conseqüente redução de custos, a partir do ano 2000 o transporte marítimo na matriz de transporte internacional brasileira, assume a liderança, com 95% (volume) de cargas transportadas a partir. Fator importante para desenvolvimento do transporte marítimo, o *contêiner* assumiu o papel imprescindível na agilização das operações de carga e descarga nos portos. Este é o motivo pelo qual os principais portos mundiais possuem terminais especializados especificamente para a movimentação de *contêineres*. O *contêiner* é uma caixa construída em aço, alumínio ou fibra, criado para o transporte de mercadorias e suficientemente forte para

resistir ao uso constante. Tal equipamento identificado através do número, tamanho, tipo, marca do proprietário e de seu local de registro (VILLA, 2003), tornando-se um equipamento fundamental na logística de comércio exterior.

Outro fator que auxiliou no desenvolvimento da política portuária brasileira foi a Lei 8.630 de 25 de fevereiro de 1993, a chamada Lei de Modernização dos Portos, essa lei fez com que a logística portuária assumisse um papel fundamental para o desenvolvimento do transporte marítimo e a consequente integração nacional. Tal Lei foi revogada em 5 de junho de 2013 quando foi apresentada a Lei 12.815 que dispõe sobre a exploração direta e indireta de portos e instalações portuárias e sobre as atividades desempenhadas pelos operadores portuários.

Entretanto, aliada a falta de qualificação profissional dos envolvidos na operacionalização dos processos do comércio internacional, encontra-se uma enorme deficiência na busca de sistemas de informações consistentes para a criação de uma base de apoio na qual todos os envolvidos possam participar ativamente em cada passo do processo, para uma eficiente conclusão do mesmo.

O desenvolvimento deste trabalho visa auxiliar, processos logísticos associados ao comércio exterior, como a gestão de estoques em armazéns portuários, a otimização da utilização de *contêineres*, dentre outras etapas da gestão da cadeia de suprimentos, diretamente ligadas à previsão de demanda.

2.5 Comércio exterior cearense

A política de industrialização do Ceará teve início em meados dos anos 1980, baseada na estratégia de concessões financeiras e apoio de infraestrutura. Vale ressaltar que os setores de maiores investimentos foram: metal-mecânico, papelaria, química, cerâmicas, têxteis, vestuário, produtos alimentares, móveis domésticos, calçadista e seus subsidiários (MAIA; CAVALCANTE, 2010).

O Ceará começa a dar resposta à sua política de industrialização, durante a década de 1990. Esse comportamento fez com que houvesse um crescimento das exportações do Estado, como pode ser constatado na Tabela 1. Nesse período também aconteceu a implantação do Plano Real que, possibilitou o crescimento das importações. O Ceará passou a importar mais bens industrializados, como máquinas, aparelhos e material elétrico e produtos metalúrgicos (MAIA; CAVALCANTE, 2010).

Tabela 1 – Histórico das exportações cearenses

Ano	Valor Exportado (US\$FOB)¹
1989	219.595.370
1990	230.568.501
1991	270.418.734
1992	303.589.540
1993	274.824.678
1994	334.860.983
1995	352.131.235
1996	380.433.715
1997	353.002.493
1998	355.246.242
1999	371.234.015
2000	495.338.674
2001	527.668.107
2002	545.023.335
2003	762.602.719
2004	861.567.940
2005	933.589.116
2006	961.874.415
2007	1.148.357.273
2008	1.276.970.342
2009	1.080.168.033
2010	1.269.498.551
2011	1.403.295.759
2012	1.266.967.291

Fonte: Alice-Web - Secex/MDIC (2013).

¹ US\$FOB é tipo de frete, o comprador assume todos os riscos e custos com o transporte da mercadoria, assim que ela é colocada a bordo do navio.

As exportações, a partir de 2000, ganharam mais destaque, sendo impulsionadas pelo crescimento do valor exportado de calçados, couros, castanha de caju, produtos têxteis e produtos alimentares. Isto mostra o reflexo da política de industrialização do Estado.

No presente trabalho será utilizada a série histórica de exportações da castanha de caju, terceiro principal setor das exportações cearenses, conforme os dados apresentado na Tabela 2, que expõe os dez principais setores do Estado nos anos de 2011 e 2012.

Tabela 2 – Principais setores em valor exportado no Estado do Ceará - 2011 e 2012

Setores	Exportações 2012 (US\$FOB)	Participação 2012 (%)	Exportações 2011(US\$FOB)	Participação 2011 (%)	Varição 12/11 (%)
1 Calçados	338.648.951	26,7	365.963.180	26,1	-7,5
2 Couros	205.932.324	16,3	184.139.998	13,1	11,8
3 Castanha de Caju	160.137.263	12,6	190.550.472	13,6	-16,0
4 Fruticultura ¹	108.298.927	8,5	102.590.822	7,3	5,6
5 Têxtil	72.854.456	5,8	86.936.455	6,2	-16,2
6 Ceras Vegetais	66.842.620	5,3	58.215.910	4,1	14,8
7 Bebidas	48.159.731	3,8	41.538.439	3,0	15,9
8 Lagosta	29.037.413	2,3	50.109.672	3,6	-42,1
9 Minérios	19.583.164	1,5	21.107.333	1,5	-7,2
Óleos brutos e					
10 Lubrificantes	18.759.585	1,5	83.435.347	5,9	-77,5
Demais produtos	198.712.857	15,7	218.708.131	15,6	-9,1
Total exportado pelo Ceará	1.266.967.291	100,0	1.403.295.759	100,0	-9,7

Fonte: Alice-Web - Secex/MDIC. (2013)

¹ Compreende todo o setor frutas com exceção da castanha de caju.

3 SÉRIES TEMPORAIS

Neste capítulo serão apresentados os conceitos de séries temporais e definidos os modelos estatísticos na área de séries temporais multivariadas utilizados no trabalho.

3.1 Introdução

Conforme Ehlers (2007), uma série temporal é uma coleção de observações feitas sequencialmente ao longo do tempo. A característica mais importante deste tipo de dados é que as observações vizinhas são dependentes e o interesse é analisar e modelar esta dependência. Enquanto em modelos de regressão, por exemplo, a ordem das observações é irrelevante para a análise, em séries temporais a ordem dos dados é crucial. Vale notar também que o tempo pode ser substituído por outra variável ordenada, como por exemplo, distância, profundidade, etc.

Como a maior parte dos procedimentos estatísticos foi desenvolvida para analisar observações independentes, o estudo de séries temporais requer o uso de técnicas específicas. Dados de séries temporais surgem em vários campos do conhecimento como Economia (preços diários de ações, taxa mensal de desemprego, produção industrial), Medicina (eletrocardiograma, eletroencefalograma), Epidemiologia (número mensal de novos casos de meningite), Meteorologia (precipitação pluviométrica, temperatura diária, velocidade do vento), etc. (EHLERS, 2007).

O autor também aponta algumas características que são particulares a este tipo de dados:

- observações correlacionadas são mais difíceis de analisar e requerem técnicas específicas;
- deve-se levar em conta a ordem temporal das observações;
- fatores complicadores como presença de tendências e variação sazonal ou cíclica podem ser difíceis de estimar ou remover;
- a seleção de modelos pode ser bastante complicada, e as ferramentas podem ser de difícil interpretação;
- é mais difícil de lidar com observações perdidas e dados discrepantes devido à natureza ordenada.

Conforme Morettin e Toloi (2006), uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo, sendo compostas por quatro elementos:

- a) tendência: verifica o sentido de deslocamento da série ao longo de vários anos;
 - b) ciclo: movimento ondulatório que ao longo de vários anos tende a ser periódico;
 - c) sazonalidade: movimento ondulatório de curta duração, em geral, inferior a um ano, associada, na maioria dos casos, a mudanças climáticas;
- ruído aleatório ou erro: compreende a variabilidade intrínseca aos dados e não pode ser modelado.

3.2 Objetivos das séries temporais

Em algumas situações o objetivo pode ser fazer previsões de valores futuros enquanto em outras a estrutura da série ou sua relação com outras séries pode ser o interesse principal. De um modo geral, os principais objetivos em se estudar séries temporais podem ser os seguintes (EHLERS 2007):

- descrição: descreve propriedades da série, o padrão de tendência, existência de variação sazonal ou cíclica, observações discrepantes (*outliers*), alterações estruturais (ex. mudanças no padrão da tendência ou da sazonalidade), etc.
- explicação: usa a variação em uma série para explicar a variação em outra série.
- predição: prediz valores futuros com base em valores passados. Aqui assume-se que o futuro envolve incerteza, ou seja as previsões não são perfeitas. Porém é necessário tentar reduzir os erros de previsão.
- controle: os valores da série temporal medem a “qualidade” de um processo de manufatura e o objetivo é o controle do processo. Um exemplo é o controle estatístico de qualidade aonde as observações são representadas em cartas de controle.

As abordagens podem ser feitas utilizando-se métodos de:

- técnicas descritivas: gráficos, identificação de padrões, etc;
- modelos probabilísticos: seleção, comparação e adequação de modelos, estimação e predição;

- análise espectral, que tem como interesse básico a identificação da periodicidade dos dados;
- métodos não paramétricos (alisamento ou suavização), como o modelo de suavização exponencial sazonal Holt-Winters;
- outras abordagens: modelos de espaço de estados, modelos não lineares, séries multivariadas, estudos longitudinais, processos de longa dependência, modelos para volatilidade, etc.

No presente trabalho será utilizada a abordagem de modelos probabilísticos que, segundo Morettin e Toloí (2006), podem ser chamados de processos estocásticos e definidos como uma coleção de variáveis aleatórias ordenadas no tempo e definidas em um conjunto de pontos T , que pode ser contínuo ou discreto. Será denotada a variável aleatória no tempo t por $X(t)$ no caso contínuo (usualmente $-\infty < t < \infty$), e por X_t no caso discreto (usualmente $t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$). O conjunto de possíveis valores do processo é chamado de espaço de estados que pode ser discreto ou contínuo (EHLERS, 2007).

Em análise de séries temporais a situação é bem diferente da maioria dos problemas estatísticos. Embora seja possível variar o tamanho da série observada, usualmente será impossível fazer mais do que uma observação em cada tempo. Assim, tem-se apenas uma realização do processo estocástico e uma única observação da variável aleatória no tempo t , denotada por $x(t)$ no caso contínuo e x_t , para $t = 1, \dots, N$, no caso discreto.

Dentre os processos estocásticos mais comuns utilizados na especificação de modelos para séries temporais univariadas pode-se citar:

- sequência aleatória ou ruído branco;
- passeio aleatório;
- movimento browniano;
- processos de médias móveis;
- processos autoregressivos;
- modelos mistos ARMA (combinação dos processos médias móveis e autoregressivos);
- modelos ARMA integrados (ARIMA).

3.3 Modelo Auto-Regressivo Vetorial (VAR)

A metodologia do modelo VAR foi proposta por Akaike (1971) e considera que toda informação significativa passada e presente para prever o futuro deva estar contida no conjunto, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k} , sendo k a ordem do modelo que pode ser representado por:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_k Y_{t-k} + \phi D_t + U_t, \quad (1)$$

sendo que $U_t \sim N(0, \Sigma)$, Y_t é um vetor ($n \times 1$), cada elemento A_i é uma matriz de parâmetros de ordem ($n \times n$) e D_t representa termos determinísticos, tais como, constante, tendência linear, variáveis *dummies* sazonais, intervenção, ou qualquer outro tipo de regressor que sejam considerados fixos.

O Critério de Informação de Akaike (AIC) para um modelo VAR (k) definido em (1) é definido como:

$$AIC(k) = T \log(|\hat{\Sigma}_k|) + 2km^2,$$

sendo m a dimensão de Y_t , k a ordem do modelo, T o número de observações da série e $|\hat{\Sigma}_k|$ é o determinante da matriz de covariâncias dos resíduos do modelo auto-regressivo vetorial de ordem k . Assim, será escolhido o modelo de ordem k dado em (1), que fornece o menor valor de AIC (AKAIKE, 1971).

3.4 Modelo Auto-Regressivo – Médias Móveis Vetorial (ARMAV)

A expressão para o modelo ARMAV, proposto por Pandit e Wu (1983), é dada por:

$$Y_t = \sum_{i=1}^n A_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^m B_i U_{t-i} + U_t \quad (2)$$

em que U_t é um processo ruído branco, Y_{t-i} é um vetor de medidas no tempo $t-i$, A_i e B_i são matrizes de coeficientes AR (autoregressivo) e MA (média móvel), respectivamente.

Conforme Rocha e Pereira (1997) o método proposto por Pandit e Wu (1983), consiste basicamente em ajustar sucessivamente modelos ARMAV ($n, n-1$) para $n = 1, 2, \dots$, em que n é a quantidade de parâmetros, até que uma redução não significativa no

determinante da matriz da soma de quadrados e produtos cruzados (SQP) dos resíduos seja obtida.

Este procedimento será melhor entendido a partir das seguintes etapas:

- a) ajustar um modelo ARMAV (n, n-1);
- b) calcular a matriz da soma de quadrados e produtos dos resíduos;
- c) repetir os passos a) e b) até que uma redução do determinante da matriz obtida em b) não seja estatisticamente significativa e o intervalo de confiança para os últimos parâmetros não inclua o valor zero;
- d) se o modelo é considerado adequado, mas têm alguns parâmetros cujos intervalos incluem o zero, reestimar o modelo excluindo estes parâmetros. Testar a adequação do novo modelo, para determinação do modelo final.

A redução do determinante da matriz SQP pode ser julgada através do teste de Wilks, também denominado critério F, que é dado pela razão de dois determinantes, ou seja (PEREIRA, 1984):

$$\Lambda = \frac{|A_1|}{|A_0|}, \quad (3)$$

em que A_0 é a matriz SQP do modelo ajustado sem restrição (modelo com mais parâmetros) e A_1 é a matriz SQP do modelo ajustado com restrição (modelo com menos parâmetros).

Usando a quantidade definida em (3), o critério é baseado na seguinte estatística:

$$F = \frac{1 - \Lambda^{1/l}}{\Lambda^{1/l}} \frac{(kl - 2\lambda)}{ms} F_{\alpha} (ms, kl - 2\lambda),$$

sendo:

T = número de observações da série

m = número de séries

r = m × número de parâmetros

s = m × números de parâmetros restritos a zero

$$k = T - r - \frac{m - s + 1}{2}$$

$$l = \sqrt{\frac{m^2 \cdot s^2 - 4}{m^2 + s^2 - 5}}$$

$$\lambda = \frac{ms - 2}{4}$$

Fazendo a busca de forma crescente em n tem-se:

- a) se os parâmetros θ não são zero, isto é, ARMAV (2n, 2n-1), ARMAV (2n+1,2n) para $n = 1,2,\dots$, os modelos pesquisados serão de ordem (2,1), (3,2), (4,3), ...
- b) se os parâmetros θ podem ser zero, isto é, ARMAV (n,m), $n = 1, 2, \dots$, e $m = 0, 1, \dots, n-1$, os modelos pesquisados serão de ordem (1,0), (2,0), (2,1), (3,0), (3,1)...
- c) se os parâmetros θ podem somente assumir o valor zero, isto é, ARMAV (n,0), $n = 1,2, \dots$, os modelos pesquisados serão de ordem (1,0), (2,0), ...

A vantagem da implementação deste procedimento é que, caso seja escolhida a terceira opção, o programa evitará os procedimentos não lineares de estimação, utilizando, desta forma, mínimos quadrados, tornando o algoritmo mais eficiente (ROCHA; PEREIRA, 1997).

3.5 Modelo Espaço de Estados (EES)

Conforme Rocha e Pereira (1997), esta metodologia proposta por Akaike (1976) considera a representação de um modelo em espaço de estados dada pelas equações de atualização e observação, respectivamente:

$$Y_{t+1} = Fv_t + G\varepsilon_t \text{ e } Y_t = Hv_t, \quad (4)$$

sendo:

v_t , o vetor de estado ($p \times 1$),

F, a matriz de transição ($p \times p$),

G, a matriz de entrada ($p \times m$),

ε_t , um vetor de perturbação aleatória ($m \times 1$),

Y_t , o vetor que contém as séries de tempo ($m \times 1$) e

H, a matriz de observação ($m \times p$).

Em geral, a dimensão de v_t é maior do que a dimensão de Y_t , de maneira que v_t é dado por:

$$v_t = (Y_{t|t}, Y_{t+1|t}, \dots).$$

Com o objetivo de determinar a dimensão do vetor v_t , Akaike (1976) introduziu o conceito de realização mínima, que é obtida através de uma análise de correlações canônicas entre o conjunto de observações passadas Y_t^P e futuras Y_t^F , com

$$Y_t^P = (Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-l})' \text{ e } Y_t^F = (Y_t, Y_{t+1}, \dots, Y_{t+l})'.$$

3.5.1 Relação entre passado e futuro

A análise de correlação canônica seleciona uma combinação linear das variáveis dos vetores Y^P e Y^F de dimensões k_1 e k_2 , respectivamente, da forma:

$$\varepsilon_i = a_i' Y^P \text{ e } \eta_i = b_i' Y^F, i = 1, \dots, \min(k_1, k_2),$$

sendo $a_i' = (a_{1i}, \dots, a_{k_1 i})$ e $b_i' = (b_{1i}, \dots, b_{k_2 i})$ o vetor de coeficientes das combinações lineares.

Calculam-se então os coeficientes de correlações $C_{i,s}$ entre ε_i e η_i , respectivamente, até que ao final tem-se a seguinte relação:

$$C_1 \leq C_2 \leq \dots \leq C_{\min(k_1, k_2)}.$$

Supondo-se que a partir de k todos os coeficientes sejam significativamente nulos, ou seja, $C_j \cong 0$ para $j = k+1, \dots, \min(k_1, k_2)$, então somente um conjunto $(\varepsilon_1, \eta_1), \dots, (\varepsilon_k, \eta_k)$ tem correlações positivas, de maneira que a relação de dependência entre Y_t^P e Y_t^F estará totalmente contida neste conjunto (ROCHA; PEREIRA, 1997).

3.5.2 Critério de Akaike para determinar a ordem do modelo auto-regressivo

Considere um modelo auto-regressivo de ordem M ,

$$Y_t + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_M Y_{t-M} = \varepsilon_t,$$

sendo $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$ e ϕ_t o parâmetro auto-regressivo. Neste caso, o critério de Akaike é dado por:

$$AIC = T \log |\hat{\Sigma}| + 2Mm^2,$$

sendo T o número de observações de cada série e $|\hat{\Sigma}|$ o determinante da matriz de covariância amostral.

3.5.3 Identificação do vetor de Estados

O método para ajustar modelos de séries temporais em espaço de estados pode ser descrito pelo seguinte procedimento:

- 1) determinar a ordem de um modelo AR(m), através do *AIC*,
- 2) definir o vetor de observações passadas, Y_t^P ,
- 3) fazer uma análise de correlação canônica entre Y_t^P e U_t , sendo U_t é um subvetor de Y_t^F , tal que $U_t = (U_t^*, Y_{ut+j})'$. Se $U_t^* = (Y_{1t}, \dots, Y_{mt})'$, então os coeficientes de correlação entre Y_t^P e U_t^* serão todos positivos, pois Y_{1t}, \dots, Y_{mt} são linearmente independentes, logo o procedimento pode ser iniciado a partir da inclusão de $Y_{1(t+1)}$, ou seja:

$$U_t = (Y_{1t}, \dots, Y_{mt}, Y_{1(t+1)})' = (U_t^{*'}, Y'_{1(t+1)})'.$$

Portanto, os m primeiros elementos de v_t são Y_{1t}, \dots, Y_{mt} .

- 4) testar as correlações através do critério de informação de *deviance* (DIC) dado por:

$$DIC(q) = -T \log \prod_{i=q+1}^{k_2} (1 - C_i^2) - 2(k_1 - q)(k_2 - q),$$

onde q é o número de coeficientes de correlação não nulos. Este critério DIC é obtido pela diferença entre o *AIC* do modelo de correlação canônica quando a última correlação é restrita a zero e o *AIC* do modelo sem restrição.

Desde que o posto da matriz F , em (4) é $q < k_2$, o número de parâmetros do modelo restrito será:

$$F(q) = \frac{k_2(k_2 + 1)}{2} + \frac{k_1(k_1 + 1)}{2} + q(k_1 + k_2 - q),$$

$$AIC(q) = T \log \prod_{i=1}^q (1 - C_i^2) + 2(k_1 + k_2 - q).$$

E o *AIC* do modelo sem restrição será:

$$AIC(k_2) = T \log \prod_{i=1}^{k_2} (1 - C_i^2) + 2F(k_2),$$

onde:

$$F(k_2) = \frac{k_2(k_2 + 1)}{2} + \frac{k_1(k_1 + 1)}{2} + (k_1 + k_2).$$

logo:

$$DIC(q) = -T \log \prod_{i=k_1+1}^{k_2} (1 - C_i^2) - 2(k_1 - q)(k_2 - q).$$

5) se $DIC(j-1) < 0$, então o menor coeficiente de correlação é significativamente nulo, Y_{ut+j} é linearmente dependente dos seus antecessores e o j -ésimo ciclo termina. Se ainda existirem elementos a serem testados, retornar à etapa 4 e testar a inclusão do próximo elemento $Y_{ut+(j+1)}$, caso contrário ir para etapa 7.

6) se $DIC(j-1) > 0$, então Y_{ut+j} é linearmente independente dos seus antecessores, faz-se $U_j = Y_{ut+j}$ e se o ciclo não terminou inclui-se $Y_{(u+1)t+j}$ indo para a etapa 4. Caso contrário inclui-se $Y_{ut+(j+1)}$ e prossegue-se para etapa 4, começando um novo ciclo. Finalmente, se todos os elementos de Y_t^F foram incluídos, ir para etapa 7.

7) determinar as matrizes F e G .

Então, terminando o procedimento, v_t será constituído pelos p primeiros elementos linearmente independentes de Y_t^F , ou seja:

$$v_t = \begin{bmatrix} Y'_t \\ Y'_{t+1|t} \\ \vdots \\ Y'_{t+p-1|t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{1t} & Y_{2t} & \cdots & Y_{mt} \\ Y_{1t+1|t} & Y_{2t+1|t} & \cdots & Y_{mt+1|t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{1t+p-1|t} & Y_{2t+p-1|t} & \cdots & Y_{mt+p-1|t} \end{bmatrix},$$

com $\sum_{i=1}^m p_i = p$.

3.5.4 Determinação das matrizes F e G

Suponha que a correlação canônica da j -ésima variável é nula, isto significa que Y_{t+j} é linearmente dependente e, portanto, pode ser escrita como uma combinação linear dos seus antecessores de maneira que os coeficientes da equação:

$$Y_{ut+j} = -\frac{a_{1t}^1}{a_{ut}^1} Y_{1t} - \cdots - \frac{a_{(u-1)t}^h}{a_{ut}^h} Y_{(u-1)t+j},$$

formando a u -ésima linha da matriz F .

A matriz G será obtida no modelo ajustado na etapa 2 do algoritmo, dado por:

$$\Phi(B)Y_t = \varepsilon_t. \quad (5)$$

Considerando a representação médias móveis tem-se:

$$Y_t = \psi(B)\varepsilon_t. \quad (6)$$

Igualando as equações (5) e (6) tem-se $\Phi^{-1}(B) = \psi(B)$, tal que:

$$\begin{aligned} \psi_0 &= I \\ \psi_1 &= \Phi_1 \\ \psi_2 &= \Phi_1\psi_1 + \Phi_2 \\ &\vdots \\ &\vdots \\ &\vdots \\ \psi_M &= \Phi_1\psi_{M-1} + \Phi_2\psi_{M-2} + \cdots + \Phi_{M-1}\psi_1 + \Phi_M \end{aligned}$$

e finalmente, tem-se a matriz G em (4) expressa por:

$$G = \begin{bmatrix} \psi_0 \\ \psi_1 \\ \vdots \\ \psi_M \end{bmatrix}.$$

3.6 Critérios de ajustamento e previsão

Desde o trabalho pioneiro de Akaike (1969) para seleção de modelos, outros critérios foram desenvolvidos, reduzindo significativamente a necessidade do julgamento subjetivo do analista e, ao mesmo tempo, podendo ser facilmente automatizados em computador.

A ideia geral é que todos os critérios de qualidade de ajustamento melhoram regularmente quando se aumenta o número de parâmetros do modelo. Entretanto, aumentar demasiadamente o número de parâmetros é indesejável, pois a precisão das estimativas diminui e o modelo torna-se superparametrizado e de pouca utilidade. Para contornar esses dois problemas, os métodos de escolha procuram penalizar os critérios de ajustamento pelo número de parâmetros incluídos no modelo.

Nesta seção são apresentados os principais critérios de ajustamento, e o erro de previsão, raiz do erro médio quadrático (REQM).

A escolha do melhor modelo consiste em ajustar consecutivos modelos, em ordem crescente, e selecionar o modelo que fornecer o menor valor do critério. Este critério é uma estatística que consiste de um termo da penalidade do número de observações como uma função crescente do número de parâmetros do modelo. O problema da escolha de um bom critério é então escolher uma estatística que forneça a melhor forma para a penalidade.

Engle e Brown (1986) fazem uma descrição dos critérios apresentados aqui e analisam empiricamente os erros de previsão para os modelos selecionados por diferentes critérios, tais como os que seguem abaixo.

O critério de informação de Akaike (AIC) é um procedimento que consiste em escolher o modelo que minimiza:

$$-2 \log(\text{verossimilhança}) + 2(\text{número de parâmetros}).$$

Para um modelo auto-regressivo de ordem k o AIC assume a seguinte forma:

$$AIC(k) = \log(\hat{\sigma}^2) + \frac{2k}{T},$$

sendo k é o número de parâmetros do modelo, T é o número de observações da série e $\hat{\sigma}^2$ é o estimador de máxima verossimilhança da variância residual. No caso multivariado substitui-se a variância residual pelo determinante da matriz de covariância dos resíduos, $|\hat{\Sigma}|$, e o termo da penalidade é proporcional à dimensão ao quadrado do vetor Y_t , ou seja, a versão multivariada do AIC é:

$$AIC(k) = \log(|\hat{\Sigma}|) + \frac{2km^2}{T}.$$

O critério do erro de predição final (FPE) foi desenvolvido por Akaike para selecionar a ordem de modelos auto-regressivos. O FPE é definido como sendo o erro de predição do modelo ajustado. O procedimento consiste em ajustar auto-regressões de ordem $k = 0, 1, \dots, L$ a uma série Y_t , usando mínimos quadrados. Então, a estatística abaixo é calculada para cada ordem:

$$FPE(K) = \left(1 + \frac{k+1}{T}\right) \frac{T}{(T-1-k)} \frac{\hat{\sigma}^2}{T}.$$

A ordem com o menor valor de $FPE(k)$ é então selecionada como a melhor. Um critério consistente, denominado Schwarz (SCHWARZ, 1978), que também é conhecido como BIC – *Bayesian Information Criterion*, é obtido por intermédio do critério de informação de Akaike generalizado (GIC), dado por:

$$GIC = \log(\hat{\sigma}^2) + \frac{Ck}{T}.$$

Fazendo-se $C = \log T$, obtém-se:

$$BIC = \log(\hat{\sigma}^2) + \frac{\log(T) k}{T}.$$

Para avaliar o erro de previsão é usado a raiz quadrada do erro médio quadrático (REQM), definido por:

$$REQM(h) = \left(\frac{1}{NP} \sum_{t=1}^{NP} \hat{e}_t^2(h) \right)^{1/2},$$

Na qual NP é o número de períodos previsto da série e $\hat{e}_t(h)$ é o erro de previsão no instante h, dado por:

$$\hat{e}_t(h) = Y_{t+h} - \hat{Y}_t(h),$$

sendo Y_{t+h} o valor real observado e o $\hat{Y}_t(h)$ o valor estimado pelo modelo em estudo.

4 APLICAÇÃO DOS MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS MULTIVARIADAS

Neste capítulo será apresentada uma aplicação dos Modelos de Séries Temporais Multivariadas na série intitulada Exportações Cearenses de Castanha de Caju. Para a aplicação foram coletados dados mensais do Ministério de Desenvolvimento e Comércio Exterior – MDIC, a partir de 1996, quando da adoção do Brasil e demais países do Mercosul por um conjunto de códigos denominados Nomenclatura Comum do Mercosul (NCM), e finalizada em dezembro de 2012, apresentados na Tabela 3 e Gráficos 1 e 2.

Tabela 3 – Exportações cearenses de castanha de caju, 1996 à 2012

OBS	ANO	MES	VALOR (US\$ FOB)	VOLUME (KG)
1	1996	1	11.648.128,00	2.503.838,00
2	1996	2	10.542.422,00	2.262.817,00
3	1996	3	9.251.767,00	2.111.508,00
4	1996	4	17.425.469,00	3.740.642,00
5	1996	5	14.161.868,00	2.892.682,00
6	1996	6	9.420.196,00	2.006.250,00
7	1996	7	14.817.243,00	3.092.214,00
8	1996	8	14.057.788,00	3.067.239,00
9	1996	9	12.574.342,00	2.762.810,00
10	1996	10	9.783.230,00	2.313.757,00
11	1996	11	12.536.568,00	2.819.545,00
12	1996	12	13.765.983,00	3.118.954,00
13	1997	1	14.296.504,00	3.360.870,00
.
.
.
193	2012	1	13.716.845,00	1.722.547,00
194	2012	2	15.625.581,00	2.121.718,00
195	2012	3	15.592.160,00	2.072.661,00
196	2012	4	11.302.613,00	1.535.459,00
197	2012	5	16.214.519,00	2.188.190,00
198	2012	6	15.853.544,00	2.084.680,00
199	2012	7	11.336.935,00	1.482.349,00
200	2012	8	12.289.208,00	1.733.335,00
201	2012	9	8.719.083,00	1.323.662,00
202	2012	10	7.307.732,00	1.104.698,00
203	2012	11	12.061.158,00	1.767.184,00
204	2012	12	8.555.762,00	1.206.807,00

Fonte: Alice-Web - Secex/MDIC (2013)

Gráfico 1 – Valor exportado (US\$FOB) de castanha de caju cearense, 1996 à 2012

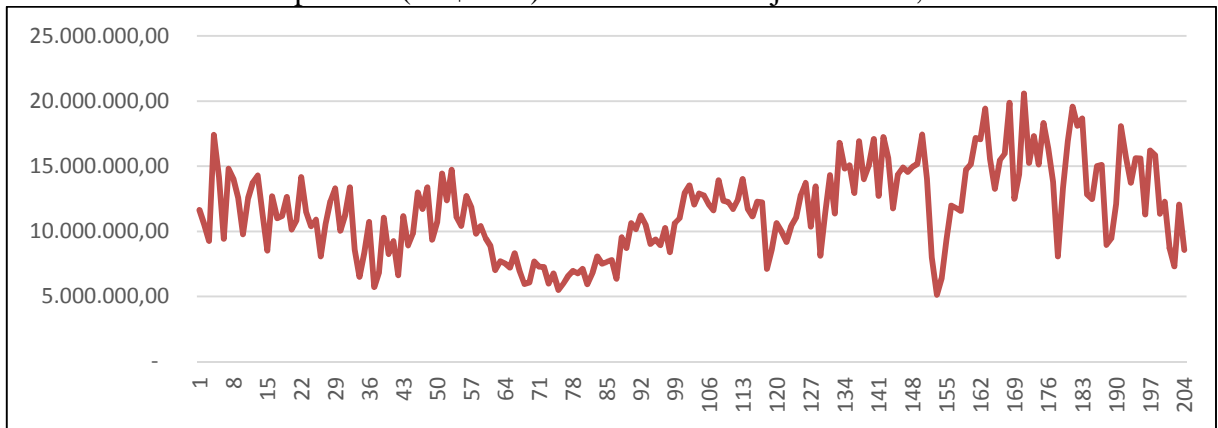
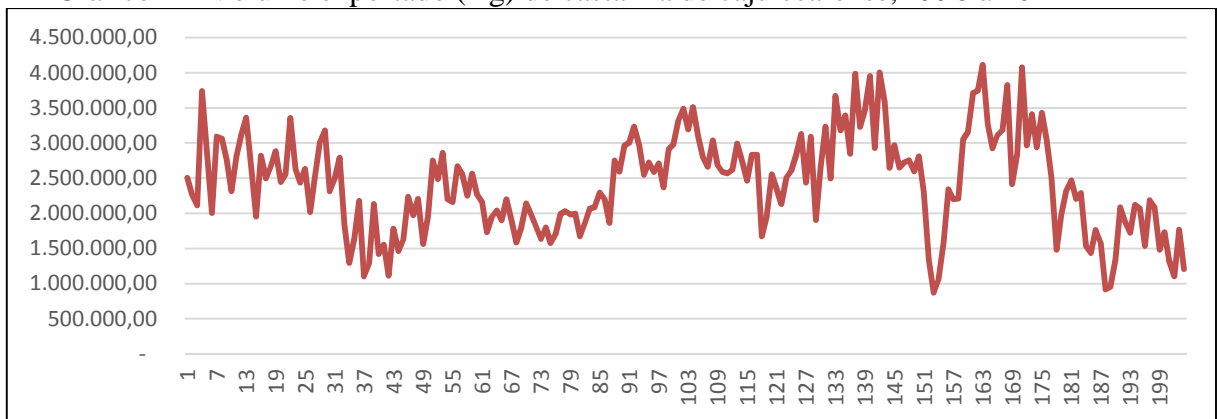


Gráfico 2 – Volume exportado (Kg) de castanha de caju cearense, 1996 à 2012



As variáveis valor e volume das exportações de castanha de caju das séries apresentadas na Tabela 3 apresentam uma correlação de 0,6895.

Observa-se nos Gráficos 1 e 2 que ao passar dos anos houve o crescimento das exportações cearenses de castanha de caju sendo afetadas pontualmente pelas crises econômicas do final da primeira década do século XXI.

4.1 Modelo Auto Regressivo Vetorial (VAR)

4.1.1 Estimação

Para estimação do modelo VAR, conforme definido em (1), foi utilizado o *software* R (APÊNDICE A). Foram ajustados, de acordo com o *default* do *software*, dez

modelos e conforme exposto na metodologia fora escolhido o modelo com menor AIC, sendo três a quantidade de parâmetros para cada modelo.

Nas Tabelas 4 e 5 encontram-se as estimativas dos parâmetros para as variáveis VALOR e VOLUME, com a discriminação de seus erros padrão e os níveis descritivos dos testes para cada estimativa.

Tabela 4 – Estimativas do modelo VAR com variável VALOR como dependente

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor <i>t</i>	Valor <i>p</i>
valor 1	0,7921	0,2290	3,4595	0,0007
volume 1	-1,2187	1, 1771	-1,0354	0,3018
valor 2	-0,1433	0,3122	-0,4591	0,6469
volume 2	1,0594	1,5778	0,6714	0,5027
valor 3	0,1429	0,2324	0,6148	0,5394
volume 3	0,8124	1,1816	0,6875	0,4926
tendência	6937,6896	3610,5105	1,9215	0,0561

Tabela 5 – Estimativas do modelo VAR com variável VOLUME como dependente

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor <i>t</i>	Valor <i>p</i>
valor 1	-0,0251	0,0447	-0,5626	0,5743
volume 1	0,6667	0,2296	2,9039	0,0041
valor 2	-0,0233	0,0609	-0,3839	0,7014
volume 2	0,2251	0,3077	0,7317	0,4652
valor 3	0,0172	0,0453	0,3804	0,7040
volume 3	0,1973	0,2305	0,8562	0,3929
tendência	1131,0884	704,2314	1,6061	0,1098

Nos Gráficos 3 e 4 observa-se os valores observados e ajustados pelo modelo VAR considerando-se as variáveis VALOR e VOLUME, respectivamente, inferindo uma estimativa razoável visto que, existe uma distância considerável entre os pontos reais e a linha de estimativa.

Gráfico 3 - Valores observados e estimados pelo modelo VAR para a variável VALOR

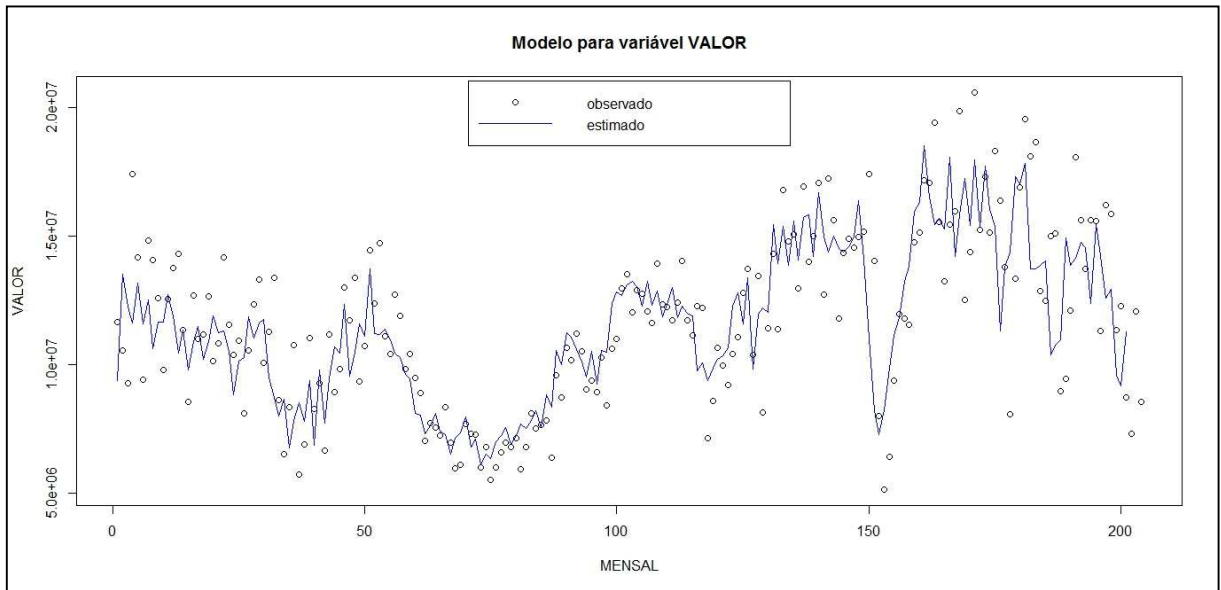
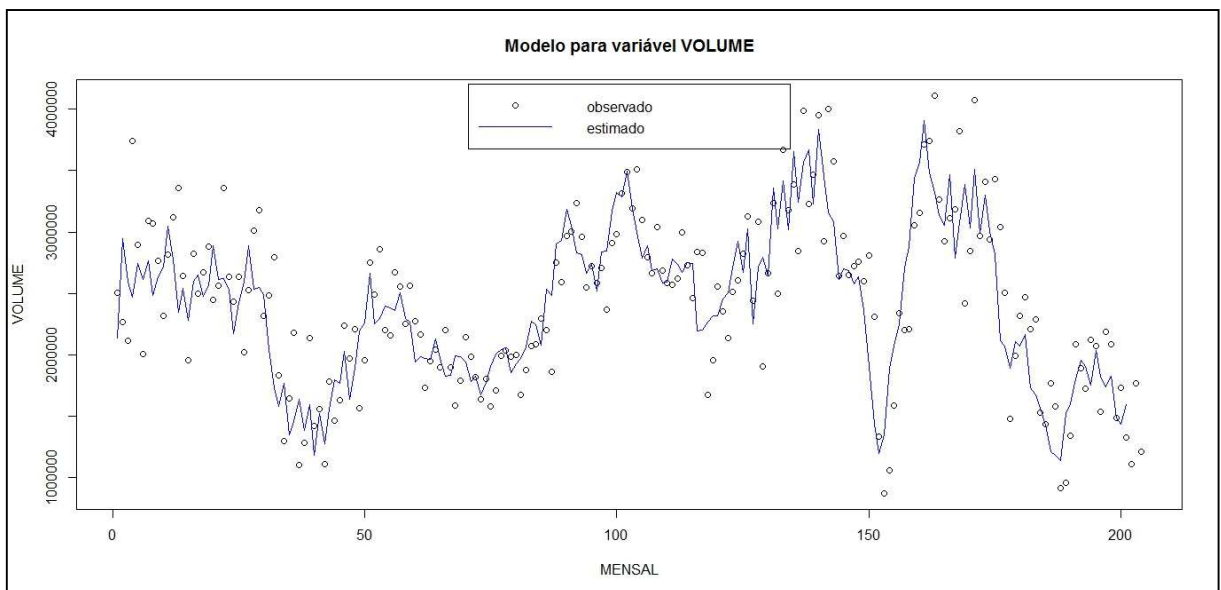


Gráfico 4 – Valores observados e estimados pelo modelo VAR para a variável VOLUME



4.1.2 Previsões

Nas Tabelas 6 e 7 encontram-se, respectivamente, as previsões e os intervalos de confiança de 0,95 de confiança para as variáveis VALOR e VOLUME do modelo Auto-Regressivo Vetorial, definido em (1) e os intervalos de confiança para as mesmas.

Tabela 6 – Previsões e intervalos de confiança do modelo VAR para a variável VALOR

Mês	Valor Real (US\$FOB)	Previsão (US\$FOB)	Erro Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
jan/13	9.569.786,00	8.813.844,00	4.684.226,00	4.129.618,00	13.498.070,00
fev/13	7.642.589,00	10.060.309,00	5.394.525,00	4.665.783,00	15.454.834,00
mar/13	9.216.330,00	9.881.189,00	5.686.757,00	4.194.433,00	15.567.946,00

Tabela 7 – Previsões e intervalos de confiança do modelo VAR para a variável VOLUME

Mês	Volume Real (KG)	Previsão (US\$FOB)	Erro Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
jan/13	1.448.276,00	1.281.448,00	913.660,00	367.787,80	2.195.108,00
fev/13	1.213.289,00	1.494.330,00	1.040.902,00	453.427,50	2.535.232,00
mar/13	1.373.705,00	1.445.810,00	1.109.111,00	336.698,90	2.554.921,00

4.2 Modelo Auto-Regressivo – Médias Móveis Vetorial (ARMAV)

4.2.1 Estimação

Para estimação do modelo ARMAV, conforme definido em (2), foi utilizado o método de máxima verossimilhança por intermédio do *software* SAS (APÊNDICE B).

Nas Tabelas 8 e 9 observam-se, respectivamente, os coeficientes estimados para as variáveis VALOR e VOLUME do modelo auto-regressivo médias-móveis vetorial (ARMAV), com a discriminação de seus erros padrão e os níveis descritivos dos testes para cada estimativa.

Tabela 8 – Estimativas do modelo ARMAV com variável VALOR como dependente

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor <i>t</i>	Valor <i>p</i>
valor 1	0,1916	0,2098	0,91	0,3622
volume 1	1,3785	1,0711	1,29	0,1996
valor 2	0,2747	0,2101	1,31	0,1927
volume 2	-0,2342	1,0704	-0,22	0,8270
valor 3	0,3802	0,2143	1,77	0,0777
volume 3	-2,2710	1,0782	-2,11	0,0364

Tabela 9 – Estimativas do modelo ARMAV com variável VOLUME como dependente

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor <i>t</i>	Valor <i>p</i>
valor 1	0,0218	0,0409	0,53	0,5944
volume 1	0,3499	0,2092	1,67	0,0959
valor 2	0,0401	0,0416	0,96	0,3371
volume 2	-0,0246	0,2139	-0,11	0,9087
valor 3	0,0712	0,0412	1,73	0,0855
volume 3	-0,4768	0,2105	-2,27	0,0246

Nos Gráficos 5 e 6 observam-se os modelos ARMAV estimados para as variáveis VALOR e VOLUME, respectivamente, inferindo também uma estimação razoável devido a distância considerável entre os pontos reais e a linha de estimação.

Gráfico 5 – Valores observados e estimados pelo modelo ARMAV para a variável VALOR

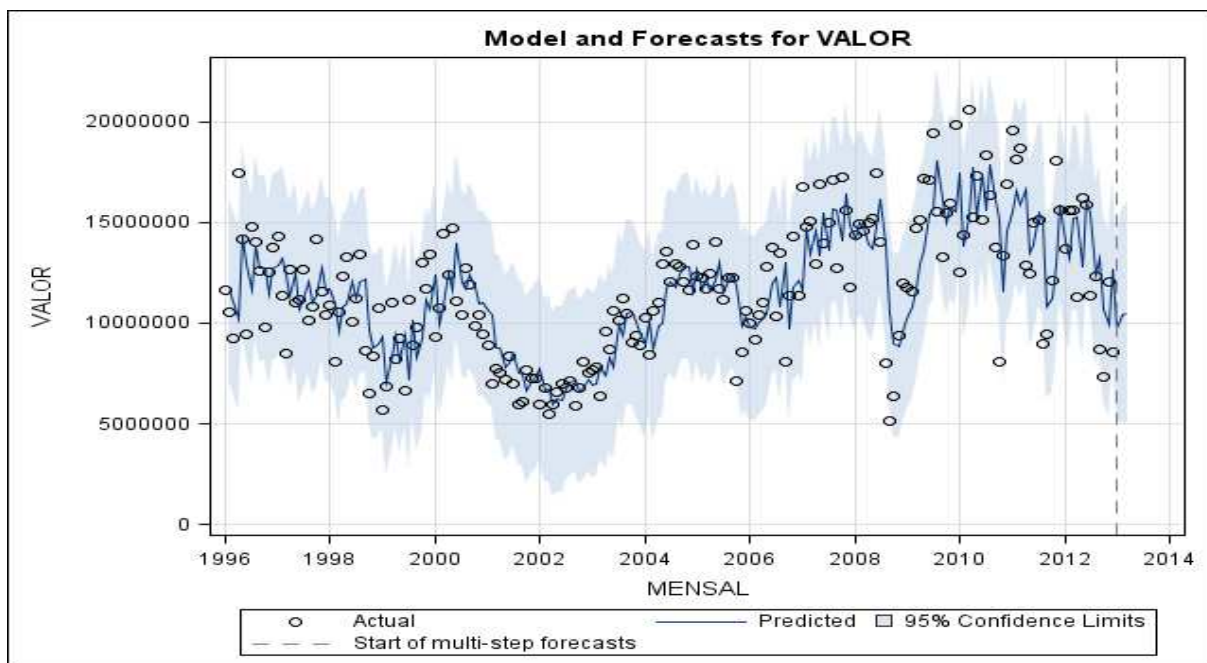
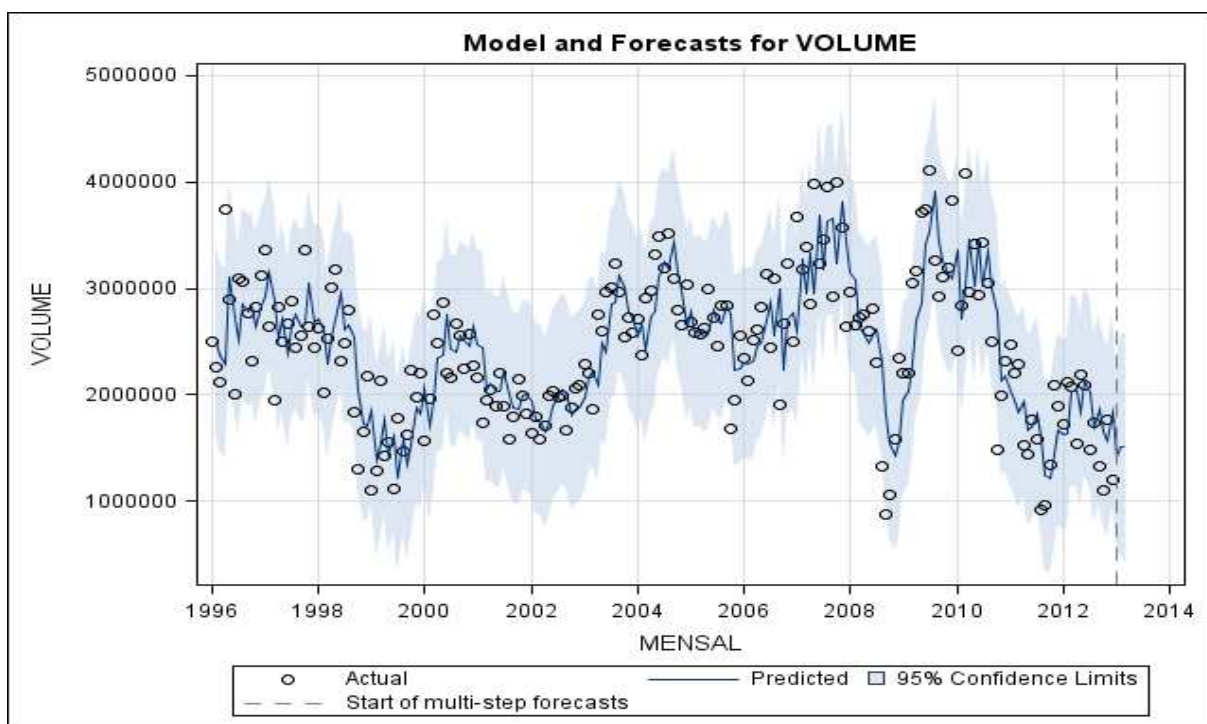


Gráfico 6 – Valores observados e estimados pelo modelo ARMAV para a variável VOLUME



4.2.2 Previsões

Nas Tabelas 10 e 11 encontram-se, respectivamente, as previsões e os intervalos de confiança de 0,95 de confiança para as variáveis VALOR e VOLUME do modelo Auto-Regressivo – Médias Móveis Vetorial, definido em (2) e os intervalos de confiança para as mesmas

Tabela 10 – Previsões e intervalos de confiança do modelo ARMAV para a variável VALOR

Mês	Valor Real (US\$ FOB)	Previsão (US\$ FOB)	Erro Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
jan/13	9.569.786,00	9.732.593,13	2.344.631,63	5.137.199,58	14.327.986,69
fev/13	7.642.589,00	10.375.107,97	2.687.300,88	5.108.095,02	15.642.120,91
mar/13	9.216.330,00	10.508.619,16	2.796.384,25	5.027.806,74	15.989.431,57

Tabela 11 – Previsões e intervalos de confiança do modelo ARMAV para a variável VOLUME

Mês	Volume Real (KG)	Previsão (US\$ FOB)	Erro Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
jan/13	1.448.276,00	1.418.978,35	457.513,64	522.268,09	2.315.688,61
fev/13	1.213.289,00	1.514.944,03	521.117,19	493.573,10	2.536.314,95
mar/13	1.373.705,00	1.507.618,40	550.449,35	428.757,49	2.586.479,31

4.3 Modelo Espaço de Estados (EES)

4.3.1 Estimação

Utilizando o *software* SAS (APÊNDICE B) e conforme a metodologia exposta no Capítulo 3, fora estimado o modelo (4) com o menor AIC, sendo assim um modelo AR com três parâmetros. Na Tabela 12 estão apresentadas as estimativas Yule-Walker para o menor valor AIC encontrado.

Tabela 12 – Estimativas Yule-Walker para AIC mínimo

	Lag = 1		Lag = 2		Lag = 3	
	Valor	Volume	Valor	Volume	Valor	Volume
Valor	-0,1865	-1,3182	-0,2687	-0,5182	-0,4833	1,9175
Volume	-0,0215	-0,3385	-0,0387	-0,1311	-0,0862	0,3870

4.3.2 Parâmetros estimados

Na Tabela 13 são apresentados os coeficientes das matrizes de entrada G com dimensão 3x2 e transição F com dimensão 3x3 do modelo Espaço de Estados (EES).

Tabela 13 – Estimativas do modelo Espaço de Estados

Parâmetros	Estimativa	Erro Padrão	Valor t
F (2,1)	0,0069	0,0140	0,50
F (2,2)	-0,1006	0,0715	-1,41
F (2,3)	0,1710	0,0113	15,08
F (3,1)	-0,3181	0,2343	-1,36
F (3,2)	1,2082	1,1990	1,01
F (3,3)	0,2228	0,1238	1,80
G (3,1)	-0,3024	0,2224	-1,36
G (3,2)	-0,8957	1,1343	-0,79

Nos Gráficos 7 e 8 observa-se os valores estimados do modelo EES para as variáveis VALOR e VOLUME, respectivamente, inferindo uma estimaco melhor quando comparado aos modelos anteriores, devido a curta distncia entre os pontos reais e a linha de estimaco, tal fato ser confirmado aps  anlise dos erros de previso.

Grfico 7 – Valores observados e estimados pelo modelo EES para a varivel VALOR

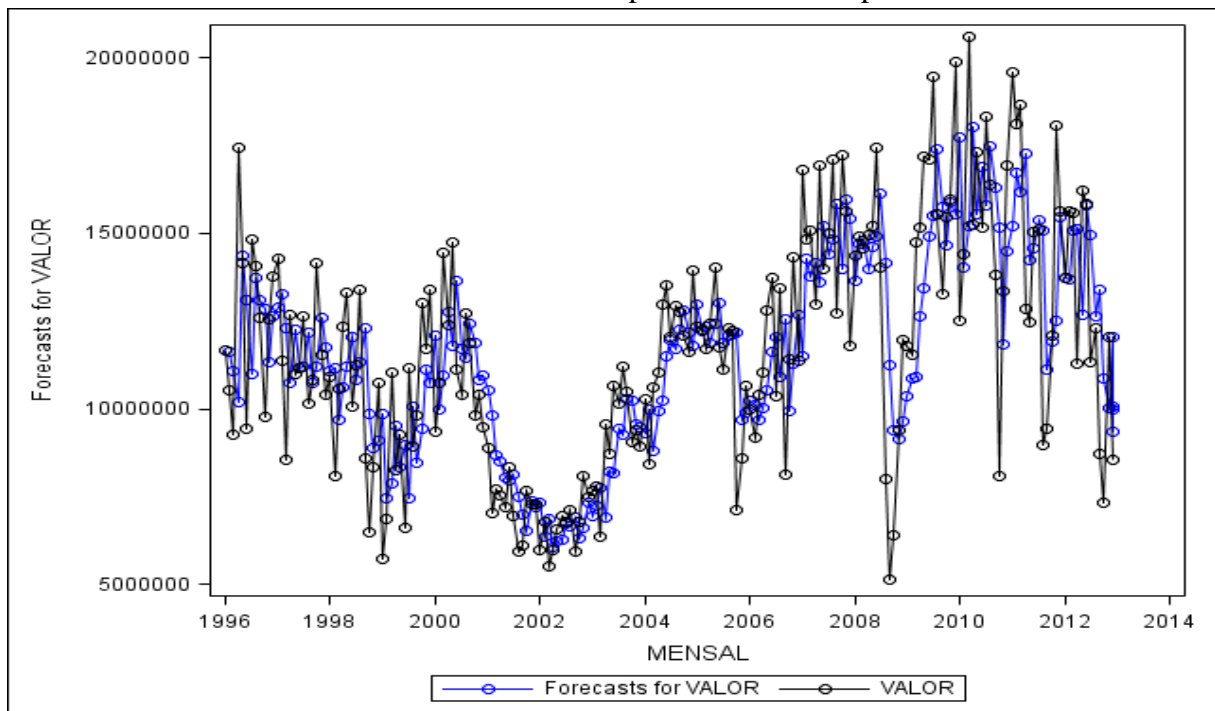
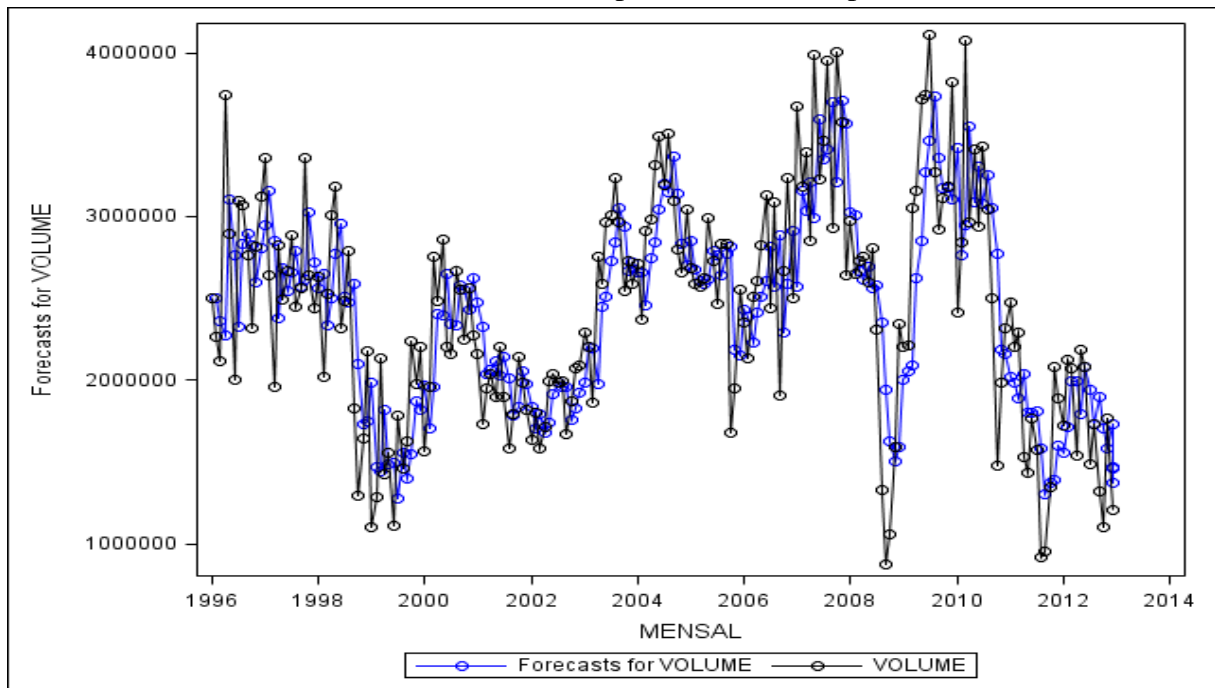


Gráfico 8 – Valores observados e estimados pelo modelo EES para a variável VOLUME



4.3.3 Previsões

Nas Tabelas 14 e 15 apresentam-se, respectivamente, as previsões e os intervalos de confiança de 0,95 de confiança para as variáveis VALOR e VOLUME do modelo espaço de estados (EES) e seus respectivos intervalos de confiança.

Tabela 14 – Previsões e intervalos de confiança do modelo EES para a variável VALOR

Mês	Valor Real (US\$ FOB)	Previsão (US\$ FOB)	Erro Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
jan/13	9.569.786,00	9.363.747,84	2.344.393,99	7.019.353,85	11.708.141,83
fev/13	7.642.589,00	9.972.755,45	2.657.206,47	7.315.548,98	12.629.961,92
mar/13	9.216.330,00	10.042.921,19	2.769.690,70	7.273.230,49	12.812.611,89

Tabela 15 – Previsões e intervalos de confiança do modelo EES para a variável VOLUME

Mês	Volume Real (KG)	Previsão (US\$ FOB)	Erro Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
jan/13	1.448.276,00	1.372.692,07	459.842,71	912.849,36	1.832.534,78
fev/13	1.213.289,00	1.461.447,21	521.335,41	940.111,80	1.982.782,62
mar/13	1.373.705,00	1.464.427,51	560.572,54	903.854,97	2.025.000,05

4.4 Erros de previsão

Para avaliar os erros de previsão dos modelos multivariados (1), (2) e (4), foi utilizada a raiz quadrada do erro quadrático médio (REQM), explicitado em (8). Na Tabela 16

a apresentam-se os valores do REQM para as variáveis VALOR e VOLUME nos modelos estudados.

Tabela 16 – REQM para os modelos multivariados

Modelo	REQM	
	VALOR(US\$FOB)	VOLUME (KG)
VAR	1.512.046,71	193.231,08
ARMAV	1.747.682,02	191.299,86
EES	1.432.408,28	158.667,37

Observa-se que, dentre os modelos analisados, VAR, ARMAV e ESS, o que apresentou os menores valores de REQM para predição de ambas as variáveis (VALOR e VOLUME) foi o de Espaço de Estados (EES), conforme na Tabela 16.

5 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo reúne as conclusões provenientes dos estudos e análises realizadas ao longo desta dissertação, além de algumas recomendações para trabalhos e estudos futuros.

5.1 Conclusões

Essa dissertação procurou apresentar um processo eficiente para previsão de dados de exportação setoriais do comércio cearense, utilizando três metodologias na área de séries temporais multivariadas para dados provenientes do Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior do Brasil.

Para tal, foram utilizados os modelos intitulados: Auto-Regressivo Vetorial (VAR), Auto-Regressivo Médias-Móveis Vetorial (ARMAV) e Espaço de Estados (EES). Os dados contemplam um setor do comércio internacional cearense denominado “Castanha de Caju”, compostos de série histórica mensal, iniciada em janeiro de 1996, quando da adoção do Brasil e demais países do Mercosul por um conjunto de códigos denominados Nomenclatura Comum do Mercosul (NCM), e finalizada em dezembro de 2012. Foi utilizada a NCM 0801.32.00 como parâmetro de pesquisa do software Alice-Web para o setor supracitado.

Os objetivos específicos estabelecidos no trabalho foram atingidos. Como resultado foram previstos seis valores por modelo, três valores para variável VALOR e três para a variável VOLUME, correspondendo aos meses de janeiro, fevereiro e março de 2013, conforme apresentados nas Tabelas 6, 7, 10, 11, 14 e 15. Além de seus intervalos de confiança, contemplando os valores reais atendendo ao primeiro e ao segundo objetivos específicos.

Para escolha do modelo mais adequado à série fora utilizado o método da raiz quadrada do erro médio quadrático (REQM), utilizando os valores previstos pelos modelos e os valores reais observados, para o cálculo do erro. Para as variáveis VALOR e VOLUME, o modelo Espaço de Estados (EES) apresentou os menores valores de REQM, 1.432.408,28 e 158.667,37 respectivamente, sendo portanto o modelo mais adequado para a série em questão, atingindo o terceiro objetivo específico.

5.2 Considerações finais

Finalmente, há que se considerar que, a pesquisa desenvolvida neste estudo foi de natureza quantitativa, explicitando uma implementação às técnicas de previsão de demanda, inerente ao planejamento logístico, sendo esta uma condição *sine qua non* para o desenvolvimento deste trabalho.

Uma área de enfoque para trabalhos futuros, em virtude da carência de metodologias para as séries multivariadas, seria a análise de diagnóstico.

Como recomendação para continuidade e aperfeiçoamento desta dissertação, propõem-se a aplicação dos modelos para os demais setores do comércio internacional cearense, incluindo também os dados de importação de mercadorias, pois carecem de uma análise mais aprofundada e precisa em detrimento aos métodos univariados e não-paramétricos atualmente utilizados.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. *Fitting Autorregressive, models for prediction*. *Annals Institute Statistical Mathematics*, v. 21, p. 243-246, 1969.
- AKAIKE, H. *Autorregressive model-fitting for control*. *Annals Institute Statistical Mathematics*, v. 23, p. 163-180, 1971.
- AKAIKE, H. *Canonical correlation analysis and the use of an information criterion*. *Advances and cases studies in system indentification*. Ed. R. Mehra and D. G. La Iniots, p. 27-96. Nova Yorque: Academic Press, 1976.
- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: planejamento, organização e logística empresarial**. 4. ed. Porto Alegre: Bookmann, 2001.
- BOWERSOX, D. J.; CLOSS, D. J. **Logística empresarial: o processo de integração da cadeia de suprimento**. São Paulo: Atlas, 2001.
- BROCKLEBANK, J. C.; DICKEY, D. A. *SAS for Forecasting Time Series*. 2. ed. Cary: John Wiley, 2003.
- COUNCIL OF SUPPLY CHAIN MANAGEMENT PROFESSIONALS (CSCMP)*. Illinois, 2007.
- CHRISTOPHER, M. **Logística e gerenciamento da cadeia de suprimentos: estratégias para a redução de custos e melhoria dos serviços**. São Paulo: Pioneira, 1997.
- DAY, S. G. **A dinâmica da estratégia competitiva**. Rio de Janeiro: Campus, 1999.
- EHLERS, R. S. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo, 2007.
- EMÍLIO, P. **Gazeta Mercantil**, São Paulo, p. C-2, 23 agosto, 2001.
- ENGLE, R. F.; BROWN, S. J.. *Model selection for forecasting*. *Applied Mathematics and Computation*, 20, pp. 313-327, 1986.
- GOEBEL, D. **Logística – Otimização do Transporte e Estoques na Empresa, Estudos em Comércio Exterior** Rio de Janeiro, v. I n. 1 – (ISSN 1413-7976), 1996.
- HEIKKILÄ, J. *From supply to demand chain management: efficiency and customer satisfaction*. *Journal of Operations Management*. v. 20, pp. 747-767, 2002.
- LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Fundamentos de metodologia científica**. São Paulo: Atlas, 1999.
- MAIA, A. C. L.; CAVALCANTE, A. L. **O Dinamismo do Comércio Exterior Cearense de 1989 a 2009**. Textos para Discussão do Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará (IPECE). Ceará, Nº 82 – (ISSN: 1983-4969), 2010.

- MAIA, J. de M., **Economia Internacional e Comércio Exterior**. 9ª Edição, São Paulo: Atlas, 2004.
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J. *Forecasting methods and applications*. 3. ed. Nova Yorke: John Wiley & Sons, 1998.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI C. M.C.. **Análise de Séries Temporais**. 2 ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.
- NOVAES, A. G. **Logística e gerenciamento da cadeia de distribuição: estratégia, operação e avaliação**. Rio de Janeiro: Campus, 2001.
- NUNES, F. R. M. **A Influência dos Fluxos Logísticos sobre o Tamanho e a Idade das Empresas Fabricantes de Jeans Femininos para Adolescentes e Jovens**. 2001. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Centro de Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina, 2001.
- PANDIT, S.M.; WU, S.W. *Time series and system analysis with applications*. Califórnia: Wiley, 1983.
- PEREIRA, B. B. **Séries Temporais Multivariadas**. 6º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística. Rio de Janeiro, UFRJ-IME, 1984.
- ROCHA, E. C.; PEREIRA, B. B. **Métodos Automáticos de Previsão de Séries Temporais Multivariadas**. Revista Brasileira de Estatística, Rio de Janeiro, v. 58, n.209, p. 105-146, UFRJ-IME, 1997.
- RODRIGUES, P. R. A. **Introdução aos Sistemas de Transporte no Brasil e à Logística Internacional**. 4. ed. São Paulo: Aduaneiras, 2007.
- SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Administração da Produção**. 3 ed. São Paulo: Atlas, 2009.
- SCHWARZ, C. **Estimating the dimension of a model**. *Annals of Statistics*, 6, pp. 461-464. 1978.
- TUBINO, D. F. **Manual de Planejamento e Controle da Produção**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2000.
- VILLA, P. **O contêiner nas rodovias brasileiras**. 2003. Disponível em: <http://www.usuport.org.br/artigos.php?id=44>. Acesso em: 02 mar. 2011.
- WRIGHT, P.; KROLL, M. J.; PARNELL, J.. **Administração estratégica: conceitos**. São Paulo: Atlas, 2000.
- WOOD, D. F.; WARDLOW, D. L.; MURPHY, P. R.; JOHNSON, J. C. **Contemporary logistics**. 7. ed. Nova Jersey: Prentice Hall, 1999.

APÊNDICE A – PROGRAMA PARA MODELAGEM VAR NO SOFTWARE R

```
z = read.csv ("seriecastanha.csv", sep=";", header=TRUE);  
attach(z)
```

```
VARselect(z, type = c("trend"))
```

```
w = VAR(z, p = 3, type = c("trend"),lag.max = 3, ic = c("AIC")); w  
residuals (w)
```

```
normality.test(w, multivariate.only = TRUE)
```

```
predict(w, n.ahead = 3)
```

```
coef(w)
```

```
fitted(w)
```

APÊNDICE B – PROGRAMA PARA MODELAGEM ARMAV (2) E ESPAÇO DE ESTADOS (4) NO *SOFTWARE* SAS

```
proc varmax data=castanha;  
id obs interval=month;  
model valor volume / dif=(valor(1) volume(1)) method=ml noint lagmax=3;  
output lead=3;  
run;
```

```
proc statespace data=castanha cancorr out=out lead=3;  
var valor(1) volume(1);  
id obs;  
run;  
proc print data=out;  
id obs;  
where obs > 204;  
run;
```

APÊNDICE C – RESULTADOS DO AIC PARA OS DEZ MODELOS *DEFAULT* DO R

MODELOS VAR	AIC
1	53.262.940
2	53.213.240
3	53.175.290
4	54.186.140
5	53.194.630
6	53.225.950
7	53.247.530
8	53.274.920
9	53.284.670
10	53.296.560

APÊNDICE D – EXPORTAÇÕES CEARENSES DE CASTANHA DE CAJU

OBS	ANO	MES	VALOR (US\$ FOB)	VOLUME (KG)
1	1996	1	11.648.128,00	2.503.838,00
2	1996	2	10.542.422,00	2.262.817,00
3	1996	3	9.251.767,00	2.111.508,00
4	1996	4	17.425.469,00	3.740.642,00
5	1996	5	14.161.868,00	2.892.682,00
6	1996	6	9.420.196,00	2.006.250,00
7	1996	7	14.817.243,00	3.092.214,00
8	1996	8	14.057.788,00	3.067.239,00
9	1996	9	12.574.342,00	2.762.810,00
10	1996	10	9.783.230,00	2.313.757,00
11	1996	11	12.536.568,00	2.819.545,00
12	1996	12	13.765.983,00	3.118.954,00
13	1997	1	14.296.504,00	3.360.870,00
14	1997	2	11.353.000,00	2.643.056,00
15	1997	3	8.526.630,00	1.953.814,00
16	1997	4	12.686.181,00	2.821.636,00
17	1997	5	11.005.374,00	2.495.843,00
18	1997	6	11.166.459,00	2.668.750,00
19	1997	7	12.644.418,00	2.883.335,00
20	1997	8	10.129.422,00	2.448.152,00
21	1997	9	10.820.041,00	2.561.896,00
22	1997	10	14.163.479,00	3.355.344,00
23	1997	11	11.546.507,00	2.636.367,00
24	1997	12	10.385.329,00	2.436.058,00
25	1998	1	10.912.412,00	2.631.878,00
26	1998	2	8.082.460,00	2.017.953,00
27	1998	3	10.549.870,00	2.530.112,00
28	1998	4	12.332.500,00	3.008.162,00
29	1998	5	13.310.215,00	3.179.786,00
30	1998	6	10.051.579,00	2.314.562,00
31	1998	7	11.255.076,00	2.481.753,00
32	1998	8	13.385.731,00	2.792.185,00
33	1998	9	8.600.328,00	1.831.070,00
34	1998	10	6.501.137,00	1.293.214,00
35	1998	11	8.341.063,00	1.646.341,00
36	1998	12	10.738.003,00	2.178.007,00
37	1999	1	5.721.404,00	1.104.061,00
38	1999	2	6.881.863,00	1.283.597,00
39	1999	3	11.046.972,00	2.133.961,00
40	1999	4	8.250.262,00	1.421.491,00
41	1999	5	9.265.879,00	1.555.190,00
42	1999	6	6.624.853,00	1.110.798,00
43	1999	7	11.160.229,00	1.782.399,00
44	1999	8	8.910.836,00	1.462.020,00
45	1999	9	9.819.636,00	1.628.424,00
46	1999	10	12.998.333,00	2.235.862,00
47	1999	11	11.715.925,00	1.972.321,00
48	1999	12	13.390.291,00	2.205.403,00
49	2000	1	9.347.664,00	1.564.920,00
50	2000	2	10.729.066,00	1.956.024,00
51	2000	3	14.450.214,00	2.753.125,00
52	2000	4	12.374.004,00	2.487.316,00

OBS	ANO	MES	VALOR (US\$ FOB)	VOLUME (KG)
53	2000	5	14.728.813,00	2.861.422,00
54	2000	6	11.097.789,00	2.200.323,00
55	2000	7	10.419.812,00	2.159.522,00
56	2000	8	12.716.568,00	2.670.707,00
57	2000	9	11.895.705,00	2.553.894,00
58	2000	10	9.827.350,00	2.249.856,00
59	2000	11	10.412.106,00	2.565.493,00
60	2000	12	9.480.109,00	2.271.402,00
61	2001	1	8.877.329,00	2.162.833,00
62	2001	2	7.021.275,00	1.732.298,00
63	2001	3	7.709.447,00	1.945.945,00
64	2001	4	7.528.968,00	2.041.200,00
65	2001	5	7.215.622,00	1.897.976,00
66	2001	6	8.323.440,00	2.202.432,00
67	2001	7	6.964.004,00	1.897.840,00
68	2001	8	5.951.207,00	1.585.037,00
69	2001	9	6.085.792,00	1.790.132,00
70	2001	10	7.682.217,00	2.139.858,00
71	2001	11	7.285.145,00	1.986.089,00
72	2001	12	7.275.309,00	1.817.598,00
73	2002	1	5.982.117,00	1.637.619,00
74	2002	2	6.784.429,00	1.799.387,00
75	2002	3	5.503.358,00	1.577.938,00
76	2002	4	5.975.786,00	1.709.050,00
77	2002	5	6.568.053,00	1.989.875,00
78	2002	6	6.964.958,00	2.033.262,00
79	2002	7	6.779.963,00	1.981.098,00
80	2002	8	7.122.185,00	1.997.450,00
81	2002	9	5.924.838,00	1.672.650,00
82	2002	10	6.794.655,00	1.872.467,00
83	2002	11	8.087.009,00	2.068.530,00
84	2002	12	7.507.718,00	2.085.607,00
85	2003	1	7.649.523,00	2.293.855,00
86	2003	2	7.806.179,00	2.199.393,00
87	2003	3	6.356.003,00	1.862.140,00
88	2003	4	9.562.183,00	2.751.855,00
89	2003	5	8.718.292,00	2.591.824,00
90	2003	6	10.641.211,00	2.965.092,00
91	2003	7	10.165.716,00	3.006.960,00
92	2003	8	11.214.956,00	3.233.199,00
93	2003	9	10.498.265,00	2.964.208,00
94	2003	10	9.034.416,00	2.548.460,00
95	2003	11	9.379.635,00	2.724.300,00
96	2003	12	8.925.599,00	2.585.135,00
97	2004	1	10.258.636,00	2.711.167,00
98	2004	2	8.405.165,00	2.370.264,00
99	2004	3	10.627.752,00	2.908.461,00
100	2004	4	11.011.345,00	2.981.678,00
101	2004	5	12.953.291,00	3.315.930,00
102	2004	6	13.525.421,00	3.486.815,00
103	2004	7	12.044.963,00	3.191.104,00
104	2004	8	12.909.043,00	3.510.077,00
105	2004	9	12.770.195,00	3.097.887,00

OBS	ANO	MES	VALOR (US\$ FOB)	VOLUME (KG)
106	2004	10	12.080.781,00	2.797.085,00
107	2004	11	11.610.716,00	2.661.836,00
108	2004	12	13.920.040,00	3.039.733,00
109	2005	1	12.351.895,00	2.684.947,00
110	2005	2	12.249.802,00	2.587.584,00
111	2005	3	11.722.188,00	2.570.868,00
112	2005	4	12.427.864,00	2.619.609,00
113	2005	5	14.029.744,00	2.994.620,00
114	2005	6	11.733.969,00	2.732.215,00
115	2005	7	11.135.577,00	2.464.072,00
116	2005	8	12.286.369,00	2.834.887,00
117	2005	9	12.220.965,00	2.832.779,00
118	2005	10	7.122.576,00	1.673.925,00
119	2005	11	8.590.320,00	1.951.682,00
120	2005	12	10.641.218,00	2.554.195,00
121	2006	1	9.968.499,00	2.350.964,00
122	2006	2	9.192.616,00	2.133.484,00
123	2006	3	10.411.746,00	2.511.074,00
124	2006	4	11.051.362,00	2.607.182,00
125	2006	5	12.807.758,00	2.823.463,00
126	2006	6	13.731.768,00	3.130.682,00
127	2006	7	10.362.724,00	2.436.692,00
128	2006	8	13.453.016,00	3.086.142,00
129	2006	9	8.116.155,00	1.904.671,00
130	2006	10	11.394.225,00	2.662.723,00
131	2006	11	14.308.408,00	3.234.449,00
132	2006	12	11.363.209,00	2.496.954,00
133	2007	1	16.789.933,00	3.671.831,00
134	2007	2	14.812.106,00	3.181.266,00
135	2007	3	15.076.753,00	3.391.298,00
136	2007	4	12.952.894,00	2.846.544,00
137	2007	5	16.931.856,00	3.984.989,00
138	2007	6	13.987.447,00	3.230.561,00
139	2007	7	15.012.502,00	3.464.551,00
140	2007	8	17.086.832,00	3.953.100,00
141	2007	9	12.724.331,00	2.927.013,00
142	2007	10	17.242.311,00	4.003.020,00
143	2007	11	15.610.810,00	3.579.213,00
144	2007	12	11.773.503,00	2.644.311,00
145	2008	1	14.360.752,00	2.971.243,00
146	2008	2	14.897.284,00	2.649.250,00
147	2008	3	14.567.474,00	2.724.756,00
148	2008	4	14.960.015,00	2.757.663,00
149	2008	5	15.184.172,00	2.598.130,00
150	2008	6	17.428.752,00	2.810.039,00
151	2008	7	14.031.034,00	2.305.937,00
152	2008	8	8.004.330,00	1.331.566,00
153	2008	9	5.132.436,00	871.751,00
154	2008	10	6.404.103,00	1.056.752,00
155	2008	11	9.373.377,00	1.586.829,00
156	2008	12	11.980.022,00	2.339.124,00
157	2009	1	11.782.946,00	2.200.255,00
158	2009	2	11.554.926,00	2.209.677,00

OBS	ANO	MES	VALOR (US\$ FOB)	VOLUME (KG)
159	2009	3	14.747.391,00	3.052.427,00
160	2009	4	15.154.337,00	3.156.350,00
161	2009	5	17.181.216,00	3.713.340,00
162	2009	6	17.083.378,00	3.744.981,00
163	2009	7	19.442.851,00	4.110.612,00
164	2009	8	15.545.002,00	3.267.875,00
165	2009	9	13.256.788,00	2.922.745,00
166	2009	10	15.462.038,00	3.109.725,00
167	2009	11	15.954.634,00	3.184.713,00
168	2009	12	19.863.180,00	3.823.991,00
169	2010	1	12.508.306,00	2.415.457,00
170	2010	2	14.395.360,00	2.842.616,00
171	2010	3	20.597.084,00	4.077.326,00
172	2010	4	15.253.141,00	2.965.299,00
173	2010	5	17.311.626,00	3.412.267,00
174	2010	6	15.141.628,00	2.937.429,00
175	2010	7	18.326.020,00	3.428.581,00
176	2010	8	16.369.867,00	3.043.588,00
177	2010	9	13.791.963,00	2.504.154,00
178	2010	10	8.069.916,00	1.480.914,00
179	2010	11	13.339.254,00	1.987.974,00
180	2010	12	16.911.536,00	2.319.061,00
181	2011	1	19.567.542,00	2.470.636,00
182	2011	2	18.111.527,00	2.204.898,00
183	2011	3	18.669.193,00	2.286.929,00
184	2011	4	12.848.960,00	1.529.404,00
185	2011	5	12.484.427,00	1.436.673,00
186	2011	6	15.018.382,00	1.764.184,00
187	2011	7	15.115.958,00	1.577.357,00
188	2011	8	8.966.943,00	915.541,00
189	2011	9	9.446.875,00	953.467,00
190	2011	10	12.094.334,00	1.343.176,00
191	2011	11	18.087.465,00	2.084.914,00
192	2011	12	15.638.114,00	1.886.635,00
193	2012	1	13.716.845,00	1.722.547,00
194	2012	2	15.625.581,00	2.121.718,00
195	2012	3	15.592.160,00	2.072.661,00
196	2012	4	11.302.613,00	1.535.459,00
197	2012	5	16.214.519,00	2.188.190,00
198	2012	6	15.853.544,00	2.084.680,00
199	2012	7	11.336.935,00	1.482.349,00
200	2012	8	12.289.208,00	1.733.335,00
201	2012	9	8.719.083,00	1.323.662,00
202	2012	10	7.307.732,00	1.104.698,00
203	2012	11	12.061.158,00	1.767.184,00
204	2012	12	8.555.762,00	1.206.807,00

Fonte: Alice-Web – Secex/MDIC (2013)