

# MPRA

Munich Personal RePEc Archive

## Forecasts for the Brazilian Exports in 2011 using structural models

Lucas Lúcio Godeiro

Federal Rural University of Semi-Arid

2 December 2011

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/45182/>

MPRA Paper No. 45182, posted 18 March 2013 12:40 UTC

## **Previsão para as Exportações Brasileiras de 2011 utilizando modelos estruturais**

**Resumo:** A pesquisa objetiva prever o valor das exportações brasileiras de 2011 em dólares utilizando modelos estruturais. Para tanto foram pesquisados a série mensal do valor em dólares das exportações brasileiras entre 1975 e outubro de 2011 e ajustados três modelos estruturais. O primeiro com tendência, sazonalidade, ciclo de curto prazo. O segundo sem os ciclos de curto prazo e no terceiro modelo foram acrescentados ao primeiro as intervenções. Os resultados obtidos pela pesquisa foram robustos, dado que apenas o primeiro modelo não conseguiu prever as exportações até outubro de 2011.

**Palavras chave:** Exportações. Filtro de Kalman. Modelos estruturais. Modelo de Nível Local.

### **Forecasts for the Brazilian Exports in 2011 using structural models**

**Abstract:** The research aim to forecast the value in dollars of the Brazilian Exports of 2011 using structural models. For both was researched the exports monthly series between 1975 and October 2011 and adjusted three models. The first have trend, seasonal and short period cycle. The second with trend and seasonal and the third was included interventions in the first. The results of the research were robust, because only the first model didn't forecast the exports up in October 2011.

**Keywords:** Exports. Kalman Filter. Structural Models. Local Level Model.

### **1.Introdução**

Uma das variáveis macroeconômicas que os países buscam maximizar, desde a era mercantilista são as exportações. As exportações aumentam a demanda agregada da economia e trazem recursos em moeda estrangeira conversível, o qual é benéfico principalmente aos países pequenos. Há países, como China, Coréia do Sul, entre outros que alavancaram seu crescimento econômico com modelos voltados para a demanda mundial.

Castro e Rossi Júnior (2000) elaboram um modelo multivariado para previsão das exportações brasileiras de commodities. Os autores utilizam um VAR para preverem o comportamento dos preços e do quantum exportado das commodities e chegam a conclusão que os exportações brasileiras de commodities não causam no sentido de Granger suas cotações internacionais.

Silva e Carvalho (2006) fazem uma discussão de como as exportações agrícolas brasileiras podem afetar a valorização da taxa de câmbio e conseqüentemente a desindustrialização do país. Eles chegam a implicações de que o Brasil obtém sucesso no agronegócio por ter vantagens comparativas e alertam sobre a volatilidade do preço das commodities.

A literatura analisada trabalha com modelos multivariados para previsão das exportações. Há uma carência de modelos univariados, ou seja, que mostrem que as exportações podem ser previstas sem variáveis explicativas exógenas ou não. Neste sentido a presente pesquisa tem

por finalidade prever o valor das exportações brasileiras de 2011 em dólares utilizando modelos estruturais.

Além desta introdução e das considerações finais a pesquisa será desenvolvida em mais dois capítulos. O capítulo dois tratará dos procedimentos metodológicos, entre eles o Filtro de Kalman. O terceiro discorrerá sobre os resultados encontrados e a estimação dos modelos de previsão.

## 2. Métodos

Nesta seção será apresentado o Filtro de Kalman, o Modelo de Nível Local e as variáveis utilizadas na pesquisa. O Filtro de Kalman é o método de estimação dos coeficientes do modelo. O modelo de será utilizado para decompor a série em nível, irregular e ciclo. O ciclo do modelo será um ciclo de curto prazo.

### 2.1 Filtro de Kalman

O objetivo desta parte é apresentar brevemente o Filtro de Kalman. Hamilton (1994) define o Filtro de Kalman como um algoritmo que atualiza sequencialmente a projeção linear para um sistema. Algumas vantagens do método citadas pelo autor acima são: a geração da matriz de autocovariâncias para a análise espectral e a estimação de vetores de coeficientes que variam no tempo.

O Filtro requer a representação de  $y_t$  em espaço de estado.<sup>1</sup> Seja  $y_t$  um vetor ( $n \times 1$ ), que pode ser descrito em termos de um vetor não observado  $\xi_t$  ( $r \times 1$ ). A representação em espaço-estado é dada por:

$$\xi_t = F\xi_t + v_{t+1} \quad (1)$$

$$y_t = A'x_t + H'\xi_t + w_t \quad (2)$$

F, A' e H são matrizes de parâmetros de dimensão ( $r \times r$ ), ( $n \times k$ ) e ( $n \times r$ ), respectivamente.  $x_t$  é um vetor de variáveis exógenas ou predeterminadas. A equação (1) é conhecida como equação de estado e (2) é a equação das observações.  $v_t$  e  $w_t$  são vetores de ruídos brancos não correlacionados entre si.

---

<sup>1</sup> O desenvolvimento do Filtro de Kalman tem como referência Hamilton (1994)

A representação de um processo univariado ARMA (p, q) é apresentado por Hamilton (1994).

A representação da equação de estado é  $r \equiv \max \{p, q+1\}$ :

$$y_t - \mu = \phi_1(y_{t-1} + \mu) + \phi_2(y_{t-2} + \mu) + \dots + \phi_r(y_{t-r} + \mu) + \varepsilon_t + \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_2\varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_{r-1}\varepsilon_{t-r+1} \quad (3)$$

Assume-se  $\theta_j = 0$  para todo  $j > p$  e  $\phi_j = 0$  para todo  $j > p$ . A representação geral para a equação de estado é:

$$\xi_{t+1} = \begin{bmatrix} \phi_1 & \phi_2 & \dots & \phi_{r-1} & \phi_r \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \xi_t + \begin{bmatrix} \varepsilon_{t+1} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

A equação de observação é dada por:

$$y_t = \mu + [1 \quad \theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \quad \theta_{r-1}] \xi_t \quad (5)$$

Para a continuação do processo, é necessária a definição das matrizes Q, de dimensão (r x r) e R de dimensão (n x n).  $E(v_t v_t') = Q$  se  $t = \tau$  e 0 caso contrário.  $E(w_t w_t') = R$  se  $t = \tau$  e 0 caso contrário.

O objetivo do algoritmo é calcular a previsão para o vetor de estado em t+1 dado informação até t (Hamilton, 1994, p.377).

$$\hat{\xi}_{t+1|t} \equiv \hat{E}(\xi_{t+1} | \mathcal{P}_t) \quad (6)$$

$$\mathcal{P}_t \equiv (y_t', y_{t-1}', \dots, y_1', x_t', x_{t-1}', \dots, x_1')' \quad (7)$$

A matriz (r x r) de variância-covariância do processo é representada por:

$$P_{t+1|t} \equiv E[(\xi_{t+1} - \hat{\xi}_{t+1|t})(\xi_{t+1} - \hat{\xi}_{t+1|t})'] \quad (8)$$

A equação de previsão para  $\hat{\xi}_{t+1|t}$  é:

$$\begin{aligned}\hat{\xi}_{t+1|t} &= F \cdot \hat{E}(\xi_t | \mathcal{D}_t) + \hat{E}(v_{t+1} | \mathcal{D}_t) \\ \hat{\xi}_{t+1|t} &= F \cdot \xi_{t|t} + 0\end{aligned}\quad (9)$$

A equação de previsão para a matriz de variância-covariância é:

$$\begin{aligned}P_{t+1|t} &= E[(\xi_{t+1} - \hat{\xi}_{t+1|t})(\xi_{t+1} - \hat{\xi}_{t+1|t})'] \\ P_{t+1|t} &= E[(F\xi_t + v_{t+1} - F\hat{\xi}_{t|t})(F\xi_t + v_{t+1} - F\hat{\xi}_{t|t})'] \\ P_{t+1|t} &= F \cdot E[(\xi_t - \hat{\xi}_{t|t})(\xi_t - \hat{\xi}_{t|t})'] \cdot F' + E[v_{t+1}v_{t+1}'] \\ P_{t+1|t} &= FP_{t|t}F' + Q\end{aligned}\quad (10)$$

O erro de previsão é definido por:

$$\begin{aligned}y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t} &= A'x_{t+1} + H'\xi_{t+1} + w_{t+1} - A'x_{t+1} - H'\hat{\xi}_{t+1|t} \\ y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t} &= H'(\xi_{t+1} - \hat{\xi}_{t+1|t}) + w_{t+1}\end{aligned}\quad (11)$$

A variância do erro de previsão é:

$$\begin{aligned}E[(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t})(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t})'] &= E[H'(\xi_{t+1} - \hat{\xi}_{t+1|t})(\xi_{t+1} - \hat{\xi}_{t+1|t})'H] + E[w_{t+1}w_{t+1}'] \\ E[(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t})(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1|t})'] &= H'P_{t+1}H + R\end{aligned}\quad (12)$$

A matriz de ganho do filtro K é definida por:

$$K_t \equiv FP_{t|t-1}H'(H'P_{t|t-1}H + R)^{-1}\quad (13)$$

Com isso as equações de atualização são dadas por:

$$\xi_{t+1} = \xi_{t+1|t} + F(\xi_t - \hat{\xi}_{t|t-1}) - K_t(y_t - A'x_t - H'\hat{\xi}_{t|t-1}) + v_{t+1}\quad (14)$$

$$P_{t+1} = (F - K_tH')P_{t|t-1}(F' - HK_t') + K_tRK_t' + Q\quad (15)$$

Os estimadores de máxima verossimilhança dos parâmetros podem ser obtidos segundo Valls Pereira (2011) usando-se a decomposição do erro de previsão:

$$l(\psi) = -\frac{NT}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln |(y_t - \hat{y}_{t|t-1})| \quad (16)$$

$$- \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \{E[(y_t - \hat{y}_{t|t-1})(y_t - \hat{y}_{t|t-1})']\} \{[(y_t - \hat{y}_{t|t-1})^{-1}]\} \{E[(y_t - \hat{y}_{t|t-1})(y_t - \hat{y}_{t|t-1})']\}$$

## 2.2 Modelo de Nível Local

Na pesquisa será estimado um modelo de nível local para a série das exportações. De acordo com Harvey (1992) o Modelo de Nível Local é representado pela equação:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (17)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \eta_t \quad (18)$$

As variáveis  $\varepsilon_t$  e  $\eta_t$  são ruídos brancos não correlacionados entre si, com variância  $\sigma_\varepsilon^2$  e  $\sigma_\eta^2$  respectivamente. Ainda de acordo com o autor acima o a forma reduzida para o modelo é um ARIMA (0,1,1):

$$\Delta y_t = (1 - \theta L) \xi_t \quad -1 \leq \theta \leq 0 \quad (19)$$

$$\theta = (\sqrt{q^2 + 4q} - 2 - q) / 2 \quad (20)$$

$$q = \frac{\sigma_\eta^2}{\sigma_\varepsilon^2} \quad (21)$$

O modelo pode ser reescrito da seguinte forma:

$$y_t = \frac{\eta_t}{\Delta} + \varepsilon_t \quad (22)$$

$$\hat{\varepsilon}_t = \frac{(1-F)\sigma_\varepsilon^2}{1+\theta F\sigma^2} \xi_t \quad (23)$$

$$\hat{\eta}_t = \frac{1}{1+\theta F} \frac{\sigma_\eta^2}{\sigma^2} \xi_t \quad (24)$$

Onde  $F = L^{-1}$  e os estimadores  $\hat{\eta}_t$  e  $\hat{\varepsilon}_t$  dependem das inovações futuras e podem ser representados por um processo AR (1) e ARMA (1,1) respectivamente (HARVEY, 1992, P.378).

$$\hat{\eta}_t = \hat{\eta}_{t+1} + q\hat{\varepsilon}_t \quad 0 \leq q \leq \infty$$

(25)

O modelo de nível local é um modelo estrutural. Segundo Harvey (1989) define-se modelos estruturais como aquele que tem uma interpretação direta e a série é decomposta somando-se nível, tendência, sazonalidade, ciclos e componentes irregulares.

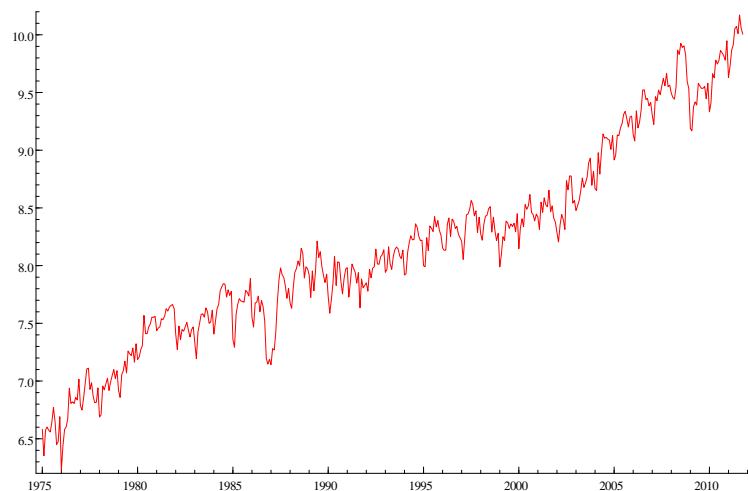
### 2.3 Dados

Foi obtido junto ao Ipedatada a série mensal do valor das exportações do Brasil em dólares americanos entre os anos 1975 e outubro de 2011. A amostra será composta por 442 observações Os dados serão transformados em log.

## 3. Resultados

A série do log do valor das exportações brasileiras em dólares é apresentaa abaixo:

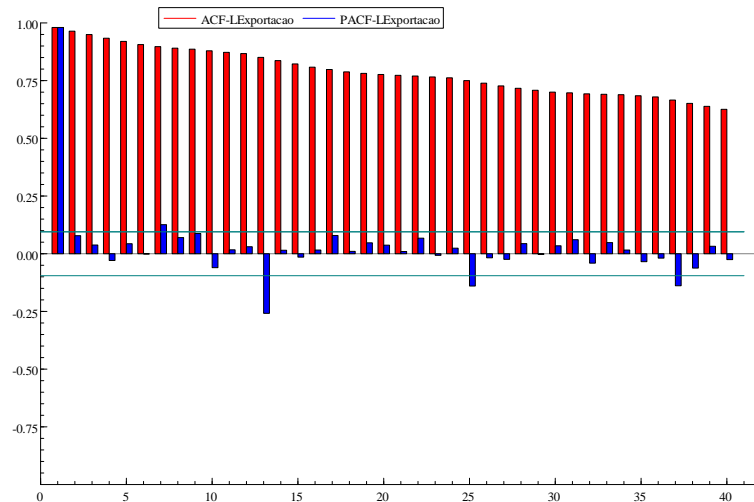
Gráfico 1 – Valor em dólar das exportações do Brasil em log 1975-2011



Fonte: Ipeadata

A inspeção visual do gráfico sugere que a série é não estacionária, pois se verifica uma tendência de crescimento da média. O correlograma e os testes de raiz unitária serão efetuados para se verificar a estacionaridade da série, apesar dos modelos estruturais admitirem a modelagem de séries não estacionárias.

Gráfico 2 – Autocorrelação e autocorrelação parcial exportações



Fonte: Dados da pesquisa

As autocorrelações estão decaindo exponencialmente e as autocorrelações parciais apenas a primeira e as que estão próximas da décima segunda defasagem são significativas. Esse comportamento dá indícios de sazonalidade na série. A série também apresenta um comportamento de memória longa, o que será comprovado pelos testes seguintes. Serão efetuados os testes de raiz unitária de Dickey & Fuller (1979) e Philips & Perron(1988) para detectar se a série é estacionária. Os testes de Hurst (1951) & Mandelbrot (1975) e Geweke e Porter-Hudak (1983) identificarão se a série tem memória longa.

Tabela 1 – Testes de raiz unitária e memória longa

	Raíz Unitária			
	ADF(c,trend)		PP(c,trend)	
	t-statistic	p-valor	t-statistic	p-valor
I(3) x I(2)	-15,1465	0,0000	-163,0807	0,0000
I(2) x I(1)	-5,9006	0,0000	-34,6055	0,0000
I(1) x I(0)	-2,4935	0,3300	-5,4032	0,0000
	Memória Longa			
	GPH		Hurst	
	Parâmetro d	p-valor	t-statistic	p-valor
	1,0026	0,0000	5,9138	0,0000

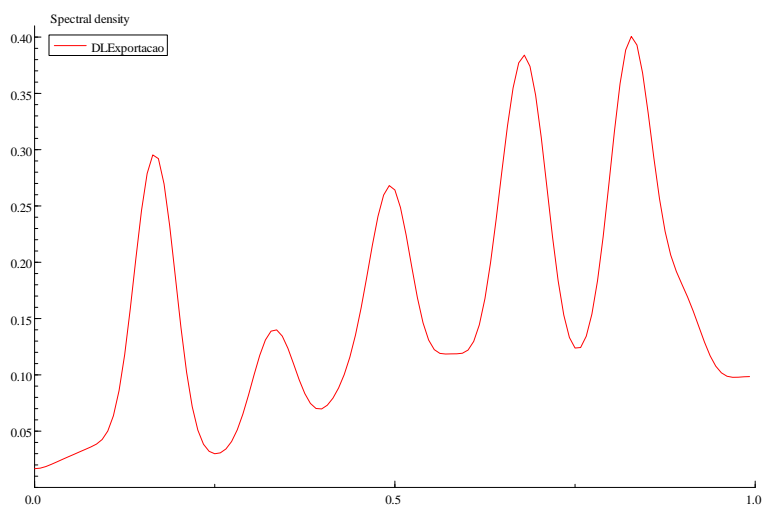
Fonte:Dados da pesquisa

Observa-se que os testes de raiz unitária são inconclusivos, pois o testes PP indicam que a série é estacionária. No entanto o teste PP diz que a série é não estacionária quando testado sem constante e tendência. Isso reforça o problema de baixo poder e tamanho dos testes, onde os mesmos não rejeitam a hipótese nula quando ela é falsa ou rejeitando a nula quando ela é



verdadeira. Os testes de memória longa apontam que a série possui memória longa e que a diferenciação ideal para série é 1, ou seja, se tomar a primeira diferença da série ela se torna estacionária. Então o possível modelo local para o processo seria um ARIMA e não um ARFIMA.

Gráfico 3 – Densidade espectral para a primeira diferença das Exportações

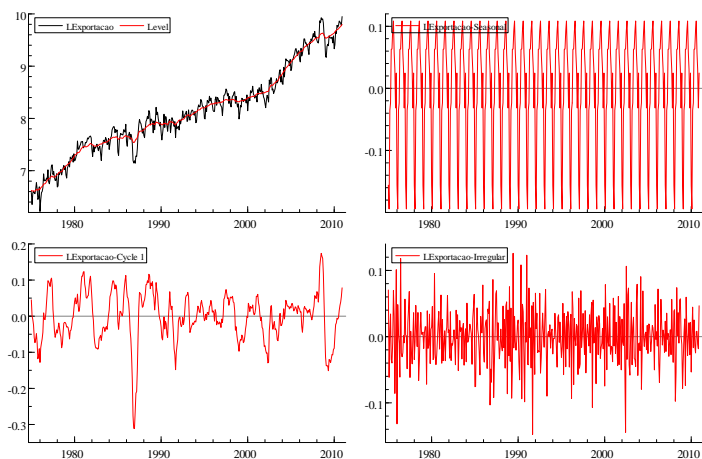


Fonte: Dados da pesquisa

Os ciclos de baixa frequência representam as sazonalidades mensais, enquanto os de alta frequência podem ser influenciados pela presença de efeitos calendário.

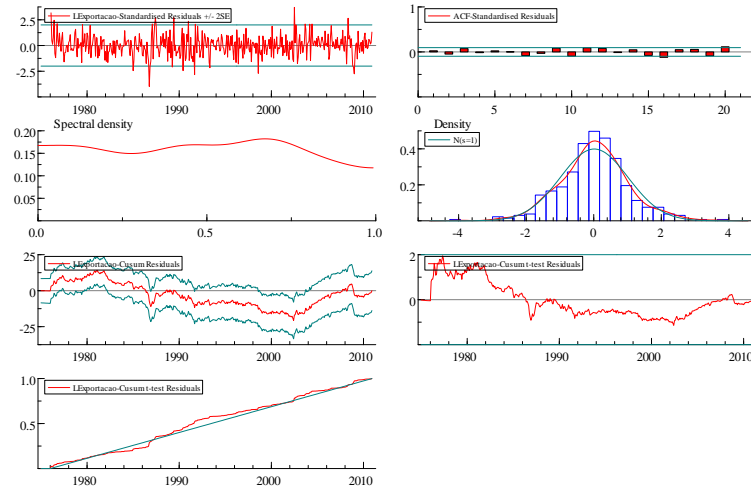
A etapa seguinte da pesquisa será estimar três modelos. No primeiro modelo a série será decomposta por nível, tendência, sazonalidade e um ciclo de curto prazo. O segundo modelo será estimado sem o ciclo. No terceiro modelo serão acrescentados ao modelo as intervenções do resíduos auxiliares desenvolvidos por Harvey (1992) para detectar outliers ou quebras no nível da série.

Gráfico 4 – Modelo 1



Fonte: Dados da pesquisa

Gráfico 5 – Resíduos Modelo 1



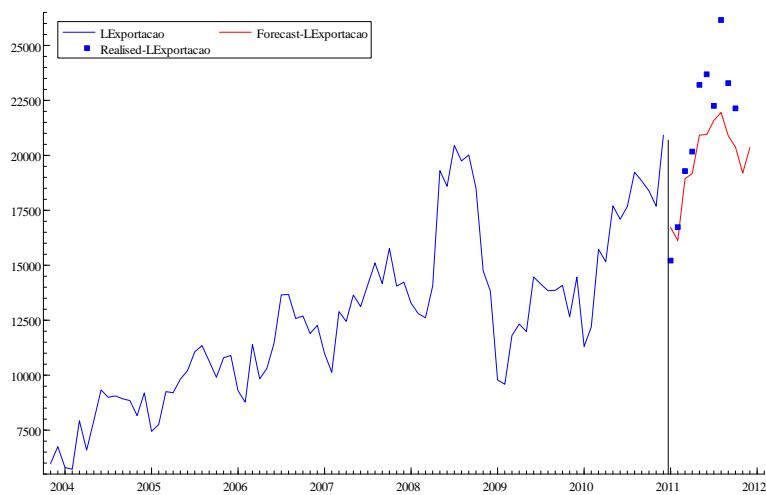
Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 1 – Testes Ljung Box Modelo 1

Lag	9F	Ser.Corr	BoxLjung	prob
5	1	0.024207	3.897	[ 0.0484]
6	2	0.0034041	3.902	[ 0.1421]
7	3	-0.080071	6.647	[ 0.0840]
8	4	-0.031224	7.0655	[ 0.1325]
9	5	0.083332	10.053	[ 0.0737]
12	8	0.078243	20.177	[ 0.0097]
24	20	-0.059657	47.783	[ 0.0005]
36	32	-0.056675	71.464	[ 0.0001]

Fonte: Elaboração própria

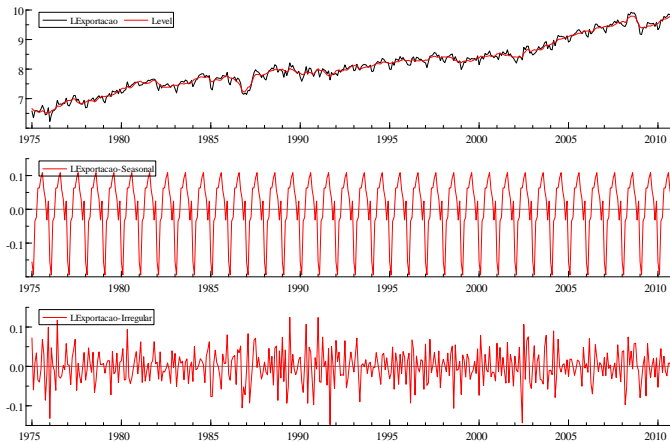
Gráfico 6 – Previsão das exportações Modelo 1



Fonte: Dados da pesquisa

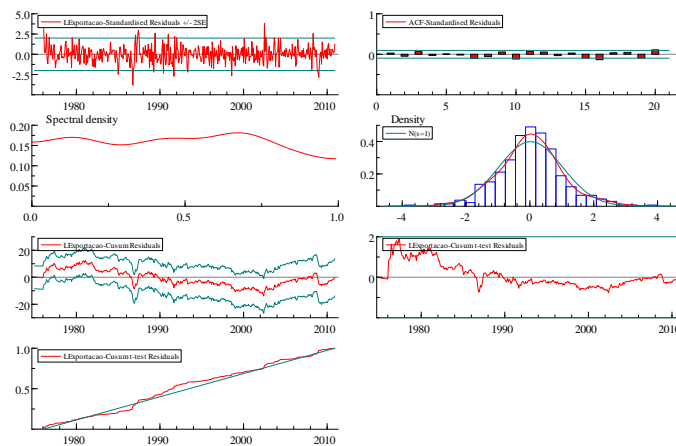
Observa-se que os resíduos, apesar de não estarem correlacionados saem da banda em alguns períodos na década de 80 e na crise de 2008. Os modelos seguintes tentarão controlar esses outliers.

Gráfico 7 – Modelo 2



Fonte: Dados da pesquisa.

Gráfico 8 – Resíduos modelo 2



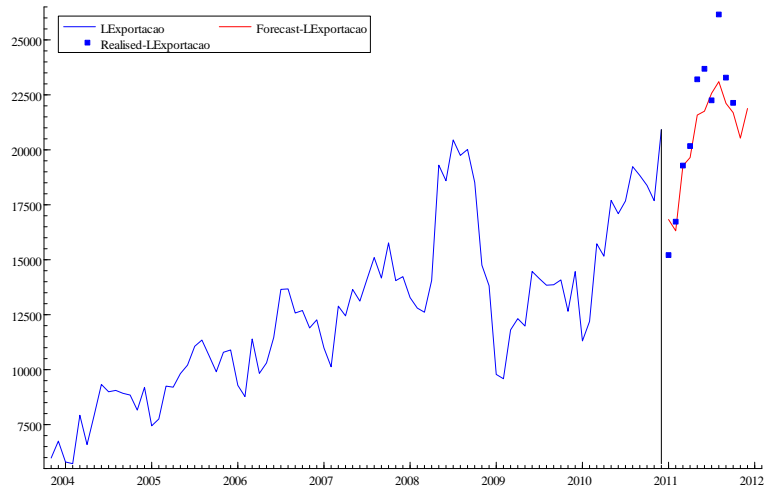
Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 2 – Teste Ljung Box Modelo 2

Lag	df	Ser.Corr	BoxLjung	prob
4	1	-0.028182	3.5466	[ 0.0597]
5	2	0.0067687	3.5661	[ 0.1681]
6	3	-0.018062	3.7055	[ 0.2951]
7	4	-0.10405	8.3411	[ 0.0799]
8	5	-0.056475	9.71	[ 0.0839]
12	9	0.05673	20.544	[ 0.0148]
24	21	-0.063703	49.639	[ 0.0004]
36	33	-0.056131	74.076	[ 0.0001]

Fonte: Elaboração própria

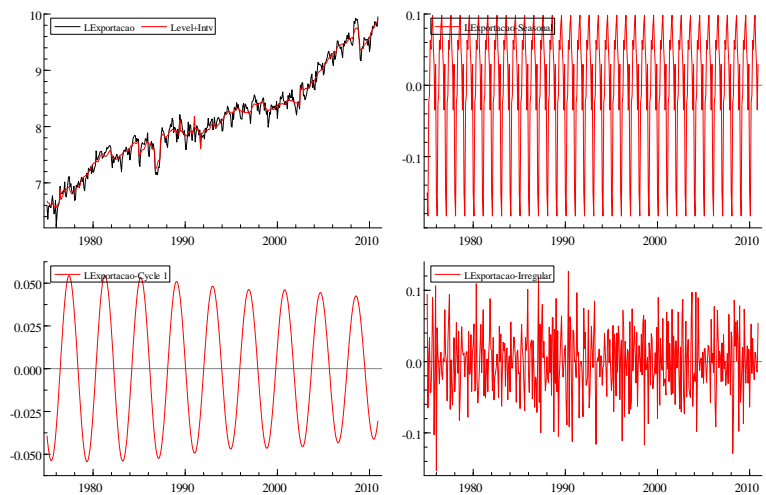
Gráfico 9 – Previsão exportações modelo 2



Fonte: Dados da pesquisa

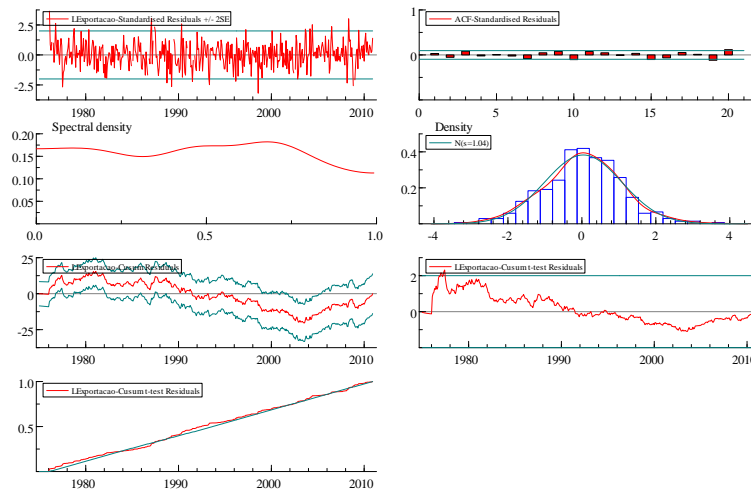
O modelo sem os ciclos também apresenta problema de outliers, embora consiga ter uma previsão mais ajustada que o primeiro modelo. Neste modelo nível da série e o erro observacional tiveram um maior poder de explicação. A sazonalidade e a taxa de crescimento do nível são determinísticas, pois a variância dessas variáveis foi constante.

Gráfico 10 – Modelo 3



Fonte:Dados da pesquisa

Gráfico 11 - Resíduos modelo 3



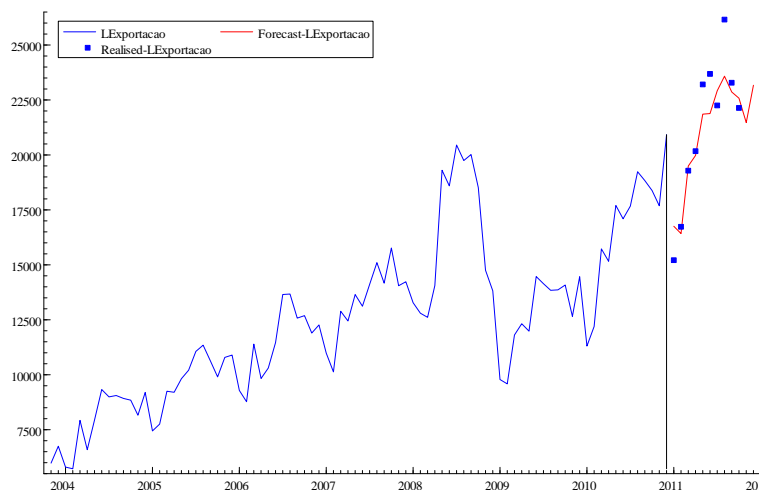
Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 3 – Teste Ljung Box modelo 3

Lag	df	Ser.Corr	BoxLjung	prob
5	1	0.0013196	3.9119	[ 0.0479]
6	2	-0.030853	4.31	[ 0.1159]
7	3	-0.10665	9.0775	[ 0.0283]
8	4	0.019	9.2292	[ 0.0556]
9	5	0.091596	12.763	[ 0.0257]
12	8	0.055425	20.585	[ 0.0083]
24	20	-0.12064	55.114	[ 0.0000]
36	32	-0.075542	75.947	[ 0.0000]

Fonte: Dados da pesquisa

Gráfico 12 – Previsão Modelo 3



Fonte: Elaboração própria

O modelo estimado obteve um bom ajuste. A distribuição dos resíduos segue uma distribuição normal, dado que o teste Jarque-Bera de normalidade apresentou um p-valor de 0,72. O

correlograma é o teste Ljung Box também mostram que o que restou das estimativas é um ruído branco. As tabelas seguintes mostrarão uma comparação entre os estimações e previsões dos 3 modelos.

Tabela 4 – Coeficientes estimados pelos modelo.

	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	Estimativa	Variância	Estimativa	Variância	Estimativa	Variância
Nível	9,79853*	0,0010229	9.87939*	0.00303158	10.16898*	0.00131122
Tendência	0.00750*	0.000000	0.00746*	0.000000	0.00810*	0.000000
Ciclo(anos)	3,91177*	0,0017322	-	-	3.88685*	0,1966
Sazonalidade(chi2 test)	356,58658	0.000000	364.19055*	0.000000	509.60777*	0.000000
Q-Ljung Box	48,8490	-	49,6390	-	55,425	-
SIC	-4,63174	-	-4,6248	-	-4,799	-
	Coeficiente	Variância	Coeficiente	Variância	Coeficiente	Variância
Outlier 1976(6)	-	-	-	-	-0,26978*	3,1923
Outlier 1989(6)	-	-	-	-	0,22863*	3,41635
Outlier 1991(1)	-	-	-	-	0,22892*	3,42184
Outlier 1991(9)	-	-	-	-	0,21364*	-4,03305
Level break 1985(1)	-	-	-	-	-0,24971*	-3,78203
Level break 1986(10)	-	-	-	-	-0,34381*	-5,21132
Level break 1987(5)	-	-	-	-	0,33301*	5,04887
Level break 2002(7)	-	-	-	-	0,29780*	4,51257
Level break 2008(12)	-	-	-	-	-0,31048*	-4,69696

Fonte: Elaboração própria. \*, \*\* e \*\*\* indicam significancia a 1%, 5% e 10% respectivamente.

A partir da análise da tabela verifica-se que a sazonalidade e a tendência são determinísticas. O ciclos encontrados pelo modelo tem mais ou menos 4 anos. Pelo critério de informação de Schwartz o melhor modelo é o terceiro. Os outliers e quebras no nível encontram fatos históricos que os justifiquem como o plano Collor, a moratória de 1987, a crise do petróleo nos anos 70 e a crise imobiliária de 2008.

Tabela 5 – Efeitos sazonais

Efeito(%)	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Janeiro	-14.44536*	-14.44392*	-13.99743*
Fevereiro	-17.66402*	-17.66049*	-16.74856*
Março	-3.46441*	-3.45797*	-2.44446**
Abril	-2.32275***	-2.31467***	-1,3477
Mai	6.48730*	6.49654*	6.49474*
Junho	6.55060*	6.55878*	5.18852*
Julho	9.73510*	9.74085*	8.69301*
Agosto	11.46655*	11.46821*	10.32792*
Setembro	5.91569*	5.91223*	5.54224*
Outubro	3.12735**	3.11850**	2.89441*
Novembro	-3.10503**	-3.11844*	-3.40169*
Dezembro	2.49594***	2.47718***	2.98324*

Fonte: Elaboração própria. \*, \*\* e \*\*\* indicam significancia a 1%, 5% e 10% respectivamente.

Os efeitos sazonais tiveram resultados iguais no que diz respeito a queda ou aumento das exportações dado certo período do mês. O mês de fevereiro é o que há uma maior queda nas exportações.

Tabela 6 – Valor em milhões de dólares da previsão das exportações brasileiras 2011

	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3			Exportações
	L. Inferior	Previsão	L. Superior	L. Inferior	Previsão	L. Superior	L. Inferior	Previsão	L. Superior	
Janeiro	16611,96	18140,47	19809,62	15344,97	16828,80	18456,11	15513,07	16754,11	18094,43	15214,35
Fevereiro	16637,41	18274,64	20072,97	14648,78	16317,31	18175,88	15076,63	16422,52	17888,56	16732,47
Março	16668,21	18409,80	20333,36	17070,52	19275,00	21764,18	17756,48	19494,43	21402,48	19285,98
Abril	16703,52	18545,96	20591,62	17190,70	19649,22	22459,34	18062,31	19976,08	22092,63	20172,98
Maio	<b>16742,74</b>	<b>18683,13</b>	<b>20848,39</b>	18671,51	21581,89	24945,92	19625,74	21855,94	24339,56	23208,66
Junho	<b>16785,40</b>	<b>18821,31</b>	<b>21104,15</b>	18627,81	21756,10	25409,75	19521,18	21882,62	24529,72	23689,08
Julho	<b>16831,10</b>	<b>18960,51</b>	<b>21359,33</b>	19140,49	22573,46	26622,16	20321,02	22920,85	25853,29	22251,88
Agosto	<b>16879,54</b>	<b>19100,75</b>	<b>21614,24</b>	19408,12	23100,36	27495,02	20783,28	23581,85	26757,27	26158,51
Setembro	<b>16930,48</b>	<b>19242,02</b>	<b>21869,16</b>	18417,32	21691,03	26550,77	20033,87	22861,52	26088,28	23285,06
Outubro	<b>16983,68</b>	<b>19384,33</b>	<b>22124,31</b>	17915,86	22113,21	26261,69	19680,05	22580,78	25909,06	22140,00
Novembro	17038,99	19527,70	22379,92	16823,41	20531,59	25057,12	19987,09	21469,81	24764,24	-
Dezembro	17096,24	19672,13	22636,13	17791,22	21879,96	26908,38	18613,64	23170,95	26861,99	-

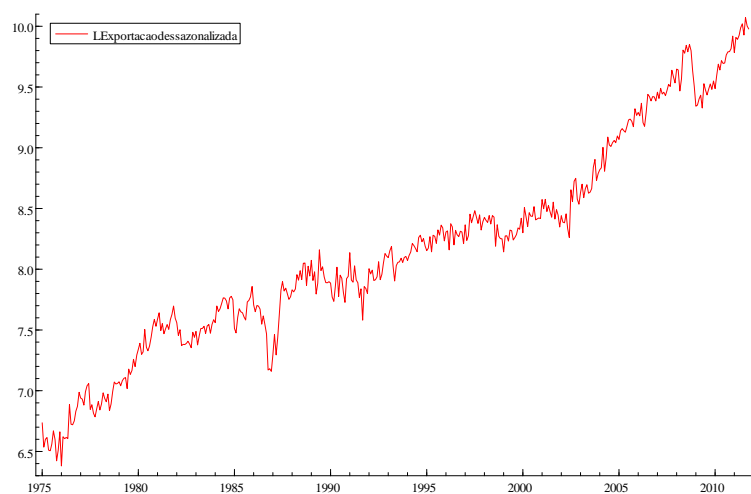
Fonte: Elaboração própria. Os valores em negrito indicam que o modelo não acertou a previsão.

Os modelos 2 e 3 acertaram todas as previsões, sendo que o terceiro obteve um ajuste melhor.

O modelo 1 não acertou as previsões a partir de maio de 2011.

A seguir é apresentado o gráfico das exportações dessazonalizadas pelo modelo 3.

Gráfico 13 – Exportações dessazonalizadas



Fonte: Dados da pesquisa

#### 4. Considerações Finais

O objetivo da pesquisa era prever o valor das Exportações Brasileiras para o ano de 2011 utilizando a amostra até dezembro de 2010. Dois dos modelos estimados conseguiram prever o comportamento das Exportações com um bom ajuste. Uma das vantagens de se utilizar os modelos estruturais e que os mesmos permitem modelares variáveis não estacionárias. Como a maioria das séries temporais econômicas em nível são não estacionárias, pode-se obter um melhor resultado do que a metodologia ARIMA.

Portanto, conclui-se que os modelos estruturais são capazes de prever o comportamento das exportações do Brasil, mesmo sem a utilização de variáveis explicativas. Destaca-se também a importância dos resíduos auxiliares e das intervenções feitas, pois ajudam a melhorar o ajuste do modelo e tornar os resíduos ruídos brancos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

CASTRO, A. L. & ROSSI JÚNIOR, J.L. *Modelos de Previsão para a exportação das principais commodities brasileiras*. IPEA, Rio de Janeiro, 2000.

DICKEY, D.A. & FULLER, W.A. (1979) "Distribution of the estimates for autoregressive time series with a unit root". *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427-431.

GEWEKE, J. e PORTER-HUDAK, S. (1983) "The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models". *Journal of Time Series Analysis*, 4, 221-237.

HAMILTON, J.D. *Time Series Analysis*. Princeton University Press, 1994.

HARVEY, A.C. Diagnostic Checking of Unobserved-Components Time Series Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, October 1992, Vol.10, No. 4.

\_\_\_\_\_. (1989) *Forecasting Structural Time Series Models and the Kalman Filter*. Cambridge University Press.

LO, A.W. (1991) "Long Term Memory in Stock Market Prices". *Econometrica*, 59, 1279-1313.

PHILLIPS, P.C.B. (1987) "Time Series Regression with a Unit Root", *Econometrica*, 55, p. 277-301.

SILVA, C.R.L. & CARVALHO, M.A. *Exportações Agrícolas brasileiras: o paradoxo do sucesso*. Encontro nacional de Economia ANPEC. Salvador, 2006.

VALLS PEREIRA, P.L. *Filtro de Kalman*. Notas de aula. EESP-FGV. São Paulo, 2011.