

# Estimação da Receita Líquida de uma Empresa de Varejo através de uma Modelagem Estrutural

**Marco Antônio dos Santos Martins** (ESPM Sul/Unifin) - mmartins@jminvest.com

**Frederike Monika Budiner Mette** (ESPM Sul/ Unifin) - frederikemette@yahoo.com.br

**Guilherme Ribeiro de Macêdo** (UFRGS) - ribeiroguilherme@gmail.com

## Resumo:

*O comportamento das vendas do varejo desempenha um papel relevante como componente da demanda agregada, integrando os modelos de política macroeconômica como, por exemplo, os modelos de política monetária, fazendo com que economistas e pesquisadores desenvolvam ferramentas cada vez mais sofisticadas para reduzir o nível de erro de estimação. Por outro lado, a nível microeconômico, as empresas do setor de varejo tem na projeção de vendas a variável determinante para a estimação de volume de capital de giro, de margens de lucro e do orçamento de resultados. Desta forma, a modelagem adequada desta série de vendas é muito importante para diversos setores da economia. Assim, a proposta do presente artigo foi utilizar modelos estruturais para modelar de forma mais robusta as vendas das empresas do setor varejista, afim de utilizá-lo como ferramenta de orçamento para as empresas do varejo, fundamentando-se na metodologia do filtro de Kalman. Para isso, foi utilizada uma série de vendas nominais do varejo trimestrais, compreendida entre o primeiro trimestre de 2000 até o primeiro trimestre de 2008, gerando equações de regressões pelo modelo estrutural para estimar o modelo dentro da amostra e fora dela, com o software Stamp 6.20. Os resultados demonstraram que a utilização dos modelos estruturais aumenta a capacidade de previsão das séries de vendas ao segregar o modelo em vários componentes, tais como tendência e sazonalidade.*

**Palavras-chave:** *Estimação de Vendas do Setor Varejista. Modelos Estruturais. Filtro de Kalman.*

**Área temática:** *Métodos quantitativos aplicados à gestão de custos*

## **Estimação da Receita Líquida de uma Empresa de Varejo através de uma Modelagem Estrutural**

### **Resumo**

O comportamento das vendas do varejo desempenha um papel relevante como componente da demanda agregada, integrando os modelos de política macroeconômica como, por exemplo, os modelos de política monetária, fazendo com que economistas e pesquisadores desenvolvam ferramentas cada vez mais sofisticadas para reduzir o nível de erro de estimação. Por outro lado, a nível microeconômico, as empresas do setor de varejo tem na projeção de vendas a variável determinante para a estimação de volume de capital de giro, de margens de lucro e do orçamento de resultados. Desta forma, a modelagem adequada desta série de vendas é muito importante para diversos setores da economia. Assim, a proposta do presente artigo foi utilizar modelos estruturais para modelar de forma mais robusta as vendas das empresas do setor varejista, afim de utilizá-lo como ferramenta de orçamento para as empresas do varejo, fundamentando-se na metodologia do filtro de Kalman. Para isso, foi utilizada uma série de vendas nominais do varejo trimestrais, compreendida entre o primeiro trimestre de 2000 até o primeiro trimestre de 2008, gerando equações de regressões pelo modelo estrutural para estimar o modelo dentro da amostra e fora dela, com o software *Stamp 6.20*. Os resultados demonstraram que a utilização dos modelos estruturais aumenta a capacidade de previsão das séries de vendas ao segregar o modelo em vários componentes, tais como tendência e sazonalidade.

Palavras-chave: Estimação de Vendas do Setor Varejista. Modelos Estruturais. Filtro de Kalman.

Área Temática: 3 – Métodos quantitativos aplicados à gestão de custos

### **1 Introdução**

O atual cenário econômico mundial leva a necessidade do entendimento de que o sistema de gerenciamento de qualquer entidade requer a clara definição de seu processo de gestão, considerando, especialmente, a dinâmica de seus negócios. Nesse processo estão estabelecidos implícita ou explicitamente os diversos métodos e caminhos que a administração maior da organização estabelece para que os objetivos e metas sejam atingidos. Esse processo de gestão inicia na missão da empresa e no modelo de gestão, onde pode ser observado o conjunto das crenças e valores que devem nortear o comportamento dos gestores. Dessa forma, o processo de gestão pode ser definido como o conjunto de procedimentos e determinações que os gestores identificam como necessários para impulsionar a empresa da atual situação à outra identificada como possível e desejada em um tempo futuro (SANTOS, SCHMIDT, PINHEIRO E MARTINS, 2008).

O planejamento orçamentário objetiva não só prever os fluxos de caixa, resultados e situação patrimonial da empresa, mas também controlar esses itens a fim de que os mesmos sejam atingidos. Para que se possam controlar esses objetivos, é importante que se elabore um cronograma de todas as operações, quantificando-os por meio de metas. Essas metas propiciarão as bases para o julgamento dos planos, bem como a sua validação, por meio da comparação com os indicadores de desempenho da empresa (SANTOS, SCHMIDT, PINHEIRO E MARTINS, 2008).

O elemento-chave de um orçamento operacional é o orçamento de vendas, que pode ser considerado o ponto de partida de todo o processo de elaboração das peças orçamentárias. Essa importância está diretamente relacionada ao fato de que, para a maioria das empresas, todo o processo de planejamento operacional decorre da percepção da demanda de seus produtos para o período a ser orçado. É por isso que o volume de vendas é, em geral, o fator limitando para todo o processo orçamentário (PADOVEZE E TARANTO, 2009).

Considerando a importância do acompanhamento das vendas do varejo a nível de estimativas macro e microeconômicas e a grande importância para a construção de um orçamento empresarial de um modelo robusto para a projeção de vendas no setor de varejo, o presente artigo tem por objetivo utilizar os modelos estruturais para modelar e estimar a série de vendas de uma empresa de varejo. Para atingir este objetivo, o artigo se propõe a decompor a amostra de vendas trimestrais, compreendida entre o primeiro trimestre de 2000 até o primeiro trimestre de 2008, em componentes capazes de gerar interpretações diretas, com a utilização do com o software *Stamp 6.20*. Abandonando, assim, a modelagem mais simples que é a de tratar somente a tendência da série, por modelagens de mínimos quadrados ordinários.

A modelagem proposta como a mais adequada a uma série temporal econômica com esta característica é a de decompor a série a partir de uma equação capaz de tratar separadamente a tendência, a sazonalidade e o erro estocástico. Em alguns casos cabe ainda tratar o ciclo das séries.

De acordo com a literatura, o tratamento das séries temporais em componentes específicos se justifica pelo fato de descrever a série em termos de componentes não observados e facilitar uma previsão com menor nível de erro.

Harvey (2003) destaca, no entanto, que o modelo estrutural deve ser flexível no sentido de permitir que ele responda adequada e rapidamente às mudanças direcionais das séries. Assim, torna-se necessário que os modelos de séries de tempo estruturais possuam componentes variáveis no tempo.

Para atingir os seus objetivos, o trabalho está dividido em mais três seções além desta: na segunda será apresentada uma breve revisão teórica com o objetivo de introduzir e apresentar conceitos orçamentários, de previsão e o modelo de estimação; na terceira seção do trabalho há a apresentação dos dados da amostra, da metodologia adotada e dos resultados do modelo; e a última seção é dedicada às considerações finais.

## 2 Revisão Teórica

Segundo Sá e Moraes (2005, p.59) o orçamento empresarial é um instrumento de gestão necessário para qualquer empresa, independentemente de seu porte ou tipo de atividade econômica. Assim, a técnica orçamentária projetará as prováveis receitas, verificando, assim, se a empresa encontrará suporte para manter-se no mercado. É preciso especializar-se, conhecer profundamente o mercado e o cliente, para antecipar-se às tendências, detectar as mudanças e atender às suas necessidades e exigências para obter-se uma maior precisão na elaboração do orçamento.

O orçamento empresarial pode ser definido como sendo a quantificação do planejamento estratégico da empresa. É utilizado para fixar metas quantitativas de receitas, ganhos, despesas e perdas, bem como fluxos futuros de caixa e patrimônio da empresa (SANTOS, SCHMIDT, PINHEIRO E MARTINS, 2008).

A construção do orçamento empresarial implica necessariamente, na criação de um modelo capaz de projetar o futuro da empresa em termos de resultados, fluxos de caixa e patrimônio, com base em informações pretéritas, bem como baseadas em modificações recentes ocorridas no cenário econômico, ou na estrutura da própria organização. Assim, ele

não será preciso, mas auxiliará a concretização do planejamento estratégico (SANTOS, SCHMIDT, PINHEIRO E MARTINS, 2008).

A etapa inicial do orçamento de vendas consiste em determinar a quantidade de produtos da empresa que será vendida nos próximos períodos. É verdade que cada empresa tem seu grau de dificuldade em estimar essas quantidades, mas é verdade também que essa é a etapa mais difícil do orçamento de vendas. Essa dificuldade é considerada natural, dada a imprevisibilidade das situações conjunturais da economia e as sazonalidades existentes. Entretanto, a leitura do ambiente e a construção dos cenários, bem como outras informações constantes no sistema de acompanhamento do negócio, devem possibilitar um mínimo de condições de estabelecer probabilidades de acontecimentos de vendas futuras (PADOVEZE E TARANTO, 2009).

Padoveze e Taranto (2009) afirmam que o método estatístico dá uma forte possibilidade de um acerto razoável das quantidades que serão vendidas. O método estatístico consiste em utilizar modelos estatísticos de correlação e análise setorial com base em recursos computacionais ou mesmo direto de análise de tendências. Extremamente útil quando o passado consegue prever um comportamento futuro das vendas, é o método utilizado quando se tem muita dificuldade em saber o que vai se vender.

Dentre os métodos estatísticos, podemos usar diferentes critérios, entre eles:

- Correlação com o crescimento do setor ou do PIB.
- Análise de tendência – regressão linear e mínimos quadrados ordinários.
- Combinação dos dois métodos anteriores.
- Pesquisa de mercado.
- Correlação ou participação no tamanho do mercado.

Uma das alternativas ao método de mínimos quadrados ordinários é o filtro de Kalman que é caracterizado por um processo linear dinâmico produzido por um algoritmo formado por equações de recorrência. Este método pode ser facilmente compreendido, se tratado com um problema de inferência Bayesiana e empregando resultados bem conhecidos e elementares da Estatística Multivariada (Araújo, 2000).

A fundamentação teórica para decompor uma série em componentes de tendência, sazonais e cíclicos através do filtro de Kalman é suportado pelos estudos teóricos e empíricos propostos por de Harvey (2003).

De acordo com Harvey (2003) o grande segredo para se tratar adequadamente as séries de tempo estruturais é colocá-las na forma de espaço-estados, com o estado do sistema representando os componentes não observados. Depois disso, o filtro de Kalman atualiza o estado assim que a nova observação torna-se disponível. As previsões nascem da extrapolação dos componentes para o futuro. A realização das previsões somente ocorrerá após a estimação correta dos parâmetros estocásticos que balizam o comportamento da série, os chamados hiperparâmetros. A sua estimação é fundamentada na metodologia do filtro de Kalman.

O modelo estrutural básico (*Basic Structural Model*) é da forma:

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \psi_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t \quad (2)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \xi_t \quad (3)$$

$$\gamma_t = \sum_{j=1}^s (\gamma_j \cos(\lambda_j t) + \gamma_j^* \sin(\lambda_j t)) \quad (4)$$

$$\lambda_j = 2\pi j/s \quad (5)$$

$$\psi_t = \cos(\lambda) \cdot \psi_{t-1} + \sin(\lambda) \cdot \psi_{t-1}^* + k_t \quad (6)$$

$$\psi_t^* = -\sin(\lambda) \cdot \psi_{t-1} + \cos(\lambda) \cdot \psi_{t-1}^* + k_t^* \quad (7)$$

Onde:

$\mu_t$ : componente de tendência

$\gamma_t$ : componente de sazonalidade

$\psi_t$ : componente cíclico

$\lambda_j$ : frequência da sazonalidade

$\varepsilon_t, \eta_t, \xi_t, k_t$  e  $k_t^*$ : erros estocásticos não correlacionados

Das equações 2 a 8, nota-se que os componentes são modelados de forma que variem no tempo, ou seja, possuem comportamento estocástico. Este modelo representado na forma de espaço-estado.

A forma geral da representação aplica-se a uma série de tempo multivariada,  $\mathbf{y}_t$ , contendo N elementos. Estas variáveis observáveis são escritas em um vetor de dimensão  $m \times 1$ ,  $\mathbf{a}_t$ , conhecido como vetor-estado. A equação de medida é da forma:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{Z}_t \mathbf{a}_t + \mathbf{d}_t + \varepsilon_t \quad (8)$$

Onde:

$\mathbf{Z}_t$ : matriz de dimensão  $N \times m$

$\mathbf{d}_t$ : vetor de dimensão N

$\varepsilon_t$ : vetor de dimensão N cujos componentes são não correlacionados e possuem média nula

Os elementos de  $\mathbf{a}_t$ , em geral, são não observáveis. Contudo, eles são conhecidos por serem gerados de um processo de Markov de primeira ordem da forma:

$$\mathbf{a}_t = \mathbf{T}_t \mathbf{a}_{t-1} + \mathbf{c}_t + \mathbf{R}_t \eta_t \quad (9)$$

A equação 10 é chamada de equação de transição.

As matrizes de sistema  $\mathbf{Z}_t, \mathbf{d}_t, \mathbf{H}_t, \mathbf{T}_t, \mathbf{c}_t, \mathbf{R}_t$  e  $\mathbf{Q}_t$  são modeladas de forma a variarem no tempo. Entretanto, em modelos estacionários, essas matrizes são fixas e conhecidas por homogêneas no tempo.

Para Nelson e Kim (1999) os modelos estacionários são uma representação particular da classe geral de modelos estocásticos. A representação no formato estado-espaço permite a utilização dos algoritmos recursivos do filtro de Kalman para estimação do vetor de estados em  $t$ , baseado na informação disponível em  $t$ .

Seja  $\mathbf{a}_{t-1}$  o estimador ótimo de  $\mathbf{a}_{t-1}$  baseado nas informações até  $\mathbf{y}_t$ , incluindo este. Considere  $\mathbf{P}_{t-1}$  a matriz de covariância com dimensão  $m \times m$  dos erros, isto é,

$$\mathbf{P}_{t-1} = E[(\mathbf{a}_{t-1} - \mathbf{a}_{t-1})(\mathbf{a}_{t-1} - \mathbf{a}_{t-1})'] \quad (10)$$

Dados  $\mathbf{a}_{t-1}$  e  $\mathbf{P}_{t-1}$ , o estimador ótimo de  $\mathbf{a}_t$  é dado por:

$$\mathbf{a}_{t|t-1} = \mathbf{T}_t \mathbf{a}_{t-1} + \mathbf{c}_t \quad (11)$$

A matriz de covariância do erro estimado é:

$$\mathbf{P}_{t|t-1} = \mathbf{T}_t \mathbf{P}_{t-1} \mathbf{T}_t' + \mathbf{R}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{R}_t' \quad (12)$$

As equações 12 e 13 são as equações de previsão.

Após cada nova observação disponível,  $\mathbf{y}_t$ , o estimador de  $\mathbf{a}_t$ ,  $\mathbf{a}_{t|t-1}$ , pode ser atualizado. As equações de atualização são:

$$\mathbf{a}_t = \mathbf{a}_{t|t-1} + \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{Z}_t' \mathbf{F}_t^{-1} (\mathbf{y}_t - \mathbf{Z}_t \mathbf{a}_{t|t-1} - \mathbf{d}_t) \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_t = \mathbf{P}_{t|t-1} - \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{Z}_t' \mathbf{F}_t^{-1} \mathbf{Z}_t \mathbf{P}_{t|t-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{F}_t = \mathbf{Z}_t \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{Z}_t' + \mathbf{H}_t \quad (15)$$

O conjunto de equações 12 a 16 formam o filtro de Kalman. Uma outra forma de representar o filtro, é utilizar recursões indo de  $\mathbf{a}_{t-1}$  até  $\mathbf{a}_t$ .

$$\mathbf{a}_{t+1|t} = (\mathbf{T}_{t+1} - \mathbf{K}_t \mathbf{Z}_t) \mathbf{a}_{t|t-1} + \mathbf{K}_t \mathbf{y}_t + (\mathbf{c}_{t+1} - \mathbf{K}_t \mathbf{d}_t) \quad (16)$$

A matriz de ganho,  $\mathbf{K}_t$ , é dada por:

$$\mathbf{K}_t = \mathbf{T}_{t+1} \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{Z}_t' \mathbf{F}_t^{-1} \quad (17)$$

A recursão para a matriz do erro da covariância é:

$$\mathbf{P}_{t+1|t} = \mathbf{T}_{t+1} (\mathbf{P}_{t|t-1} - \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{Z}_t' \mathbf{F}_t^{-1} \mathbf{Z}_t \mathbf{P}_{t|t-1}) \mathbf{T}_{t+1}' + \mathbf{R}_{t+1} \mathbf{Q}_{t+1} \mathbf{R}_{t+1}' \quad (18)$$

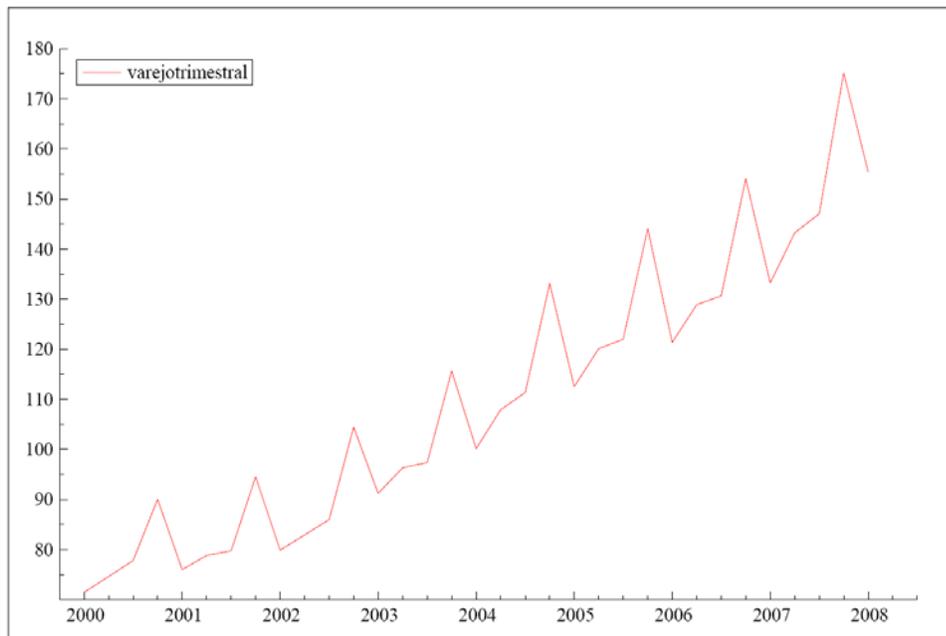
Os valores iniciais para estimação dos parâmetros pelo filtro de Kalman podem ser especificados em termos de  $\mathbf{a}_{1|0}$  e  $\mathbf{P}_{1|0}$ . Dadas estas condições iniciais, o filtro de Kalman fornece o estimador ótimo do vetor-estado assim que cada nova observação torna-se disponível. Este mesmo estimador contém toda a informação necessária para realizar previsões ótimas de valores futuros tanto do estado quanto das observações.

### 3 Metodologia e Análise dos Resultados

A proposta desta seção é aplicar a o Filtro de Kalmann como estimador de vendas do varejo, transformando em um instrumento capaz de auxiliar no processo orçamentário para a estimação do volume de vendas das empresas do varejo, tais como hipermercados e grandes magazines.

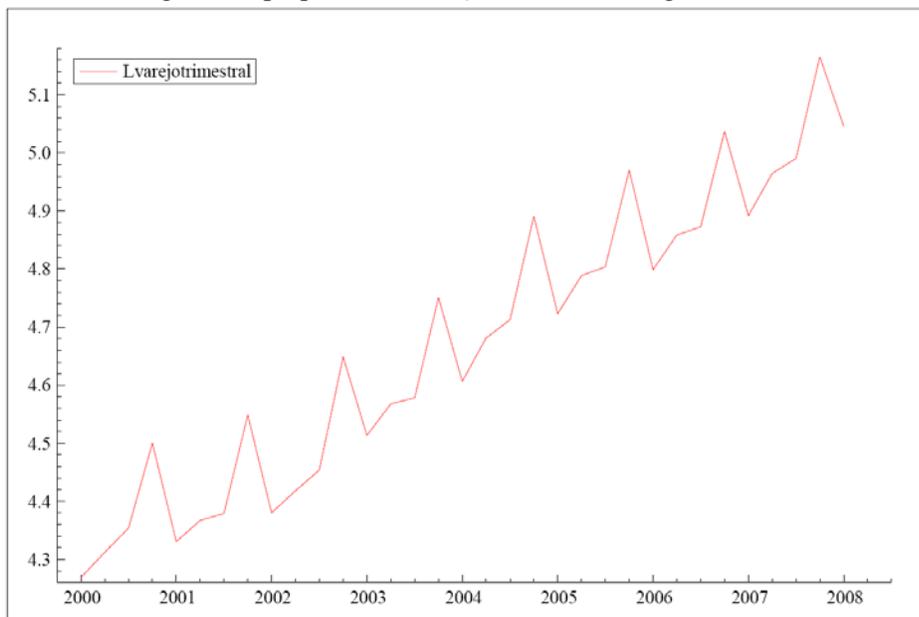
O trabalho está fundamentado para estimar o modelo que melhor representa o a série temporal das vendas nominais do varejo para o período compreendido entre primeiro trimestre de 2000 e o primeiro trimestre de 2008, se traduzindo em 33 observações, partindo-se de uma base 100 em 2003.

A partir da amostra selecionada se realizou uma análise dos dados sem nenhuma espécie de tratamento, construindo-se, simplesmente o gráfico da série econômica.



**Figura 1:** Série temporal das vendas nominais trimestrais no varejo  
Fonte: Elaborado pelos autores

O próximo passo é suavizar a série através da modelagem multiplicativa, tomando-se o logaritmo da série, gerando pequena suavização, conforme o gráfico da série em logaritmo.



**Figura 2:** Série logarítmica das vendas nominais trimestrais no varejo  
Fonte: Elaborado pelos autores

A simples observação dos dois gráficos acima demonstra que as séries apresentam uma inclinação positivamente inclinada e uma sazonalidade recorrente, com o último trimestre de cada ano possuindo um comportamento tipicamente sazonal. Em se tratando de vendas nominais no varejo a tendência de crescimento e o comportamento sazonal pode ser percebido até intuitivamente.

Após estas conclusões, pode-se então estimar o modelo estrutural básico que melhor se adéqua à série de dados, fazendo as comparações estatísticas dos hiperparâmetros encontrados dentro dos modelos possíveis. A partir das observações pode-se optar por um primeiro modelo estrutural básico, que será estimado decompondo a série em uma soma de tendência, sazonalidade trigonométrica e um erro estocástico, conforme resultados abaixo.

<u>Componentes</u>	<u>Valor</u>	<u>q - ratio</u>
Erro estocástico	0,00000	0,0000
Nível	0,00010801	1,0000
Inclinação	3,0412e-005	0,2816
Sazonalidade	1,31634-006	0,01227

**Quadro 1:** Modelo estrutural básico decomposto em uma soma de tendência, sazonalidade trigonométrica e um erro estocástico

Fonte: Elaborada pelos autores

O processo de estimação apresentou uma convergência muito forte, cabendo agora testar se o modelo está bem especificado com a construção dos testes de diagnósticos de erros

O teste principal e mais usado é o Teste Q de *Box Pierce*. Para o modelo estrutural acima e para um valor crítico de 16,244 com 6 graus de liberdade, o p-valor foi de 0,00387, abaixo de 5%. Tal fato indica uma alta correlação dos erros, sinalizando que este modelo está mal estruturado.

Tal resultado sugere a introdução de um componente cíclico de forma a melhorar a especificação. O modelo estrutural é composto então pela soma de uma tendência, uma sazonalidade, um ciclo de quatro trimestres e um erro estocástico.

O resultado da estimação do segundo modelo proposto encontra-se no Quadro 2.

<u>Componentes</u>	<u>Valor</u>	<u>q - ratio</u>
Erro estocástico	0,0000000	0,0000
Nível	9,7712e-006	0,1655
Inclinação	5,9044e-005	1,0000
Sazonalidade	2,17777e-006	0,0369
Ciclo	0,000000	0,0000

**Quadro 2:** Modelo estrutural básico decomposto em soma de uma tendência, uma sazonalidade, um ciclo de quatro trimestres e um erro estocástico

Fonte: Elaborada pelos autores

Para testar a ausência de autocorrelação se utilizou o teste Q de *Box Pierce* que indicou um p-valor de 0,123074 para um valor crítico de 12,8437 com 7 graus de liberdade, demonstrando que os erros são não correlacionados.

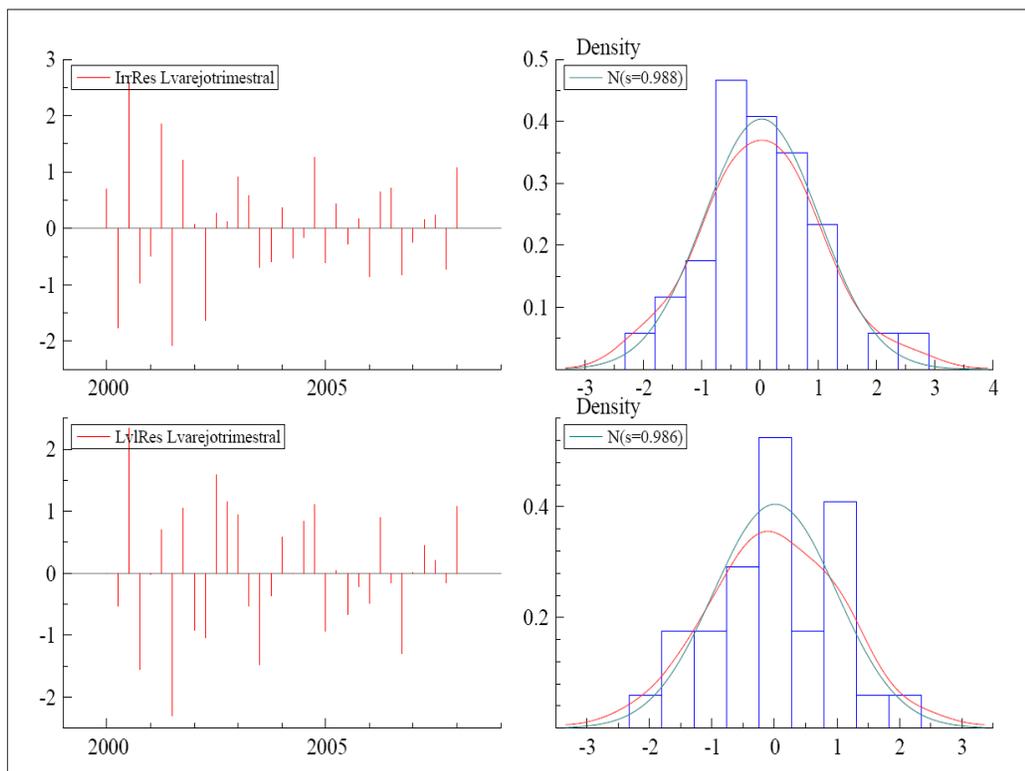
Além disso, se realizou outro teste indicativo de autocorrelação serial nos erros, o de Durbin Watson (DW). Para o modelo especificado acima, o valor do teste foi de 1,85645, indicando a ausência de autocorrelação nos resíduos. Abaixo são apresentados os demais resultados de diagnóstico:

<u>Testes nos resíduos do modelo</u>	<u>Resultado</u>
Variância do erro de previsão	0,000140
R <sup>2</sup>	0,933276
Chi <sup>2</sup> (6) à valor crítico de 10,437	0,078183
Akaike	-8,140583
Schwartz	-7,515747

**Quadro 3:** Teste de Box Pierce e de Durbin Watson (DW)

Fonte: Elaborada pelos autores

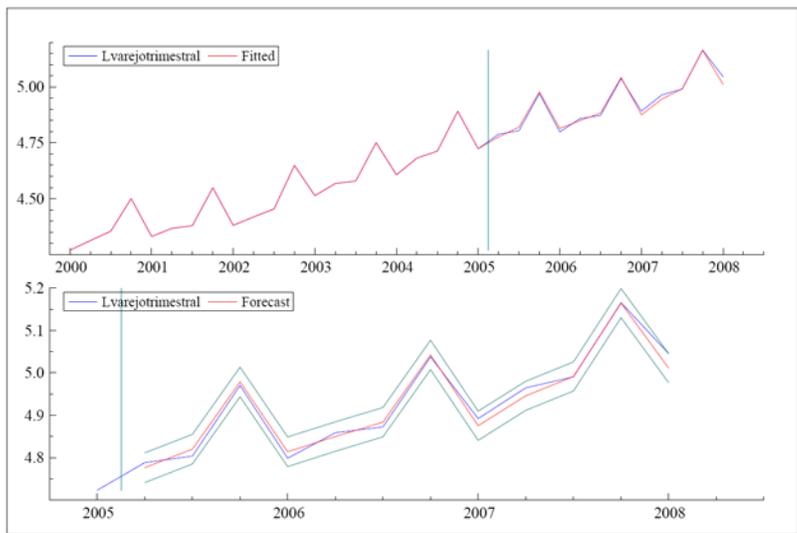
O modelo estatisticamente robusto demonstrando o que intuitivamente se imaginava que a série não possui ciclos possui uma tendência definida e possui alta sazonalidade. Mesmo considerando que o modelo estimado sem ciclos apresentou erros autocorrelacionados. A seguir é apresentado um gráfico com o comportamento dos resíduos para fundamentar os resultados encontrados estatisticamente.



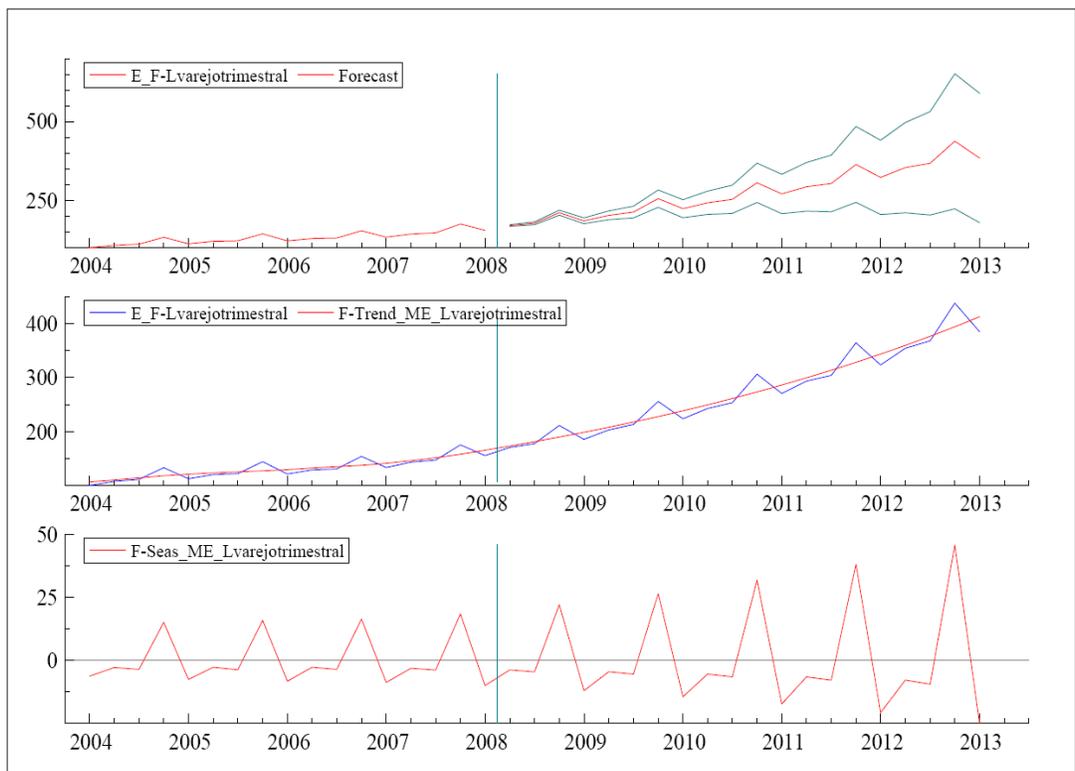
**Figura 3, 4, 5 e 6:** Autocorrelação e distribuição normal das séries temporais e logarítmica de vendas nominais trimestrais no varejo

Fonte: Elaborado pelos autores

A seguir apresentamos as estimações dentro e fora da amostra, demonstrando uma capacidade de acerto bastante grande.



**Figura 7 e 8:** Estimções dentro (realizado) e fora (projetado) da amostra  
 Fonte: Elaborado pelos autores



**Figura 9, 10 e 11:** Comportamento dos estimadores dentro e fora da amostra  
 Fonte: Elaborado pelos autores

Os resultados obtidos para os estimadores dentro e fora da amostra evidenciam consistência estatística tanto para os estimadores dentro da amostra, como para os estimadores fora da amostra. Por outro lado, na medida em que os estimadores se afastam da amostra o grau de consistência diminui.

#### 4 Considerações Finais

A utilização do modelo estrutural do filtro de Kalman para a estimação do comportamento da série de vendas nominais do varejo trimestral, a partir da amostra compreendida entre o primeiro trimestre de 2000 e o primeiro trimestre de 2008, demonstrou uma evidência empírica de que a sua utilização para realizar tais estimativas gera resultados com robustez estatística e menores níveis de erro.

Os resultados apurados demonstraram capacidade de projeção com erro estatisticamente baixo, tanto para projeções dentro da amostra como para projeções fora da amostra.

Entende-se ainda que a robustez de tal modelo permite a aplicação de ferramentas econométricas na projeção de vendas das empresas do setor de varejo, possibilitando a redução do nível de erro de tais projeções.

Para trabalhos futuros, sugerem-se aplicações do modelo proposto a amostras diferentes e a outros setores da economia.

#### Referências

ARAÚJO, Péricles César de. **Aplicação do Filtro de Kalman na determinação do prazo de validade de alimentos perecíveis**. Feira de Santana: Sitientibus, Ed. 23, 2000.

HARVEY, A. C. 2003. *Forecasting, structural time series models and the Kalman filter*. Cambridge University Press, New York.

ENDERS, W. 1995. *Applied Econometric Time Series*. Second Edition, John Wiley & Sons, Nova York.

KIM, C. J., NELSON, C. R. 1999. *State- Space Models with Regime Switching*. MIT Press, London.

LUNKES, Roberto João. *Manual de Orçamento*. São Paulo, Atlas, 2003.

PADOVEZE, Clóvis Luís; TARANTO, Fernando Cesar. **Orçamento Empresarial: novos conceitos e técnicas**. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2009.

SÁ, Carlos Alexandre ; MORAES, José Rabello. *O Orçamento Estratégico: Uma Visão Empresarial*. Rio de Janeiro, Qualitymark, 2005.

SANTOS, José Luiz dos; SCHMIDT, Paulo; PINHEIRO, Paulo Roberto; MARTINS, Marco Antônio. **Fundamentos de Orçamento Empresarial**. São Paulo: Atlas, 2008.

Site [ipeadata.gov.br](http://ipeadata.gov.br): Acessado em 14 de abril de 2010.