

APLICAÇÕES DE SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO E *BOOTSTRAP* PARA PREVISÃO DE VENDAS DE AUTOMÓVEIS NO BRASIL

Felipe Lobo Umbelino de Souza

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial - PUC Rio
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ
felipelobodesouza@yahoo.com.br

Janaina Silveira Vizzon

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial - PUC Rio
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ
jvizzon@gmail.com

Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial - PUC Rio
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ
cyrino@puc-rio.br

Tiago Mendes Dantas

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial - PUC Rio
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ
t.mendesdantas@gmail.com

RESUMO

A economia brasileira vem enfrentando uma crise histórica, em que o quadro recessivo é confirmado com a atividade econômica completando quatro meses consecutivos de retração. Neste cenário, as vendas de veículos novos devem encerrar o ano de 2015 com queda de 27%, o maior percentual de retração desde 1987 no mercado brasileiro. O presente trabalho tem como objetivo a aplicação de uma metodologia de previsão séries temporais para uma série original de vendas de automóveis combinando técnicas de simulação de Monte Carlo e *Bootstrap*, decomposição STL e o método de amortecimento exponencial de *Holt Winters*. Os resultados das métricas de avaliação indicam que os métodos desenvolvidos são satisfatórios, superando o desempenho da abordagem simples e direta de *Holt Winters* na série de dados considerada.

PALAVRAS CHAVE. Simulação, Previsão de Séries Temporais, *Holt Winters*.

Área principal (SIM – Simulação)

ABSTRACT

The Brazilian economy is facing a historic crisis, where the recession is confirmed with economic activity completing four consecutive months of decline. In this scenario, new vehicle sales are expected to end the year of 2015 with a drop of 27%, the largest percentage decline since 1987 in the Brazilian market. This work aims to implement a time series forecasting methodology for an original vehicle sales series data that combines simulation techniques, STL decomposition and the Exponential Smoothing *Holt Winters* Method. The results of the valuation metrics indicates that the developed methods are satisfactory, overcoming the simple and straightforward *Holt Winters* approach in the considered data series.

KEYWORDS. Simulation, Time Series Forecasting, *Holt Winters*.

Main area (SIM – Simulation)

1. Introdução

A economia brasileira vem enfrentando uma crise histórica, que parece não ter fim. De acordo com dados do terceiro trimestre de 2015 do Banco Central, o quadro recessivo é confirmado com a atividade econômica completando quatro meses consecutivos de retração. Projeções da instituição apontam uma queda de 2,7% do PIB em 2015, já analistas consultados pelo jornal Valor Econômico estimam uma retração de 3,10% para o mesmo ano (VALOR ECONÔMICO, 2015).

Neste cenário, a indústria brasileira se tornou uma das principais amarras do crescimento, piorando o que já estava ruim: com um recuo de 6,3% da produção industrial nos seis primeiros meses de 2015, voltou ao mesmo patamar de 2009, época em que a economia mundial se recuperava da crise financeira internacional (ESTADÃO, 2015).

Corroborando o contexto amargo pelo qual o país passa, a Figura 1 busca ilustrar a forte ligação entre três indicadores econômicos brasileiros: o Produto Interno Bruto (PIB), o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) e o Índice Acumulado da Produção Industrial (cujo cálculo foi feito para a opção de bens de consumo e os dados ajustados à escala). Conforme pode ser observado pelas séries históricas trimestrais de 2003 a 2015, em momentos de PIB maior e inflação menor, a produção industrial é alavancada e vice-versa.

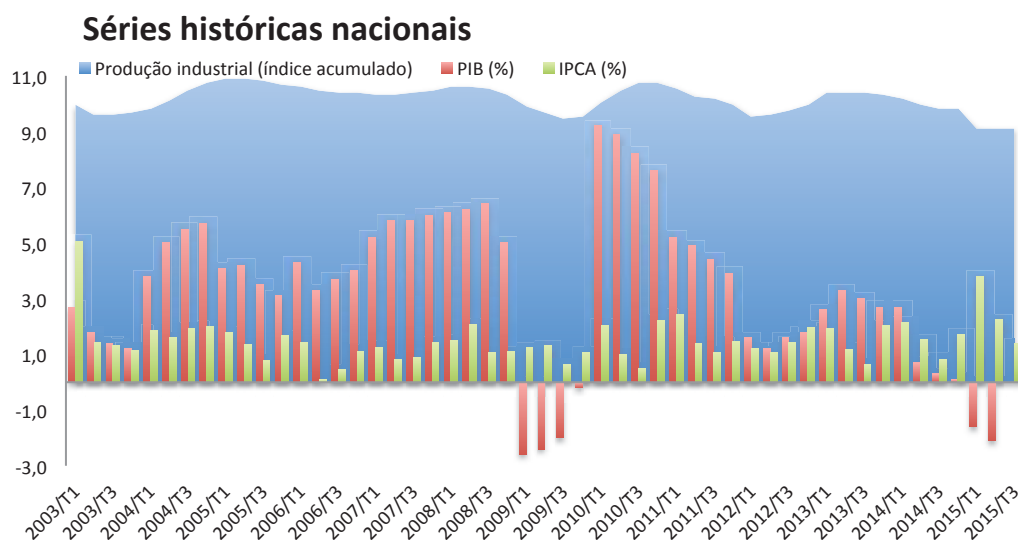


Figura 1 – Séries históricas nacionais da Produção Industrial, PIB e IPCA.

Fonte: Elaboração própria (IBGE, 2015).

A estagnação dos investimentos - advindos da falta de confiança dos consumidores e empresários decorrentes das crises política e econômica pelas quais o país enfrenta, somada aos sinais de fraqueza do mercado externo e interno, refletem na dificuldade da produção industrial brasileira e agravamento da crise no setor.

A Figura 2 representa exatamente este comportamento por meio das séries históricas mensais de três indicadores no período de 2011 a 2015. Quando o Índice de Confiança do Empresário do Comércio e a Intenção de Consumo das Famílias caem, há um decréscimo na produção industrial brasileira - representada nesta figura unicamente pela opção de bens de consumo, e vice-versa.

Segundo a Federação Nacional da Distribuição de Veículos Automotores (FENABRAVE, 2015), as vendas de veículos novos devem encerrar o ano de 2015 com queda de 27%, o maior percentual de retração desde 1987 no mercado brasileiro. E o desempenho do setor automotivo deve continuar negativo em 2016, com novo recuo de 5% na comercialização de automóveis, veículos comerciais leves, caminhões e ônibus (ESTADÃO, 2015).

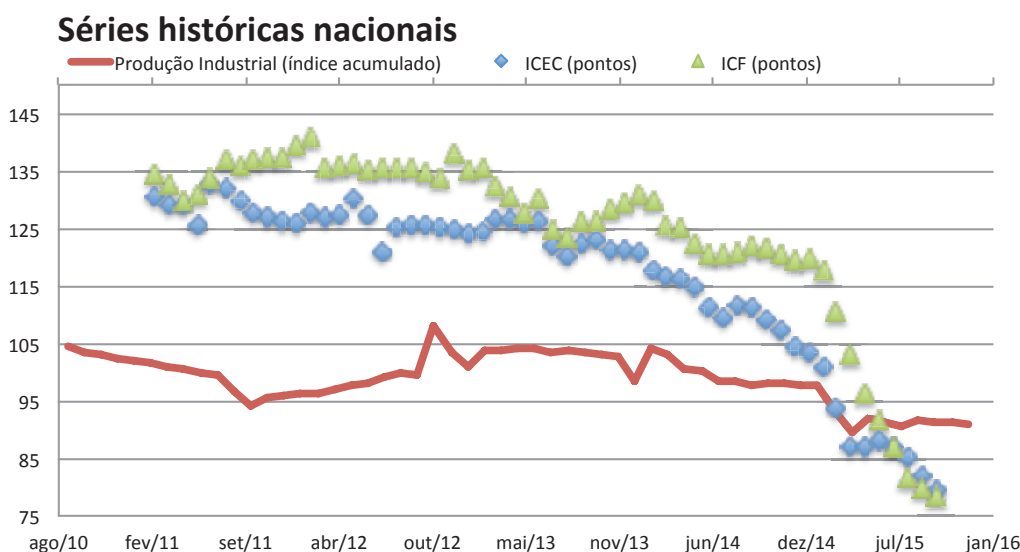


Figura 2 – Séries históricas nacionais da Produção Industrial, ICEC e ICF.
 Fonte: Elaboração própria (IBGE e CNC, 2015).

2. Caracterização

As vendas de automóveis no Brasil durante o período de janeiro de 2005 a outubro de 2015 são representadas na Figura 3. Pode-se observar que a série apresenta flutuações e sazonalidade no período analisado e tendência de crescimento a partir de 2009 até 2013. Entre dezembro de 2014 e janeiro de 2015 houve uma queda abrupta entre as observações, reflexo do contexto econômico explicitado anteriormente.

Desta forma, visando estudar o comportamento mais realístico da série, sem a geração de distorções que poderiam ser interpretadas erroneamente pelo modelo, optou-se por analisar a série de vendas de automóveis no Brasil com horizonte temporal de janeiro de 2005 a dezembro de 2013, totalizando 108 observações.

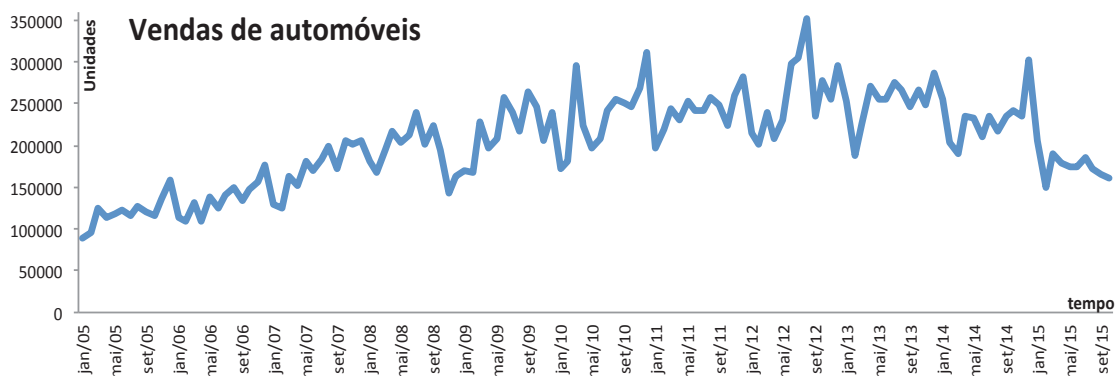


Figura 3 – Série histórica de vendas de automóveis no Brasil.
 Fonte: Elaboração própria (ANFAVEA, 2015).

Sendo assim, o presente trabalho tem como objetivo a aplicação de uma metodologia de previsão séries temporais para 12 meses de 2014 combinando técnicas de simulação, decomposição STL e o método de amortecimento exponencial de *Holt Winters*.

Na próxima seção é apresentado o procedimento do método de previsão proposto neste trabalho, seguido de breves descrições das técnicas utilizadas.

3. *Holt Winters* com Decomposição STL

a. Decomposição STL (*Seasonal and Trend Decomposition Using Loess*)

STL é um método versátil e robusto para a decomposição de séries temporais. Trata-se de um método desenvolvido por Cleveland et al. (1990), cuja sigla é um acrônimo para *Seasonal and Trend Decomposition Using Loess*.

De maneira geral, é um procedimento de filtragem no qual a série temporal é decomposta em três componentes: Tendência, Sazonalidade e “*Remainder*”. Este último é resultado da diferença entre a soma dos dois primeiros e a série temporal (CLEVELAND et al., 1990).

Pode-se dizer que a componente Tendência existe quando há um crescimento ou decrescimento de longo termo nos dados (não necessariamente lineares). E a componente Sazonalidade surge quando a série é influenciada por fatores sazonais de um período fixo e conhecido (HYNDMAN e ATHANASOPOULOS, 2013).

O método STL consiste na aplicação de amortecimentos baseados em regressão local em consideráveis quantidades de vezes estimando componentes de Tendência e Sazonalidade (DANTAS e OLIVEIRA, 2014).

Uma vez o método aplicado, a série decomposta é denotada pelos parâmetros Y_t , T_t , S_t e R_t , sendo descrita da seguinte maneira:

$$Y_t = T_t + S_t + R_t \quad (1)$$

Onde Y_t é a série temporal no instante t , T_t é a componente de tendência no instante t , S_t é a componente de sazonalidade em t , e R_t é o “*Remainder*” no mesmo instante (DANTAS e OLIVEIRA, 2014).

Segundo Cleveland et al. (1990), a simplicidade do método permite a análise das propriedades do procedimento e uma aplicação computacional rápida, tanto para séries temporais extensas quanto para grandes quantidades de amortecimentos de tendência e sazonalidade.

b. Monte Carlo

O método de Monte Carlo é uma técnica de simulação que utiliza números aleatórios e distribuições estocásticas de probabilidade. Considera que os dados de entrada são gerados de forma aleatória a fim de descreverem um comportamento aleatório. Desta forma, permite obter soluções aproximadas para um grande espectro de problemas estocásticos por intermédio da geração de amostras pseudoaleatórias em computador (ROBERT e CASELLA, 1998).

A simulação de Monte Carlo tem como objetivo descrever as características de uma variável dependente Y , e, em seguida, determinar os possíveis valores das variáveis independentes X_1, X_2, \dots, X_n . Se a variável X apresentar variáveis aleatórias, conseqüentemente, a variável dependente Y também apresentará (PANDOLFI et al, 2014).

Segundo Escudero (1973 apud PANDOLFI et al., 2014), na simulação o número de repetições deve ser o maior possível, e o tempo de processamento do equipamento deve ser considerado, já que uma característica importante da simulação é o equilíbrio entre a precisão da mesma e seu tempo computacional.

c. *Bootstrap*

Criado por Efron (1979), *Bootstrap* é um método de computação intensiva de reamostragem desenvolvido para casos em que os dados são independentes. Dada a sua simplicidade e facilidade de implementação, é muito popular, apresentando aplicabilidade em um

amplo número de situações aonde, normalmente, os métodos tradicionais tendem a falhar (CORDEIRO e NEVES, 2009).

Em Séries Temporais a aplicação do método de *Bootstrap* requer cuidados, pois, ao tratar-se de casos clássicos de dados dependentes, a estrutura de dependência entre eles deve ser preservada (DANTAS e OLIVEIRA, 2014).

Para tais casos podem ser utilizados blocos de forma a contornar o problema: *Nonoverlapping Block Bootstrap* (Carlstein, 1992), *Moving Block Bootstrap* (Kunsch, 1989), *Circular Block Bootstrap* (Politis and Romano, 1992) e *Stationary Block Bootstrap* (Politis and Romano, 1994) são algumas das versões mais utilizadas na literatura (CORDEIRO e NEVES, 2009).

Como no presente trabalho os dados foram identificados como independentes, após o teste de hipótese de independência dos mesmos, o método clássico de *Bootstrap* é empregado nos resíduos.

O método consiste em: considerar R_1, \dots, R_N como o ruído branco obtido da decomposição STL realizada e B o número de séries residuais a serem geradas. B séries residuais são obtidas por reamostragem com reposição da série residual original, obtendo B *Bootstrap* séries residuais de tamanho N cada, de mesmo tamanho da amostra original (MAÇAIRA et. al, 2015).

d. *Holt Winters*

O método de previsão de *Holt Winters* é uma variante do amortecimento exponencial, funcionando muito bem na prática, com aplicabilidade em previsões de curto prazo de dados de séries temporais de vendas ou demandas (CHATFIELD e YAR, 1988). De acordo com Chatfield (1978), *Holt Winters* é um método de projeção amplamente utilizado que lida com duas componentes: tendência e sazonalidade.

Existem dois tipos de modelos sazonais, o aditivo e o multiplicativo. Caso a amplitude da variação sazonal mantenha-se constante, diz-se que o modelo é aditivo, caso aumente com o tempo, diz-se que o modelo é multiplicativo. A adoção de um ou outro modelo depende da série considerada, onde a diferenciação entre ambos é dada pelo fator sazonal (BECKER, 2010). Dessa forma, pela variação sazonal da série analisada, o modelo HW Multiplicativo foi adotado para previsão.

Cada um dos dois procedimentos possui três equações em relação ao padrão da série: nível, tendência e sazonalidade e, cada uma das três equações possui uma constante de suavização diferente (BECKER, 2010).

O modelo multiplicativo de *Holt Winters* é dado pela seguinte equação:

$$Z_t = \mu_t F_t + T_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

As equações de suavização que representam as estimativas do fator sazonal, de nível e tendência são as seguintes:

$$\hat{F}_t = D\left(\frac{Z_t}{\bar{Z}_t}\right) + (1-D)\hat{F}_{t-s}, \quad 0 < D < 1, t = s+1, \dots, N \quad (3)$$

$$\bar{Z}_t = A\left(\frac{Z_t}{\bar{Z}_t}\right) + (1-A)(\bar{Z}_{t-1} + \hat{T}_{t-1}), \quad 0 < A < 1, t = s+1, \dots, N \quad (4)$$

$$\hat{T}_t = C(\bar{Z}_t - \bar{Z}_{t-1}) + (1-C)\hat{T}_{t-1}, \quad 0 < C < 1 \quad (5)$$

Onde A , C e D são constantes de suavização determinadas pelo vetor (D, A, C) , que

minimiza a soma dos erros quadráticos de previsão. A sazonalidade é indicada por s e o número de observações na série é dado por N (BECKER, 2010).

A previsão no caso multiplicativo é expressa pelas equações abaixo:

$$\hat{Z}_t(h) = (\bar{Z}_t + h\hat{T}_t) \hat{F}_{t+h-s}, \text{ onde } h = 1, 2, \dots, s \quad (6)$$

$$\hat{Z}_t(h) = (\bar{Z}_t + h\hat{T}_t) \hat{F}_{t+h-2s}, \text{ onde } h = s + 1, \dots, 2s \quad (7)$$

e. Descrição do Procedimento

O procedimento utilizado neste trabalho adota a combinação de técnicas de simulação, decomposição STL e o método de amortecimento exponencial de *Holt Winters* visando a previsão da série temporal de vendas automóveis 12 passos à frente.

Sendo assim, o procedimento adotado é representado na Figura 4 e descrito em cinco passos como segue:

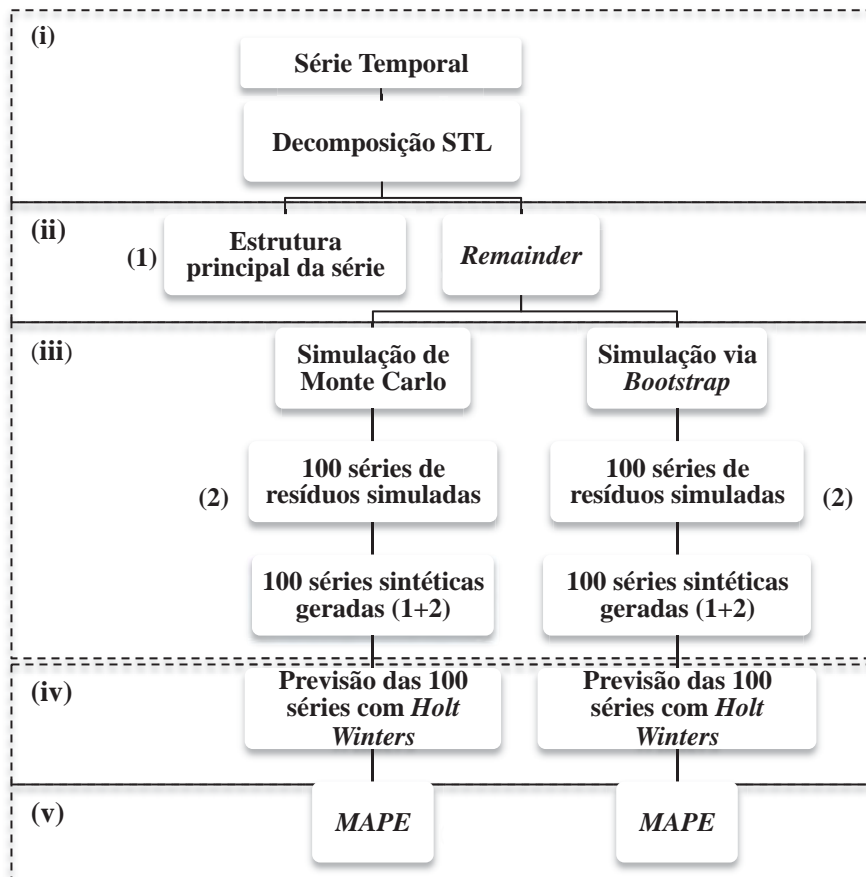


Figura 4 – Metodologia adotada no presente trabalho.

Fonte: Elaboração própria.

- (i) A série temporal de vendas de automóveis no Brasil é decomposta utilizando o método STL, gerando como resultado as três componentes: Tendência, Sazonalidade e “Remainder”.

- (ii) Ao “*Remainder*” são aplicados o teste de independência de Ljung-Box, o teste estatístico de normalidade de Shapiro-Wilk e o teste de máxima verossimilhança ajustada à distribuição uniforme.
- (iii) Ao “*Remainder*” é aplicada a simulação de Monte Carlo com 100 replicações e o método de *Bootstrap* também com 100 replicações. A cada uma das replicações são adicionadas as componentes sazonais e de tendência, previamente separadas, resultando em 200 novas séries temporais, aqui chamadas de séries sintéticas.
- (iv) A cada uma das 200 séries sintéticas geradas o método de *Holt Winters* é aplicado para prever o número desejado de passos à frente.
- (v) O resultado final é obtido através da média simples e mediana das 200 previsões obtidas por *Holt Winters* (*Holt Winters + Bootstrap* e *Holt Winters + Monte Carlo*) comparadas com o modelo ajustado à série original.
 A métrica de comparação *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), que mensura o tamanho do erro em termos percentuais, é utilizada.

Na seção seguinte os resultados provenientes do método proposto são apresentados.

4. Resultados

A série empregada no presente trabalho utiliza os dados de vendas de automóveis no Brasil no horizonte temporal de janeiro de 2005 a dezembro de 2013, conforme é observado na Figura 5. Foi utilizado o software R para a análise, simulação, previsão e comparação dos dados simulados.

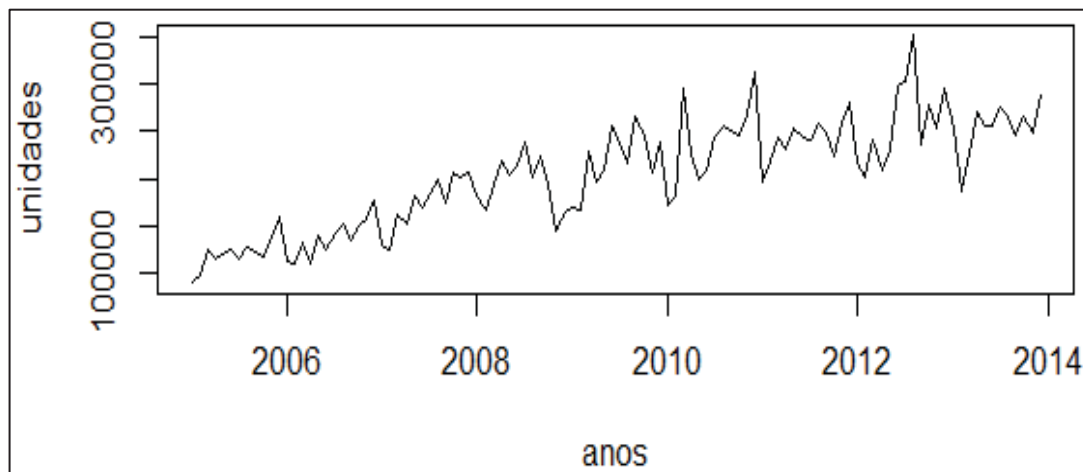


Figura 5 – Série temporal de vendas de automóveis entre janeiro/2005 e dezembro/2013.
 Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

A Figura 6 apresenta o gráfico da série decomposta nas componentes: Sazonalidade, Tendência e “*Remainder*”.

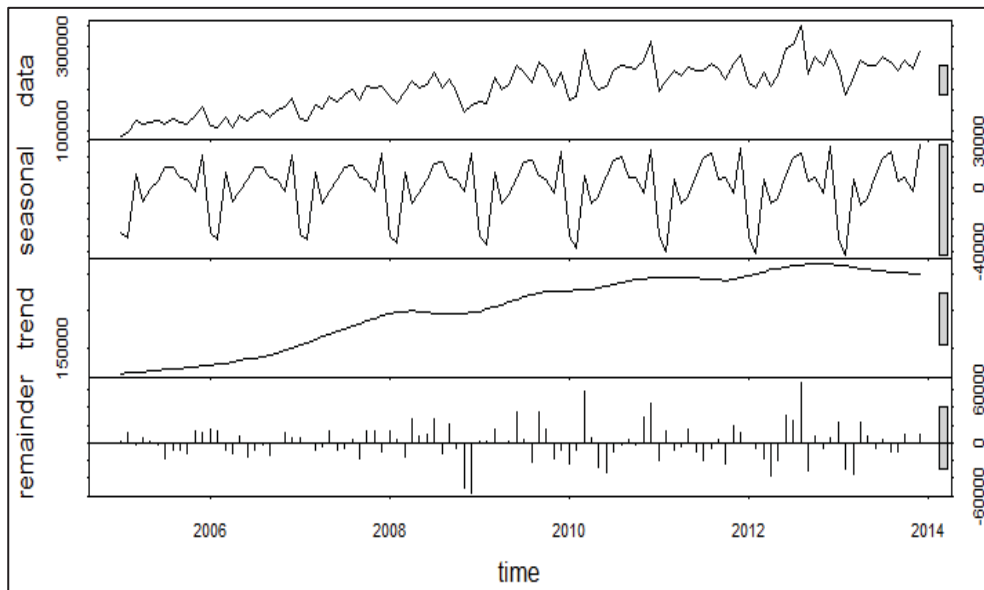


Figura 6 – Série temporal decomposta em Tendência, Sazonalidade e “Remainder”.

Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

Ao “Remainder” foram aplicados o teste de independência de Ljung-Box e o teste estatístico de normalidade de Shapiro-Wilk. Os resultados estão apresentados na Tabela 1. Os resultados indicam que os dados do ruído são independentes e que a distribuição dos dados pode ser considerada normal.

Teste	Resultado	Interpretação
Ljung-Box ($\alpha=0.05$)	p-valor=0.25920	Não há indícios para rejeitar a hipótese nula de que os resíduos não têm estrutura de autocorrelação
Shapiro-Wilk ($\alpha=0.01$)	p-valor=0.02759	Os resíduos seguem uma distribuição normal

Tabela 1 – Resultados dos testes de distribuição e estatísticos aplicados ao “Remainder”.

Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

O próximo passo é ajustar uma distribuição de probabilidade no “Remainder” para que possa ser realizada a simulação de Monte Carlo. Com o histograma dos dados e o método de aderência de distribuição pela função fitdist do pacote fitdistrplus do R, foi gerada uma distribuição normal de média 101.1671 e desvio padrão 19402.5311. Na Figura 7 temos o histograma dos “Remainder” e a distribuição de probabilidade ajustada.

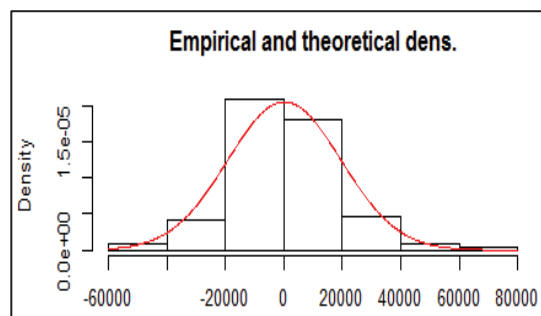


Figura 7 – Histograma do “remainder” e função de probabilidade¹.

Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

¹ Função fitdist do pacote fitdistrplus do software R

As simulações de Monte Carlo e *Bootstrap* aplicadas ao “*Remainder*” com 100 replicações de cada um dos métodos somadas às componentes da série original são exibidas nas Figuras 8 e 9.

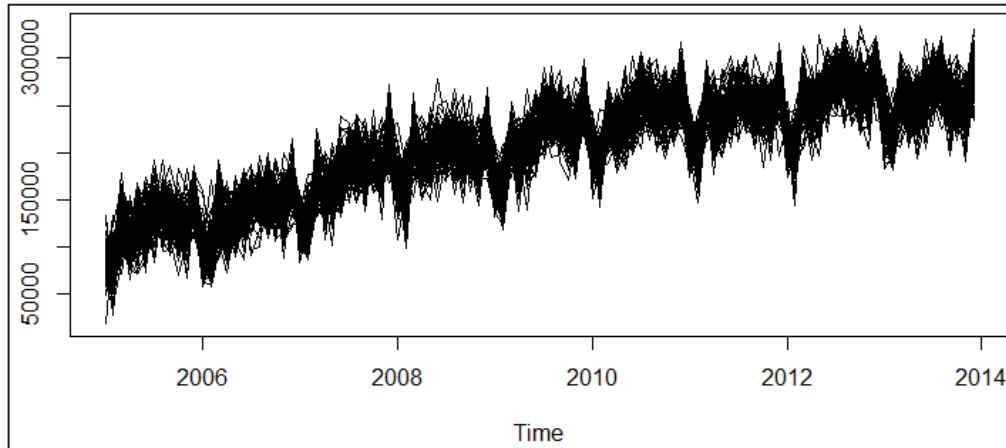


Figura 8 – Geração de 100 séries sintéticas via Monte Carlo.
 Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

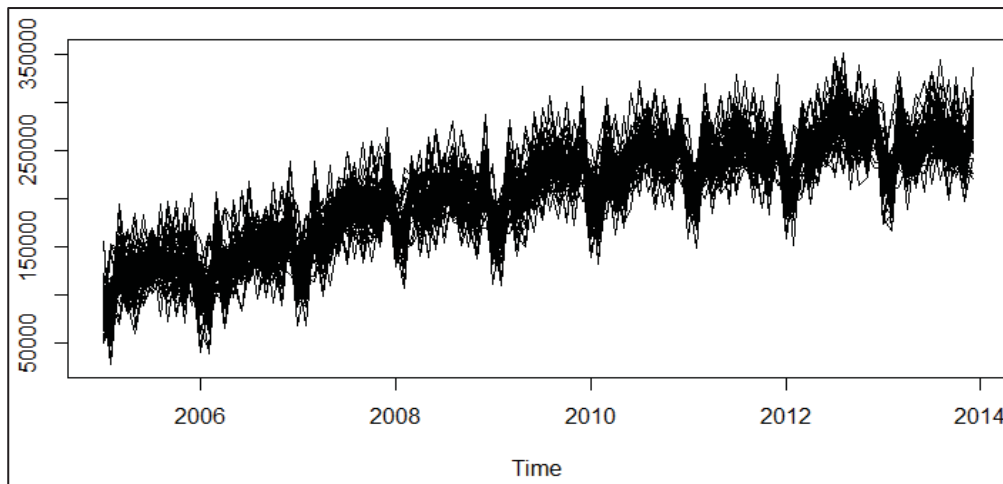


Figura 9 - Geração de 100 séries sintéticas via *Bootstrap*.
 Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

As Figuras 10 e 11 apresentam os resultados quando a janela de previsão é aumentada em 12 passos à frente em ambos os casos.

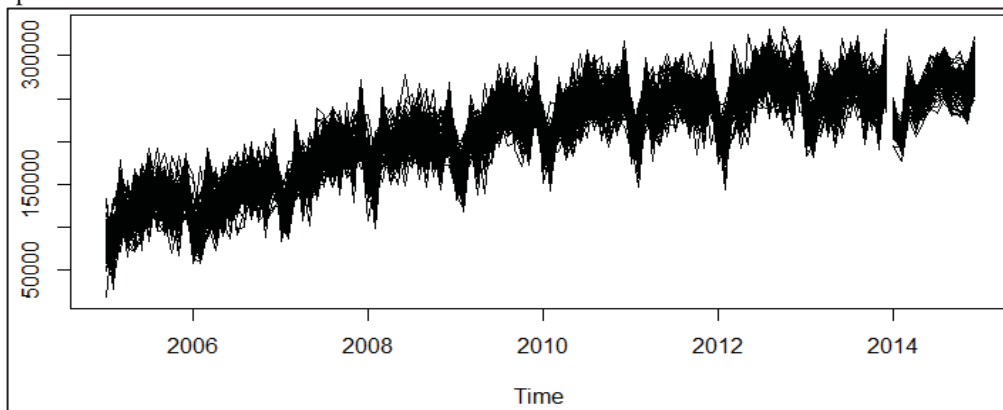


Figura 10 – Previsão *Holt Winters* 12 passos à frente nas séries sintéticas geradas via Monte Carlo.
 Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

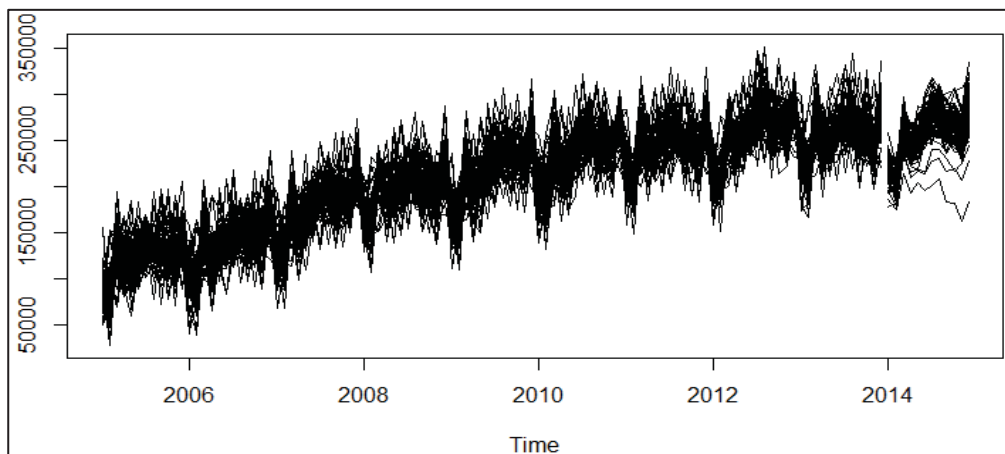


Figura 11 - Previsão Holt Winters 12 passos à frente nas séries sintéticas geradas via Bootstrap.
 Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

Na Tabela 2 são apresentados os resultados da abordagem adotada em termos de média simples e mediana das previsões simuladas utilizando a métrica *Mean Absolute Percentage Error* – MAPE. A avaliação da capacidade preditiva do modelo foi feita com os dados de vendas dos 12 meses do ano de 2014 (*out of sample*).

Como pode ser observado, para ambos os casos (séries simuladas via Monte Carlo e *Bootstrap*) o modelo apresentou desempenho superior frente ao método simples e direto de *Holt Winters*. E também pode-se notar que há uma pequena vantagem do *Holt Winters + Bootstrap* em relação ao *Holt Winters + Monte Carlo*.

Modelo		MAPE
<i>Holt Winters</i>		18,29%
<i>Holt Winters+Monte Carlo</i>	Média	14,45%
	Mediana	14,63%
<i>Holt Winters+Bootstrap</i>	Média	14,25%
	Mediana	14,34%

Tabela 2 – Resultados do modelo.
 Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

As previsões para os 12 meses foram geradas utilizando o modelo *Holt Winters* multiplicativo, e são apresentados nas Figuras 12 e 13. As linhas em verde e vermelho indicam as previsões geradas através dos métodos de simulação, em comparação com as previsões geradas pelo método *Holt Winters* sem simulação (linha em azul).

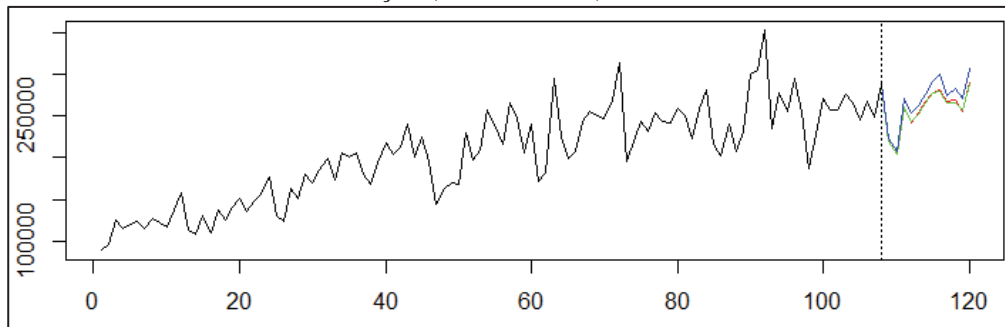


Figura 12 – Holt Winters em séries simuladas via Monte Carlo.
 Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

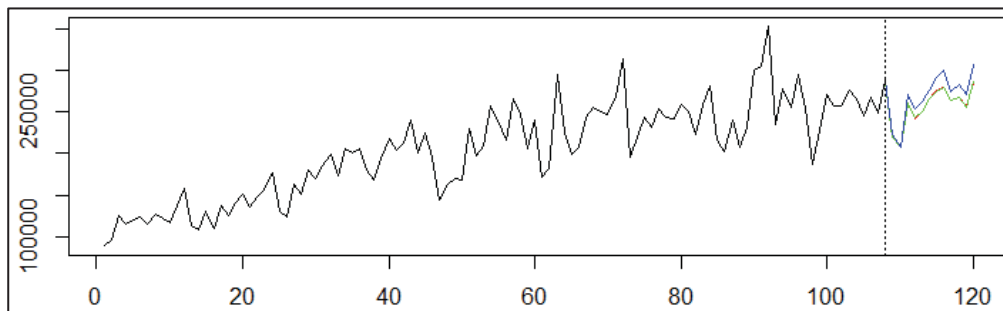


Figura 13 - *Holt Winters* em séries simuladas via *Bootstrap*.
Fonte: Elaboração própria (Software R, 2015).

5. Considerações Finais

No presente trabalho foi aplicada uma metodologia de previsão séries temporais para uma série original de vendas de automóveis combinando técnicas de simulação de Monte Carlo e *Bootstrap*, decomposição STL e o método de amortecimento exponencial de *Holt Winters*.

A abordagem utilizada apresenta resultado satisfatório das métricas de avaliação para ambos os casos: tanto para o *Holt Winters + Bootstrap* quanto para o *Holt Winters + Monte Carlo* quando comparados à aplicação simples e direta do método de *Holt Winters* na série de dados considerada. Entretanto, o primeiro caso apresenta uma pequena vantagem em relação ao segundo.

Para trabalhos futuros propõe-se a utilização de outras técnicas para a decomposição de séries temporais, além de outros modelos de previsão das N séries sintéticas geradas após a simulação, como o *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Podem ainda ser objetos de estudos outras séries históricas, como as de vendas de caminhões, veículos leves, entre outros.

Como contribuição, o trabalho buscou utilizar uma metodologia para a previsão de séries temporais no contexto do setor automobilístico visando oferecer informações mais acuradas aos tomadores de decisões, que se fazem essenciais em tempos de instabilidade econômica.

Referências

- ANFAVEA. (2015). Anuário da indústria automobilística brasileira. URL: <http://www.anfavea.com.br/anuario.html>
- BECKER, M. H. (2010). Modelos para previsão em séries temporais: uma aplicação para a taxa de desemprego na região metropolitana de Porto Alegre. UFRGS, 2010.
- BREIMAN, L. (1996). Bagging predictors. *Machine Learning* 24(2):123–140.
- CHATEFIELD, C.; YAR, M. (1988). Holt-Winters forecasting: some practical issues. *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*. Vol. 37, No. 2, Special Issue: Statistical Forecasting and Decision-Making (1988), pp. 129-140.
- CHATFIELD, C. (1978). The Holt-Winters forecasting procedure. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*. Vol. 27, No. 3 (1978), pp. 264-279.
- CLEVELAND, R.B., CLEVELAND, W.S., MCRAE, J.E., TERPENNING, I. (1990). STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on loess. *Journal of Official Statistics* 6:3-73.
- CNC. (2015). ICEC. URL: <http://www.cnc.org.br/central-do-conhecimento/pesquisas/economia/indice-de-confianca-do-empresario-do-comercio-iccc-outo-0>

- CNC.** (2015). ICF. URL:<http://www.cnc.org.br/central-do-conhecimento/pesquisas/economia/pesquisa-de-intencao-de-consumo-das-familias-icf-novemb-0>
- CORDEIRO, C., NEVES, M.** (2009). Forecasting time series with boot.expos procedure. *Statistical Journal*. Volume 7, Number 2, pp.135–149.
- DANTAS, T. M.; OLIVEIRA, F. L. C.** (2014). Previsão de velocidade de vento: uma abordagem utilizando *Bagging Holt Winters* com decomposição STL. In: XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2014, Salvador. Anais do XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2014.
- EFRON, B.** (1979). Bootstrap methods: another look at the Jackknife. *The Annals of Statistics*, 7, 1–26.
- ESTADÃO.** (2015). Venda de veículos novos deve ter a maior queda desde 1987. URL:<http://economia.estadao.com.br/noticias/geral,venda-de-veiculos-novos-deve-ter-a-maior-queda-desde-1987--imp-,1798188>
- FENABRAVE.** (2015). URL:<http://www3.fenabreve.org.br:8082/plus/modulos/listas/index.php?tac=noticias&cdcategoria=1&layout=noticias>
- HYNDMAN, R., ATHANASOPOULOS, G.** (2013). Forecasting: principles and practice. URL <http://otexts.com/fpp/>
- IBGE.** (2015). Índice acumulado produção industrial. URL:<http://serieestatisticas.ibge.gov.br/series.aspx?vcodigo=PZ26&t=indice-acumulado-ano-producao-industrial-categorias>
- IBGE.** (2015). IPCA. URL:<http://serieestatisticas.ibge.gov.br/series.aspx?vcodigo=IA48&t=ipca-indice-geral-grupos-produtos-servicos>
- IBGE.** (2015). PIB. URL:<http://serieestatisticas.ibge.gov.br/series.aspx?vcodigo=ST15&t=produto-interno-bruto-br-variacao-volume>
- MAÇAIRA, P. M.; OLIVEIRA, F. L. C; SOUZA, R.** (2015). Multi-channel SSA and Bootstrap techniques applied to natural inflow energy time series in Brazil. In: XLVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2015, Porto de Galinhas. Anais do XLVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2015.
- PANDOLFI, C.; WERNER, L.; CATEN, C. S. T.** (2014). Previsão de matrículas em uma IES utilizando séries temporais e a simulação de monte carlo. In: XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2014, Salvador. Anais do XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2014.
- ROBERT, C. P.; CASELLA, G.** (1998). Monte Carlo Statistical Methods, Draft version 1,1.
- VALOR ECONÔMICO.** (2015). Economia brasileira recua 1,41% no terceiro trimestre aponta BC. URL:<http://www.valor.com.br/brasil/4320370/economia-brasileira-recua-141-no-terceiro-trimestre-aponta-bc>