# Análise de série temporal usando modelos paramétricos e rede neural

Walter Humberto Subiza Pina[[1]](#footnote-2)

Pedro Guilherme Costa Ferreira[[2]](#footnote-3)

José Francisco Pessanha[[3]](#footnote-4)

**Resumo**

Apresenta-se a análise de uma série temporal de economia univariada, por meio dos modelos SARIMA, HOLT-WINTERS e com modelo de Rede Neural de aprendizado de máquina. A série com valores mensais e comprimento de 8 anos, pertence ao IBGE e contém o volume de vendas ao comércio varejista ampliado (VCVA). Foi feita uma previsão de volume 12 meses à frente com cada metodologia e os resultados comparados com o volume real registrado.

**Palavras-chave:** serie temporal, sarima, Holt-Winters, rede neural, IBGE.

**Abstract**

An analysis of a uni-variate time series was made, using SARIMA and HOLT-WINTERS models as well as Neural Network. The time series from the IBGE, contain monthly values over an 8 year period of the volume of increased retail sales (VCVA). A volume forecast was made 12 months ahead with each methodology and the results compared to the actual volume recorded.

**Keywords:** Time series, sarima, Holt-Winters, neural network.

## 1- Introdução

Séries temporais, importância, uso

## 2- Objetivo

È feita uma comparação de três metodologias diferentes de análise para uma série temporal de variável econômica, apresentando brevemente a fundamentação teórica de cada uma.

## 3- Material e Método

A série temporal a ser analisada pertence ao IBGE e tem dados sobre o volume de vendas do comércio varejista ampliado (VVCVA) entre Janeiro de 2003 e Dezembro de 2011 com Índice de base fixa 2003 = 100. A série inclui além do comércio varejista, os setores de “Veículos, motocicletas, partes e peças” e “Material de construção” sendo extraída em Janeiro de 2018.

3.1 Modelo SARIMA22

Um dos modelos mais usados na presença de sazonalidade é o autorregressão de médias móveis ou ARIMA. Na presença de sazonalidade ele é chamado de SARIMA.

As etapas de análise incluem a especificação, identificação, estimação, diagnóstico e finalmente a predição.

Na especificação, é feita….

Na identificação ….

Na etapa de estimação…

No diagnóstico…

Finalmente na predição…

3.2 Modelo Holt-Winters

O método Holt-Winters, usa médias móveis com ponderação exponencial para efetuar uma estimação das médias ajustadas por sazonalidade (ou nível), inclinação da série e sazonalidade, sendo muito usado pelo seu baixo custo computacional.

A variação sazonal pode ser modelada de duas formas: tipo multiplicativo (se a sazonalidade é alterada pelo nível da série) ou aditivo (o padrão sazonal não se altera).

A função de predição de Holt-Winters, para séries temporais de período *p* em *h* períodos a frente após a observação é dada da seguinte forma:

onde , e são os parâmetros de nível, tendência e sazonalidade da série, expressos por:

A implementação do método no R é a través da função *stats::HoltWinters,* que calcula os coeficientes *a, b,* e *s* e gera um objeto S3 da clase “HoltWinters*.* No caso de série anual, como o que vai ser analisado, o total de coeficientes é 14, correspondendo 12 deles a coeficientes sazonais.

O gráfico do objeto pode ser feito com a simples função base plot() , a qual apresenta em 4 janelas separadas os valores ajustados (“xhat”), o nível (“level”), a tendência (“trend”), e a componente sazonal (“season”). Feita a decomposição e calculados os coeficientes, a função genérica *stats::predict* permite estimar valores à frente, sendo que além do intervalo de tempo podemos solicitar um intervalo de confiança.

3.3 Rede Neural

Redes neurais estão baseadas na arquitetura de aprendizagem de organismos inteligentes, que aprendem através da experiência. A partir dos trabalhos de Santiago Ramón y Cajal sobre a estrutura microscópica do cérebro e o funcionamento dos neurônios a começos do século XX, McCulloch e Pitts fizeram o primeiro modelo computacional simulando o comportamento de um neurônio biológico.

A estrutura da rede neural em séries temporais é composta de uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. Os valores da série temporal passam por uma função de normalização na camada de entrada e é dado um peso, inicialmente aleatório, para serem enviados às camadas ocultas.

A aprendizagem se dá pelos erros cometidos pelas camadas de processamento, quando comparados com o valor de saída, que é conhecido. O erro serve para redistribuir os pesos entre as camadas de processamento, e o processo se repete até o valor de saída se aproximar do valor desejado ou conhecido.

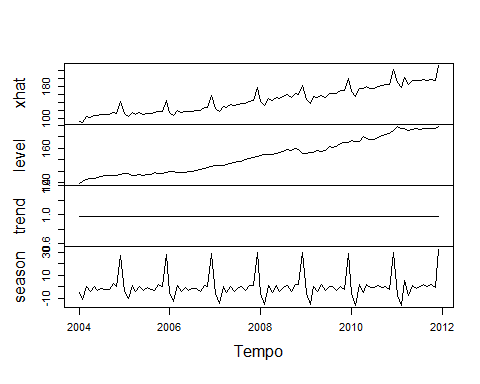
Existem diversas metodologias para a aprendizagem, em séries de comportamento regular uma das mas efetivas é a de retro propagação, que será usado nesse trabalho. A modificação dos pesos em cada repetição é dada através de uma taxa de aprendizado e um termo adicional de *momentum,* que introduze um efeito de inércia e ajuda a amortecer as oscilações em torno da melhor solução*.*

O pacote *R neuralnet* implementa a metodologia mencionada anteriormente, possibilitando o cálculo de intervalo de confiança para os pesos e gerar gráficos diversos.

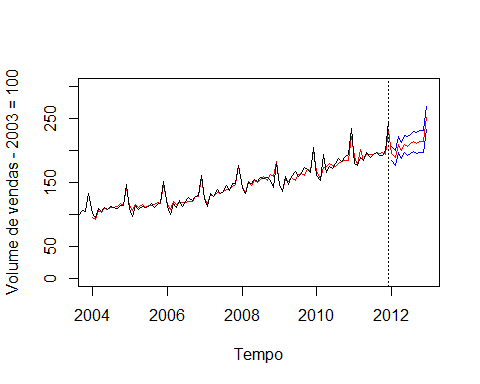
## 4- Resultados e Discussão

4.1 - Modelo SARIMA

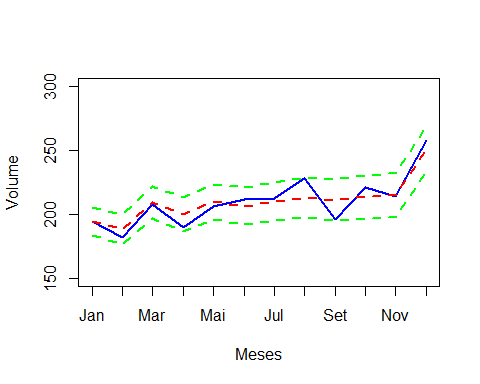
4.2 - Modelo Holt-Winters



**Figura** 1 – Decomposição da série com a função *stats::HoltWinters*



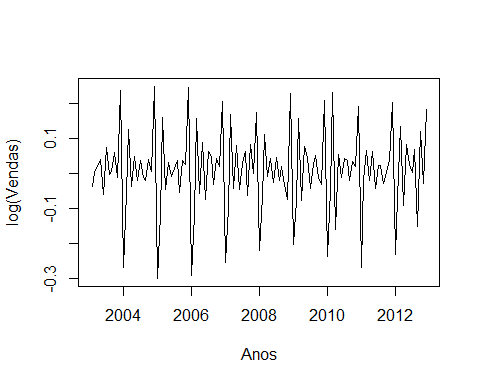
**Figura** 2 – Serie original, ajustada e previsão 2012 com intervalo de confiança



**Figura** 3 – Previsão de 2012 com valores reais em azul

4.3 - Rede Neural

Como preparação da série foi aplicada uma função *log* para estabilizar a variação e uma diferenciação de primeira ordem com passo de 1 para retirar a tendência. A figura XX apresenta o resultado dessa preparação

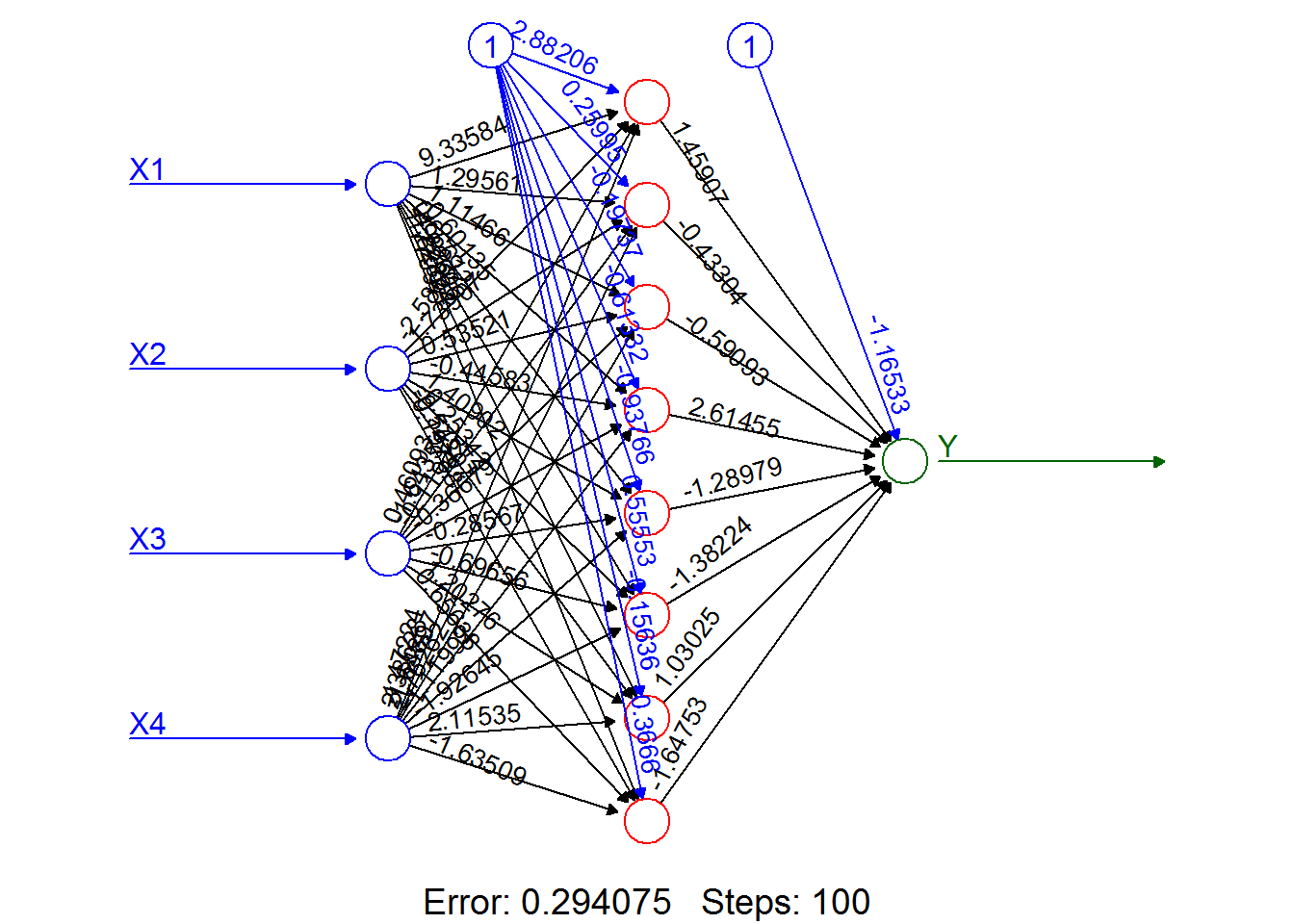


**Figura** 4 – Serie temporal após preparação dos dados

Na construção da rede neural, definimos os valores da camada de entrada, a quantidade de nós na camada oculta, assim como os valores na camada de saída. Nesse caso foram escolhidos 4 valores de entrada, correspondendo ao valor do mês anterior, o segundo mês anterior, o quarto e o décimo segundo, caracterizando valores anuais, trimestrais e de dois meses prévios. Os nós da camada oculta devem ser suficientes para modelar o fenômeno, nem muitos que ocasionem um *overfitting,* nem poucos que percam peculiaridades da série. A seguinte tabela apresenta o padrão de escolha de valores de entrada e o correspondente de saída.

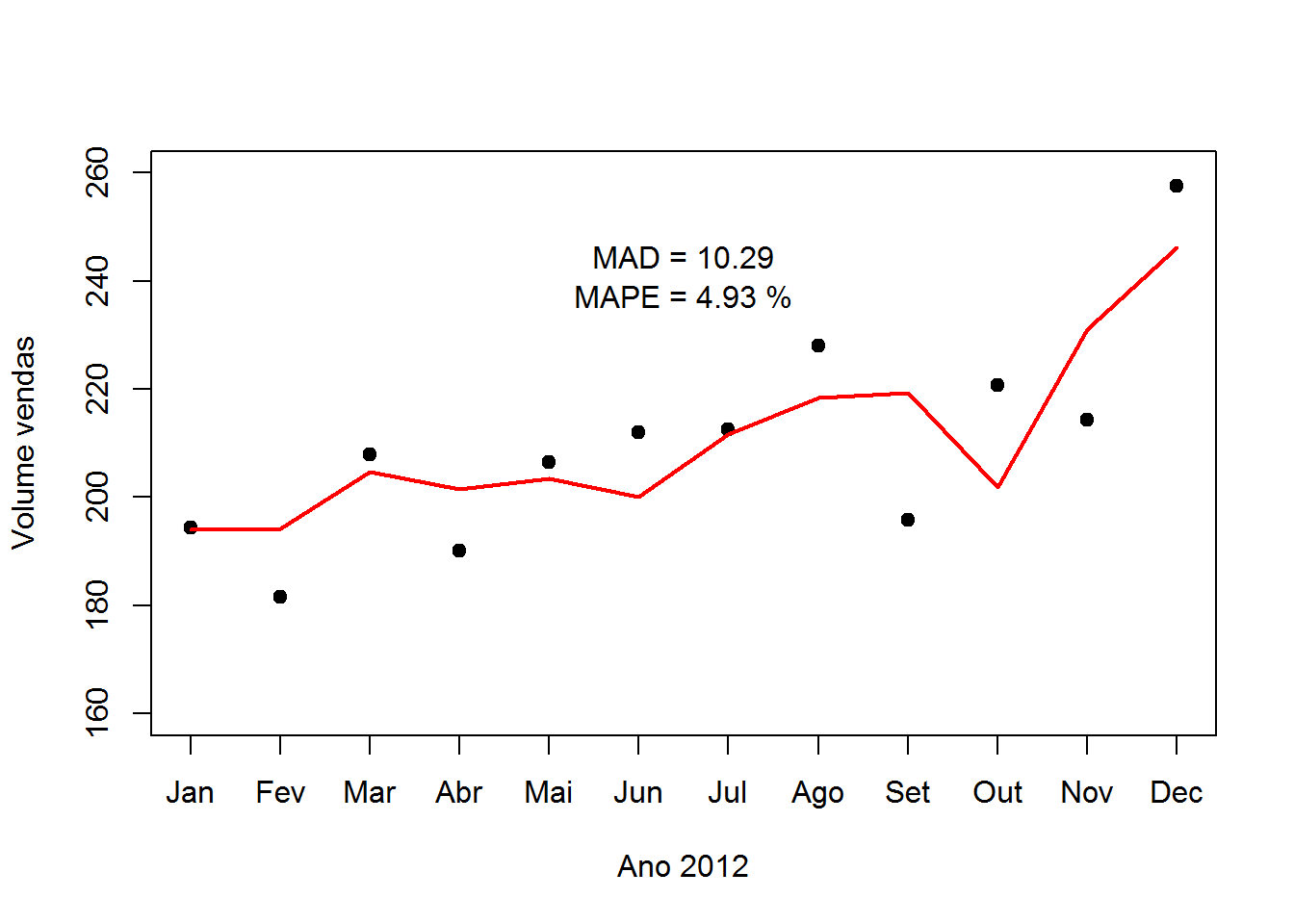


A aprendizagem na rede é feita a partir de uma seleção de amostras, chamadas de treino e teste. Para esse estudo temos um total de 107 padrões dos quais vamos selecionar 95 para o treinamento 12 de teste. Serão usados 8 nós ou neurônios em uma camada oculta. Esse valor foi o melhor encontrado depois de testar de 3 a 10 nós. Os argumentos principais da função *neuralnet* são a fórmula usada (Y ~ X1 + X2 + X3 + X4), os dados de entrada e os nós da camada oculta (8). A rede formada e o treinamento com os valores e pesos finais é apresentada na seguinte figura.



**Figura** 5 – Rede neural com valores e pesos finais

Após o cálculo da rede, são feitas duas previsões de valores chamadas *in-sample* e *out-sample.* A primeira usando os valores do treinamento e a segunda sobre os valores de teste, previamente separados. As previsões servem para saber a precisão que a rede atinge. Finalmente é feita uma previsão um passo à frente sobre valores fora do intervalo da amostra. Nesse caso prevemos 12 valores para o ano de 2012 que são apresentados como uma linha vermelha, enquanto os valores reais da varável são representados por círculos cheios. Foram incluídos os valores de precisão MAD e MAPE.

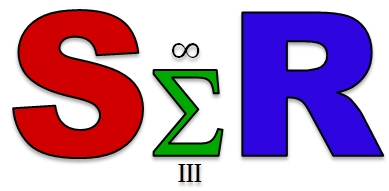
**Figura** 6 – Previsão para 2012 (linha vermelha), valores reais (pontos) e parâmetros e precisão

Deverá apresentar uma síntese dos resultados encontrados, podendo incluir tabela e/ou figura, desde que a sua inclusão não ultrapasse o limite máximo de QUINZE páginas. Nesta seção devem ser incluídos comentários sobre os resultados e/ou comparação dos achados do estudo com os de outras publicações.

As tabelas e figuras (Entende-se por figuras: gráficos, mapas, fotografias, etc.) devem

ser numeradas sequencialmente em algarismos arábicos. Cada tabela e figura, além da numeração, deve possuir um título autoexplicativo apropriado, colocado centralizado, acima da tabela e abaixo da figura. Tanto a tabela quanto a figura deverão ter a especificação da FONTE, posicionada na parte inferior, como também ilustrado a seguir:

Figuras e gráficos devem ser centralizadas, conforme ilustrado na Figura 1. Toda figura deve apresentar uma legenda escrita em parágrafo centralizado em fonte Arial 9 e espaçamento anterior e posterior de 6pt. A Figura 1 busca ilustrar a formatação adotada.



**Figura** 7 – Escrever o título da Figura

Fonte: SOBRENOME, ANO

Legendas de tabelas devem ser colocadas na parte superior das mesmas, em parágrafo centralizado, tamanho 10 e com espaçamento anterior e posterior de 6 - conforme ilustrado na Tabela 1. As tabelas devem ser formatadas adotando a mesma formatação da Tabela 1.

**Tabela** 1 – Escrever o título da Tabela.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Ano** | **Taxa (%)** | |
| **Grupo 1** | **Grupo2** |
| 2000 | % | % |
| 2001 | % | % |
| ... | ... | ... |
| 2017 | % | % |

Fonte: SOBRENOME, ANO

## 5- Conclusão

Nesta seção são apresentadas as conclusões do trabalho.

## 6- Referências

C. Chatfield (1978) The Holt-Winters Forecasting Procedure Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics) Vol. 27, No. 3, pp. 264-279

C. C. Holt (1957) Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages, ONR Research Memorandum, Carnegie Institute of Technology 52. (reprint at <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2003.09.015>).

P. R. Winters (1960) Forecasting sales by exponentially weighted moving averages, Management Science 6, 324–342.

Ao final do trabalho, todas as referências citadas deverão ser ordenadas alfabeticamente de acordo com o sobrenome do primeiro autor, com fonte *Arial*, tamanho 9, espaçamento simples (Use estilo Citação). Veja o exemplo:

SOBRENOME, Nome. **Título:** subtítulo (se houver sem negrito). Edição (se houver). Local de publicação: Editora, data de publicação da obra.

As referências citadas no texto devem conter o sobrenome do(s) autor(es), seguido pelo ano da publicação. A título de exemplificação são apresentadas as normas de citação indireta de acordo com as normas da ABNT: a) Nome do(s) autor(es) aparece(m) ao final da citação (Ex.: DACHS e SANTOS, 2006; NERI, 2007; BLAZER, 2008); b) No caso do autor ser parte integrante do texto (Ex.: Dachs e Santos (2006) verificaram que ....)

Todas as referências devem ser apresentadas de modo adequado respeitando as normas da ABNT. A veracidade das informações contidas na listagem de referências é de responsabilidade exclusiva do(s) autor(es).

## Anexo

Os scripts completos de cada análise podem ser consultados em GitHub

Resumo das principais linhas de script

**1- Preparação dos dados**

vendas <- read.csv(".../SER\_III/ST/data/IBGE\_VVCVA\_RN.csv",header=FALSE,

stringsAsFactors = F) #transposiçãoo de linha a coluna em dataframe

vendas2 <- as.data.frame(t(vendas)) # transformaçãoo em st\_Vendas temporal

st\_Vendas <- ts(vendas2, start = c(2003,1), frequency = 12)

**2- SARIMA**

**3- Holt-Winters**

HW <- HoltWinters(st\_Vendas) # função filtrado sobre a série temporal

coef <- as.data.frame(HW$coefficients) # coeficientes calculados

p <- predict(HW, 12, prediction.interval = TRUE, level = 0.95) # previsão 12 meses

# O horizonte de previsão calculado é uma matriz de três colunas contendo o valor calculado assim como os limites superior e inferior de confiança ao 95%. Incorporando os valores realmente observados em 2012, e fazendo a diferença entre real e observado temos:

hw <- as.data.frame((matrix(round(p,2), 12)), dimnames(seq(1,12,1)))

hw\_res <- cbind(hw,vol\_2012)

names(hw\_res) <- c("prev", "sup","inf","real")

hw\_res <- hw\_res %>% mutate(dif = real-prev)

**4- Rede Neural**

logst\_Vendas <- log(st\_Vendas) # estabilizar a variância

delta <- diff(logst\_Vendas,lag = 1, differences = 1) # retirar a tendência da série

normalizado <- (delta-minimo)/(maximo-minimo) # normalização da série

lags <- c(1, 2, 4, 12) # determinação de lags

inic <- max(lags) + 1 # inicar em valor número 13

nobs <- length(normalizado) # número de observações: 107

modelo\_nn <- neuralnet(formula = Y ~ X1+X2+X3+X4, data= data.train[1: ninsample, ], hidden = 8, linear.output = F) # treinamento da rede

1. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), [walter.pina@ibge.gov.br](mailto:walter.pina@ibge.gov.br) [↑](#footnote-ref-2)
2. Fundação Getúlio Vargas (FGV), [pedro.guilherme@fgv.br](mailto:pedro.guilherme@fgv.br) [↑](#footnote-ref-3)
3. Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), [professorjmpf@hotmail.com](mailto:professorjmpf@hotmail.com) [↑](#footnote-ref-4)