

# AJUSTE DA CURVA DE DEMANDA EM FUNÇÃO DO PREÇO PARA A MELHORIA DE MÉTODOS DE PREVISÃO DE DEMANDA DE SÉRIES TEMPORAIS

**Pedro Henrique Piussi Bitencourt (UFRGS)** - *pedropiussi@gmail.com*

**Michel José Anzanello (UFRGS)** - *anzanello@producao.ufrgs.br*

**Luiz Afonso dos Santos Senna (UFRGS)** - *lsenna@producao.ufrgs.br*

## **Resumo**

*O presente artigo propõe a inserção da variável preço para atuar como fator de ajuste na curva de demanda. Para isso, verifica-se o preço em cada ponto da série para, em seguida, verificar sua relação com a demanda. A série histórica é então ajustada em função de um único preço, determinado com o auxílio do SOLVER. Para tal ajuste, os valores de demanda da série original são modificados de acordo com a variação entre o preço determinado e o preço original. Isso é possível por meio da análise de elasticidade-preço da demanda. A curva ajustada é utilizada como entrada nos métodos de previsão de demanda de séries temporais. Os resultados da previsão são corrigidos de acordo com o preço que se deseja utilizar. Previsões de demanda são geradas com a curva original e a curva ajustada. Comparou-se as previsões com as duas curvas, sem ajuste e com ajuste, por meio dos coeficientes de determinação  $R^2$  ajustado e MAPE. Foi verificado que a previsão na curva ajustada obteve em todos os modelos de séries-temporais estudados melhores valores nos coeficientes.*

**Palavras-chave:** previsão de demanda, elasticidade-preço da demanda.

## **Abstract**

*This paper proposes the inclusion of the variable price as an adjustment factor in the demand curve. As methodology, the price at each point of the historical demand data is analyzed and then it is observed its relationship with the demand. An analysis of price elasticity of the demand is then generated. The demand data is adjusted for a single price, which is calculated by the tool SOLVER. For this adjustment, the demand values of the original series are modified according to the variation between the fixed price and the original price (observed in the price elasticity analysis). This curve is used as an input to the time series methods of the demand forecasting. In consequence, the prediction results are corrected according to the desired price. Demand forecasts are generated from the original curve and the curve adjusted by the price. The predictions from each curve, unadjusted and adjusted, were compared by using the coefficients of determination  $R^2$  adjusted and MAPE. It was found that the predictions in the adjusted curves in all studied models have obtained better values in the coefficients.*

**Keywords:** demand forecasting, price elasticity of demand.

## 1. Introdução

A busca por vantagens competitivas com a intenção de conquistar clientes é fundamental para a sobrevivência das empresas em um mercado que evolui constantemente. Muitas organizações que trabalham com bebidas, alimentos ou outros bens de consumo, ainda enfrentam dificuldades em verificar quanto e quando devem produzir de um determinado produto. Como consequência, observa-se uma grande quantidade de empresas com estoques excessivos sem, no entanto, atender às demandas do mercado. Para que uma organização tenha uma boa imagem, é fundamental que consiga prever o número de produtos ou serviços demandados em um determinado período, de forma que seja possível atender o mercado consumidor, não bastando, apenas, ter um bom produto com baixo custo (WERNER; RIBEIRO, 2006).

Nesse contexto, uma vantagem está na capacidade das organizações em prever a demanda de seus produtos de forma que seja possível organizar os processos e atender aos pedidos dos clientes. A previsão da demanda assume importante papel na operacionalização de aspectos gerenciais da produção, como a gestão de estoques e o desenvolvimento de planos agregados de produção. Além disso, possui papel importante em diversas áreas: financeira, pelo planejamento da necessidade de recursos; recursos humanos, através do planejamento de modificações no nível da força de trabalho; e *marketing* e vendas, pelo agendamento de promoções (PELLEGRINI; FOGLIATO, 2001).

A previsão de demanda pode ser desdobrada em dois métodos: qualitativo, baseado em opiniões e na subjetividade; e quantitativo, baseado fundamentalmente em dados estatísticos e cálculos matemáticos. Este último apresenta variadas formas de cálculos, sendo classificados como causais e de séries temporais (MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990; BACCI, 2007). O método causal está relacionado com as variáveis que são inseridas no cálculo da previsão e que têm ligação com o item que se busca predizer. Os métodos de séries temporais, por sua vez, exigem apenas valores passados da própria variável que se deseja realizar a previsão.

Uma discussão proposta na literatura visa elencar formas de melhorar a acurácia nos diferentes métodos de previsão pela combinação de diferentes modelos quantitativos. Batchelor e Dua (1995) observam um incremento na previsão com a combinação de até cinco modelos e com

a utilização de diferentes tipos de dados. Observam-se muitos estudos corroborando essa informação, evidenciando a melhoria na previsão através da integração de métodos qualitativos e quantitativos (RINGUEST; TANG, 1987; CLEMEN, 1989; ARMSTRONG, 2001; WERNER; RIBEIRO, 2006; CASAGRANDE; HOSS 2010; MENEGHINI; ANZANELLO, 2013). Entretanto, este ajuste deve ser feito com um conhecimento complementar, muitas vezes proveniente da experiência, aos dados utilizados no modelo (GOODWIN *et al*, 2007).

O presente trabalho tem como propósito inserir, em diferentes modelos de séries temporais, a variável preço, a qual é empiricamente importante e presente na maior parte dos estudos econométricos, além de ser muito usada como base para ajustes subjetivos. Dado que na “teoria da demanda” o preço é visto como um dos fatores primordiais para a variação da demanda, a sua negligência na realização de previsões pode acarretar em perda de informações importantes que impactam o resultado. Desta forma, este artigo buscou o ajuste da curva de demanda em diferentes métodos de séries temporais, incluindo o preço como variável de ajuste, para que então possa se realizar a previsão da demanda futura, a partir de uma base de dados com menos ruídos. Para verificar se o ajuste na curva de demanda promove uma melhoria na previsão, foram realizadas projeções com a curva original e curva ajustada. Finalmente, os dois modelos, com e sem o ajuste, foram comparados, utilizando os coeficientes de determinação  $R^2$  ajustado e o MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*), que calcula a média das diferenças absolutas entre valor previsto e o valor real.

O estudo foi realizado em uma indústria de bebidas localizada no sul do Brasil e está organizado em quatro seções: (i) referencial bibliográfico, que fará uma passagem pelos conceitos de previsão de demanda, métodos de séries temporais, e o conceito de elasticidade; (ii) procedimentos metodológicos que apresenta como o estudo foi realizado; (iii) resultados do estudo e discussão acerca deles e (iv) conclusão, com a retomada dos principais resultados e considerações referentes ao trabalho realizado.

## 2. Referencial Bibliográfico

O referencial bibliográfico presente neste artigo busca primeiramente entender os conceitos de previsão de demanda. Em seguida, são apresentados alguns dos métodos de séries temporais mais utilizados para análises preditivas, finalizando com uma introdução ao conceito de elasticidade.

### 2.1. Previsão de demanda

A Previsão de demanda visa estimar o que ocorrerá no futuro em relação à necessidade de um bem ou serviço em determinadas condições em certo momento (MOON *et al.*, 1998). É um processo que segue um método, baseando-se em modelos estatísticos, matemáticos, econométricos ou subjetivos, apoiados em uma forma de trabalho definida (MARTINS *et al.*, 1998). As previsões de demanda dão a base para o plano de vendas, auxiliam na estratégia, na determinação dos recursos que serão necessários para a produção, na programação e na aquisição de novos recursos, permitindo diminuir estoques ao longo da cadeia de produção (VOLLMANN *et al.*, 2006).

As previsões de demanda são classificadas como qualitativas ou quantitativas (MONTGOMERY *et al.*, 1990). A primeira é gerada a partir de opiniões de consumidores ou julgamentos de especialistas - pessoas com experiência ou conhecimento adquirido capazes de antecipar eventos. Previsões qualitativas englobam qualquer abordagem em que a subjetividade humana é utilizada para gerar um dado futuro. Já as previsões quantitativas são objetivas, calculadas através de modelos matemáticos baseados em dados históricos.

Dentro dos métodos qualitativos, Moreira (2001) apresenta quatro tipos de previsão: (i) opiniões de executivos; (ii) opinião da força de vendas; (iii) pesquisas junto aos consumidores; e (iv) método Delphi. A opinião de executivos de diferentes áreas de atuação e da força de vendas pode agregar múltiplas informações, a partir de diferentes perspectivas, sobre tendências de mercado, perfis de consumo, estratégias organizacionais futuras e riscos e oportunidades mercadológicos. (ANZANELLO *et al.*, 2009). Pesquisas com consumidores fornecem dados sobre a preferência dos clientes a determinado produto ou serviço e é uma boa forma de coleta de informações sobre a aceitação e expectativas no lançamento de novos produtos ou na entrada em

novos mercados (ANZANELLO *et al.*, 2009). Por sua vez, o método Delphi é utilizado para obter consenso dentro de um comitê, onde os executivos respondem a questionários, anonimamente, em sucessivas rodadas (ALMEIDA, 2008). As respostas de uma rodada atuam como dados de entrada que serão avaliados pelos participantes na rodada posterior. O processo segue até que se chegue a um consenso. Lawrence *et al.* (2006) acreditam que muito ainda deve ser pesquisado visando o desenvolvimento de métodos que dão suporte a previsões qualitativas, particularmente no sentido de identificar quando a intervenção subjetiva é necessária e quando ela não é.

Já os métodos quantitativos podem ser classificados de duas maneiras: causais ou de séries temporais (BACCI, 2007). O método causal está relacionado com as variáveis que são inseridas no cálculo da previsão e que têm ligação com o item que se busca prever. Isso significa que devem existir variáveis independentes que explicam as mudanças em uma variável dependente. Exemplos deste método são os modelos de Regressão Simples, que define um relacionamento causal entre duas variáveis correlacionadas e Regressão Múltipla, que define uma relação entre a variável dependente e duas ou mais variáveis independentes (WOOLDRIDGE & JEFFREY, 2011). Os métodos de séries temporais exigem apenas valores da própria variável que se quer determinar (demanda, preço, temperatura, entre outras) em função do tempo.

Existe uma grande quantidade de variações nos modelos tradicionais (DE GOIJER & HYNDMAN, 2006). Existem métodos de previsão que utilizam diferentes tipos cálculos, qualitativos e quantitativos, de forma a aprimorar a análise. Entre estas metodologias estão a combinação de métodos, que aprimora a previsão realizando uma média ponderada entre os resultados de cada modelo, e o ajuste subjetivo em modelos quantitativos. Modelos causais que ajudam modelos de séries temporais está entre os modelos bem estabelecidos que demonstraram melhorar a acurácia (ARMSTRONG, 2006). Já na década de 80, Chatfield (1988) estudava os ganhos provenientes da introdução de mais de uma variável nos métodos de séries temporais. Apesar do grande avanço teórico nesta área, ainda são necessários mais estudos para aprofundar as análises sobre os ganhos de acurácia quando se utiliza mais de uma variável nestes tipos de modelos (DE GOIJER & HYNDMAN, 2006). Uma possibilidade para a melhoria do resultado na previsão de demanda de séries temporais seria incrementar as variáveis usualmente utilizadas

nos métodos causais e econométricos (LOPES, 1983; CHATFIELD, 1988; ARMSTRONG, 2006). Um estudo interessante com esta abordagem foi o de Armstrong *et al.* (2005), no qual foram notadas reduções significativas nos erros de predição. O estudo mostrou o impacto que certas séries de dados, denominadas “forças causais”, poderiam gerar em uma série temporal de demanda, como, por exemplo, um desvio na tendência. Mesmo com os bons resultados de previsão obtidos no estudo, pouco ainda foi realizado e pesquisado nesse campo.

## 2.2. Métodos de séries temporais

As técnicas de suavização exponencial para análises preditivas estão entre os modelos de séries temporais mais utilizados, devido à sólida base estatística dos métodos *et al.*, simplicidade de aplicação, e bom desempenho em diversas competições estatísticas (HYDMAN *et al.*, 2008; MAKRIDAKIS *et al.*, 1982; MAKRIDAKIS & HIBON, 2000). Outro aspecto importante sobre suavizações exponenciais é que elas facilitam a computação e reduzem a necessidade de grande capacidade de armazenamento (SEGURA & VERCHER, 2001). Os modelos exponenciais são baseados, para cada período, na atualização de parâmetros que objetivam alcançar um ajuste satisfatório. Os modelos mais tradicionais, segundo Ritzman e Krajewski (2004) são:

*“(i) Suavização Exponencial Simples: Utilizada quando não há tendência ou sazonalidade na demanda. É simples e possui exigência de apenas três dados: a previsão do último período, a demanda para o período atual e um parâmetro de aproximação com valor entre 0 e 1.*

*(ii) Suavização Exponencial Dupla de Holt: Utilizada quando existe uma tendência, isto é, um aumento ou uma diminuição sistemática na média da série ao longo do tempo. Neste caso, há a necessidade da suavização não só da média de cada período, mas também da tendência.*

*(iii) Suavização Exponencial Sazonal de Holt-Winters: Método usado na presença de um aspecto sazonal, ou seja, alterações regularmente repetitivas na demanda para cima ou para baixo.” (apud MENECHINI; ANZANELLO, 2013)*

A Decomposição Clássica é um modelo simples univariado que utiliza formulações matemáticas de forma a separar a série temporal em quatro componentes através dos quais é possível realizar a predição. Os quatro componentes, segundo Makridakis e Wheelwright (1982) são: (a) tendência, que mostra a direção global na qual a série está se movimentando; (b) ciclo, que se refere às oscilações ao longo prazo ou aos desvios em torno da reta de tendência; (c) sazonalidade, que evidencia um padrão na qual a série temporal parece obedecer; e (d) termo aleatório, que são flutuações durante o período com deslocamento inexplicável.

Além dos modelos citados, existem outros métodos recomendados na literatura, como os métodos Box-Jenkins, que apresentam modelos mais complexos, e os modelos de médias móveis, que utilizam para a previsão apenas as médias de dados passados. Em razão da sazonalidade existente nas séries utilizadas neste estudo e a simplicidade dos métodos de Suavização Exponencial e Decomposição Clássica, foram escolhidos estes dois métodos para as análises desse artigo.

### **2.3. Conceito de elasticidade**

O cálculo da elasticidade permite a obtenção do dado de variação da demanda conforme o preço. A elasticidade mede a sensibilidade de uma variável em relação à outra, sendo, então, um valor que informa a alteração percentual na variável de resposta quando há um acréscimo de um por cento na outra variável (SHABEER, 2011). São três as categorias de elasticidade da demanda: (i) elasticidade-preço da demanda, (ii) elasticidade-renda da demanda e (iii) a elasticidade-preço cruzada da demanda. A primeira mede a sensibilidade da quantidade demandada quando ocorrem alterações no preço do bem; a segunda verifica a variação do preço conforme mudança na renda de determinada população; e a última analisa a resposta da quantidade demandada de um produto em relação às mudanças no preço de um produto concorrente (SHABEER, 2011).

O cálculo da elasticidade é dado pela Equação 1:

$$\varepsilon = \frac{p}{q} \cdot \frac{dq}{dp} \quad (1)$$

onde,  $\varepsilon$  é a elasticidade,  $p$  é o preço e  $q$  é a quantidade.

Ao analisar a elasticidade-preço da demanda, percebe-se, usualmente, que quanto maior o preço de um produto, menor será a sua demanda. Neste caso, a elasticidade é considerada negativa. Elasticidade positiva é verificada, usualmente, em análises de elasticidade-preço cruzada da demanda, onde um aumento do preço do produto concorrente proporciona um aumento da demanda.

Segundo Lieberman e Hall (2003), a elasticidade-preço da demanda pode ser classificada de três formas: demanda elástica, inelástica e de elasticidade unitária. A primeira ocorre quando a demanda por determinado produto é muito sensível ao preço, sendo o percentual da variação na demanda superior do que o da variação do preço. Neste caso, o valor modular de  $\varepsilon$  é maior do que um. Já demanda inelástica ocorre quando há pouca sensibilidade ao preço. Neste caso, o percentual de variação do preço é maior que a da demanda e o valor modular de  $\varepsilon$  é menor que do um. Por fim, elasticidade unitária é quando o valor modular de  $\varepsilon$  é igual a um, a variação do percentual da demanda é igual à do preço.

### **3. Procedimentos Metodológicos**

O estudo apresentado foi realizado em uma empresa multinacional de bebidas, que possui uma variada gama de produtos, vendidos em diferentes tipos de embalagens (tamanhos e recipientes). As vendas da empresa apresentam grande parcela do mercado de bebidas.

O método de pesquisa é de natureza aplicada, com resultados que servirão como modelo para futuras intervenções. A abordagem é por meio de elementos majoritariamente quantitativos, posto que o estudo visa estabelecer uma forma de inserir o conceito de elasticidade dentro de métodos de suavização exponencial e de decomposição clássica. A pesquisa é explicativa, dado que serão observados os fatores que contribuem para a ocorrência de um fenômeno. Por fim, o trabalho se configura como uma pesquisa-ação, posto que é analisado o conceito de elasticidade e sua aplicabilidade nos métodos de previsão de demanda e, após, é verificada a possibilidade de implementação dentro dos modelos existentes.

Este estudo foi desenvolvido em 6 etapas: (i) escolha da série de demanda e preço; (ii) verificação da importância do fator preço em relação à demanda; (iii) curva de elasticidade-preço

da demanda; (iv) normalização da curva de demanda; (v) previsão da demanda utilizando os dados reais; (vi) previsão da demanda com os dados ajustados e comparação de resultados.

### **3.1. Escolha da série de demanda e preço**

A empresa na qual o estudo foi realizado possui uma diversa gama de sabores nas bebidas vendidas. Além disso, cada líquido pode ser vendido em diferentes embalagens, como garrafas ou latas. A definição do líquido baseou-se na parcela de participação no mercado de bebidas. Acredita-se que, quanto maior a parcela de mercado e mais estabelecido o líquido estiver, menos ele estará sujeito a variações na demanda por ações dos concorrentes. A escolha da embalagem baseou-se na quantidade de embalagens concorrentes no mercado: quanto menos embalagens concorrentes houver no mercado, menos ruído existirá na série de demanda, pois as ações de preço realizadas em recipientes concorrentes não impactam fortemente na demanda.

### **3.2. Verificação da importância do fator preço em relação à demanda**

Com a posse das séries de preço e de demanda do produto (líquido mais embalagem) escolhido, verificou-se a relevância da variação do preço na alteração da demanda. Para isso, foram realizadas regressões múltiplas com e sem a interferência do preço no cálculo. Em seguida, foram comparados os resultados obtidos através da aderência de cada curva aos dados reais através do coeficiente de determinação  $R^2$  ajustado. Além disso, foi analisado o p-valor da variável preço de forma a verificar a sua significância para o modelo.

### **3.3. Curva de elasticidade-preço da demanda**

Tendo conhecimento da importância do preço na série temporal estudada, parte-se à criação do fator de ajuste da série temporal. Para tanto, é necessário, primeiramente, gerar a curva de elasticidade-preço da demanda; tal curva visa identificar a variação gerada na demanda em função da variação no preço do produto.

Para a construção da curva, utilizaram-se os dados de demanda dessazonalizados, pois se observou que no verão mais produtos são vendidos em relação à média anual; por outro lado, no inverno uma quantidade menor de produtos é vendida em relação à média do ano. Logo, ao realizar-se um aumento no preço em estações mais quentes, a demanda pode continuar superior à

de estações mais frias, mesmo que elas tenham preços inferiores. Isso geraria uma dificuldade no estudo, posto que a curva deve obedecer a um comportamento padrão, onde são desejados valores em que, conforme o preço aumenta, a demanda diminui. A partir da dessazonalização da curva, o fator clima que gera grande ruído na análise de elasticidade-preço da demanda não é mais observado na série.

Para o tratamento da curva, foram determinados fatores sazonais, que foram obtidos através da média da demanda de determinado mês em função da média anual. A dessazonalização foi obtida pela divisão de cada um dos valores de demanda e o fator sazonal do mês. A seguir, foi necessário deflacionar a série temporal de preço, pois, em função da inflação, o poder de compra de um determinado valor monetário diminuiu comparativamente aos anos anteriores. Logo, os preços dos bens de consumo tendem a aumentar de forma a manter um preço relativo ao poder de compra do momento. Esse aumento do preço, evidenciado no segmento de bebidas, não pode ser considerado na curva de preço, pois, nestes casos, o aumento no preço não promove uma alteração na demanda.

Na sequência, gera-se a curva de elasticidade-preço da demanda por meio de uma regressão linear entre as duas séries de dados. A Figura 1 ilustra o procedimento acima descrito. O gráfico superior à esquerda mostra a série real de demanda. À sua direita é apresentada a série dessazonalizada. O gráfico inferior à esquerda inclui a série histórica de preço deflacionada no procedimento e compara as duas séries, calculando a correlação. Por fim, o último gráfico é feita uma regressão linear para gerar a curva de elasticidade. A partir deste momento, pode-se calcular o impacto na demanda em função da variação do preço. Neste exemplo, uma variação de um real gera um aumento/redução de dois produtos.

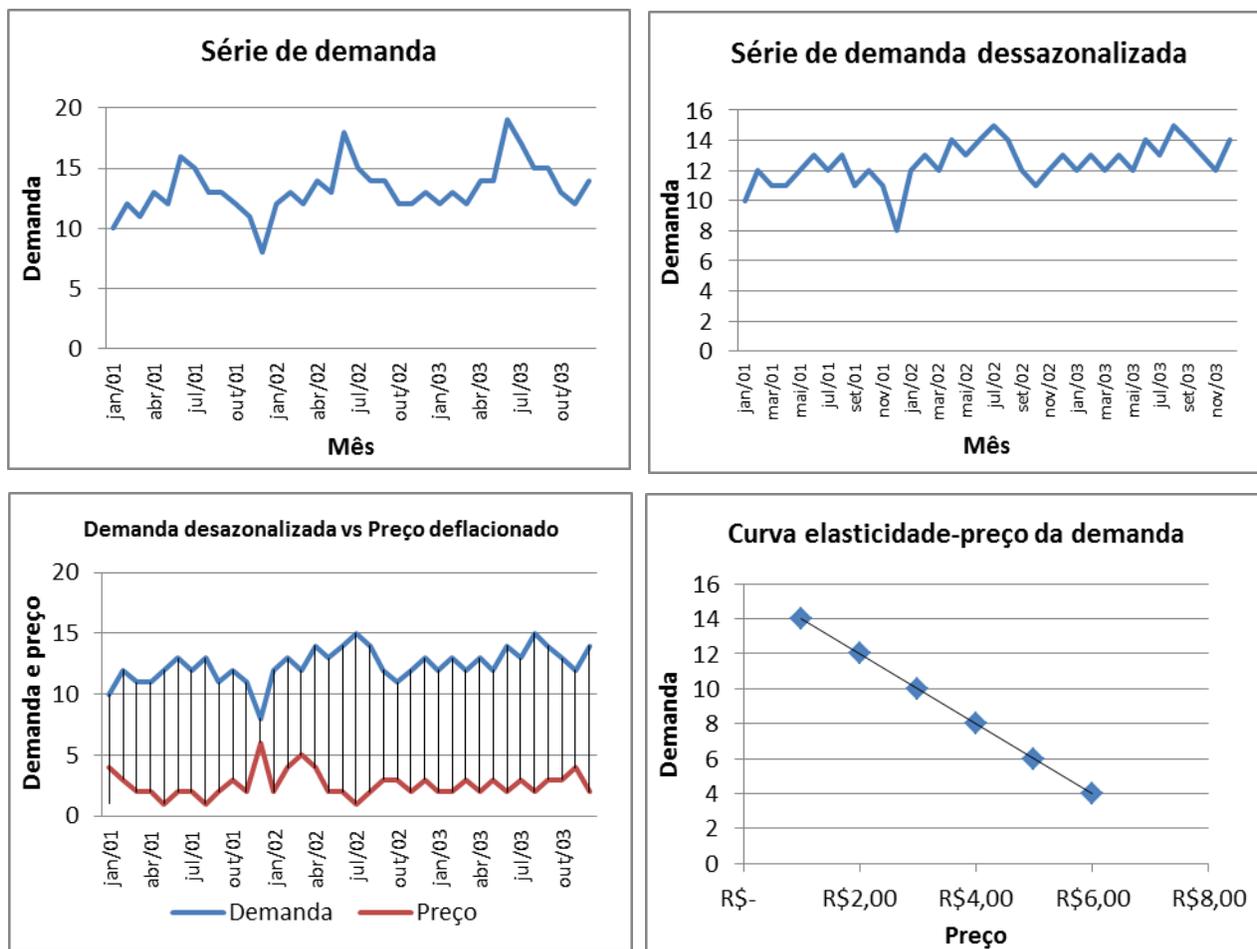


Figura 1 - Etapas do processo pré-previsão

### 3.4. Normalização da curva de demanda

A curva de elasticidade-preço foi construída de forma a “normalizar” a série temporal de demanda dessazonalizada em função de um preço único. Por exemplo, deseja-se obter uma série temporal ajustada no preço de cinco reais. Assim, períodos onde o preço for maior que o preço determinado de cinco reais o valor da demanda deve ser reduzido. Da mesma forma, períodos onde o preço for menor que cinco reais, o valor da demanda deve ser aumentado de forma a compensar o preço superior.

Essa “normalização” atenua as variações na curva temporal geradas pelas políticas de preços, pois métodos de séries temporais de previsão de demanda geram os dados futuros replicando de alguma forma o que ocorreu no passado. No entanto, políticas de preço na empresa

estudada não obedecem, normalmente, o que ocorreu no passado. Tais políticas partem de análises estratégicas feitas por diferentes indivíduos. Logo, acredita-se que um reajuste na série temporal de demanda em função de um determinado preço promove previsões mais acuradas.

Para realizar o ajuste na curva, determina-se um preço de “normalização” da série no qual se obtém o melhor ajuste da curva, ou seja, um preço ótimo. Para tanto, utiliza-se o recurso SOLVER, disponível no *software* EXCEL. Em seguida, deve ser verificado, em cada ponto da curva de demanda dessazonalizada, o preço em vigor no mês. Comparando este preço com o preço calculado pelo SOLVER, determina-se a diferença percentual entre eles. Finalmente, com o auxílio do gráfico de elasticidade-demanda, determinado na etapa 3.3, pode-se observar a variação que é gerada na demanda, em função da variação observada entre as diferenças de preços.

Ajustada a curva de demanda dessazonalizada, é necessário reinserir na curva o fator de sazonalização. Para tanto, cada ponto da série foi multiplicado por seu respectivo fator de dessazonalização.

### **3.5. Previsão da demanda utilizando os dados reais**

Para a realização da previsão da demanda, são utilizados os dados históricos reais. Primeiramente, foi definido um percentual de utilização dos dados para ajuste, o percentual restante foi utilizado para teste do modelo de previsão de demanda.

Neste estudo, de forma a obter resultados mais consistentes, foram utilizadas quatro repartições diferentes, 80-20, 85-15, 90-10, 95-5. Foi considerado que o modelo é consistente quando o ajuste à curva real de demanda apresenta grande aderência, que é analisada a partir do índice  $R^2$  ajustado. Quanto maior for o valor, melhor o ajuste do modelo aos dados. Entretanto, uma alta aderência não garante uma boa previsão. Logo, também é calculado o erro MAPE na análise preditiva gerada pelo modelo, que calcula a média das diferenças absolutas entre valor previsto e o valor real. Quanto menor for seu valor, melhor é o cálculo da previsão. Os modelos que apresentarem melhores relações de ajuste da curva e erro de previsão são os modelos que devem ser empregados. Para a verificação dessa relação, foi utilizado o coeficiente  $I$ , que é calculado a partir da Equação 2. Maiores valores de  $I$  são desejados.

$$I_n = \frac{R_n^2 \text{ajustado}}{MAPE_n} \quad (2)$$

### **3.6. Previsão da demanda com os dados ajustados e comparação de resultados**

Realizada a reformulação da série histórica de demanda e definidos os modelos a serem utilizados para as previsões, inicia-se a fase de ajuste. Para realizar o ajuste, é necessário gerar uma nova previsão, desta vez, na curva ajustada pelo preço. Assim, é repetido o procedimento da etapa anterior. De forma a verificar se os modelos com ajuste na curva teriam valores superiores aos modelos sem ajustes, comparou-se o  $R^2$  ajustado, MAPE e o  $I$  das análises preditivas.

## **4. Resultados**

### **4.1. Escolha da série de demanda e preço**

Para a obtenção das séries históricas, foi preciso escolher o produto, líquido mais embalagem. A definição do líquido baseou-se na parcela no mercado e a escolha da embalagem foi baseada na quantidade de recipientes concorrentes. Para escolha do líquido, observou-se que dois concorrentes entre si (P1+P2) dominam grande parcela do mercado, e que, normalmente, o consumidor se comporta escolhendo entre P1 e P2. Logo, optou-se por usar a soma das séries de demanda dos dois líquidos e a utilização da série histórica do preço ponderado entre os dois líquidos.

Após a escolha da bebida, escolheu-se a embalagem. Observou-se que havia uma grande quantidade de embalagens de garrafas que compreendiam diferentes volumes (1.5 litros, 1.75 litros, 2 litros, 2.25 litros, 2.5 litros, 3 litros, 3.3 litros). Nas embalagens de latas existiam apenas duas, sendo que entre elas não havia uma grande concorrência. Foi escolhida entre as embalagens de lata, aquela com uma maior parcela de mercado, por ser mais estabelecida nos pontos de vendas, proporcionando uma série de demanda sujeita a menos ruídos.

## 4.2. Verificação da importância do fator preço em relação à demanda

Primeiramente gerou-se uma regressão múltipla, onde a variável explicada era a demanda em volume e, como variáveis explicativas, foram utilizadas onze variáveis binárias ou *dummies*, que, combinadas, representam cada um dos meses. Ainda, foi inserida uma variável de período no modelo, representando a tendência. A segunda regressão foi realizada da mesma forma, porém inseriu-se a variável preço e preço elevado ao quadrado.

Os resultados mais importantes destas interações são mostrados na Tabela 2.

	Regressão sem preço	Regressão com preço
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0,78	0,81
<b>p-valor preço</b>	-	0,07
<b>p-valor preço ao quadrado</b>	-	0,05

Tabela 1 - Resultados estatísticos das regressões

Verifica-se na Tabela 1 que o preço atua como um fator importante (p-valor menor que 0,05). A segunda regressão incrementou o R<sup>2</sup> ajustado, significando uma maior aderência da curva de demanda aos dados. Desta forma, o preço foi considerado como um fator significativo.

## 4.3. Curva de elasticidade-preço da demanda

Para a elaboração da curva de elasticidade-preço da demanda foi necessária a identificação dos fatores sazonais, que serão utilizados na dessazonalização da série temporal de demanda. Os índices para a série estudada são apresentados na Tabela 2.

Mês	Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Mai	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro
Fator	1,16	1,13	1,16	1,00	0,93	0,81	0,77	0,84	0,97	0,97	1,06	1,20

Tabela 2 - Fatores sazonais de cada mês

É possível verificar que meses mais quentes possuem fatores sazonais superiores aos meses mais frios: nota-se, por exemplo, que a demanda de dezembro, na média, é 55% maior em relação à demanda média de julho.

Na sequência, a curva foi dessazonalizada (dividindo a demanda real de cada mês pelo fator sazonal do respectivo mês). Ainda, modificou-se a série histórica de preço, deflacionando-a

através do Índice Nacional de Preço ao Consumidor (IPCA), que pode ser encontrado no Anexo 1.

Corrigidas as duas séries temporais, calculou-se a correlação entre as curvas de demanda e preço de forma a verificar seu relacionamento. Para a curva analisada, foi obtido um índice de  $-0,81$ , indicando uma forte correlação negativa, que significa que existe um forte relacionamento linear negativo entre as duas variáveis, evidenciando ainda mais a relevância do preço para a previsão de demanda.

Em seguida, foi realizada uma nova regressão linear entre a série dessazonalizada de demanda e a série deflacionada do preço para estabelecer a curva de elasticidade-preço da demanda. É importante observar que, em função da modelagem que será realizada posteriormente, os dados utilizados para a elaboração da curva, devem ser somente os de ajuste (conforme apresentado no item 3.5). Desta maneira, os dados de teste não podem ser utilizados, pois são considerados dados futuros à modelagem. A Figura 2 apresenta a curva realizada durante esse estudo.

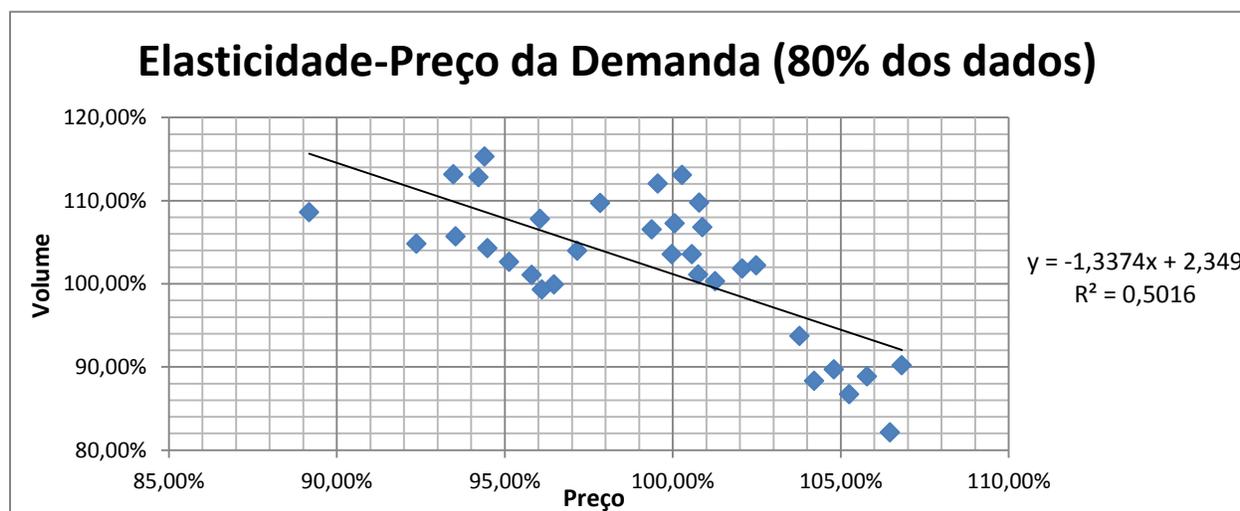


Figura 2 - Gráfico da elasticidade preço da demanda com 80% do dados totais, percentual de variação em relação ao preço médio

Com a utilização de 80% dos dados para ajuste, percebe-se um substancial valor no  $R^2$ , que é de 0,50. Para a construção da curva de elasticidade-preço da demanda com a repartição 85-15, (85% de dados utilizados) o  $R^2$  atinge o valor 0,55. Para 90-10, o valor de  $R^2$  é 0,60. Na

repartição 95-5, há um novo aumento para 0,63. Valores altos de  $R^2$  são esperados após a forte correlação observada entre as curvas.

#### 4.4. Normalização da curva de demanda

O procedimento de “normalização” da curva de demanda foi realizado utilizando diferentes preços. A Figura 3 mostra a série real comparada com três outras séries “normalizadas” com diferentes preços. Pode-se verificar que, em pontos cujo preço real é maior do que o preço utilizado, a demanda da série ajustada aumenta. Por outro lado, quando o preço da série real é menor que o preço utilizado, a demanda na nova série diminui.

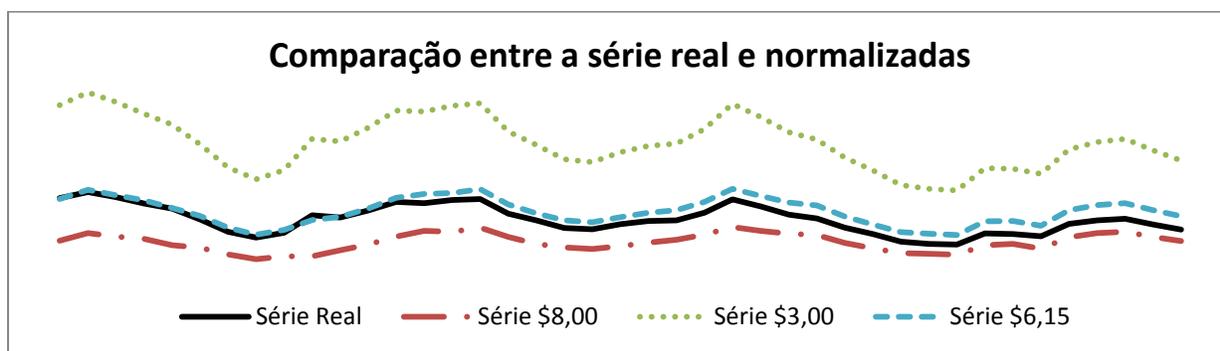


Figura 2 - Séries Real e Normalizadas

#### 4.5. Previsão da demanda utilizando os dados reais

Três métodos foram escolhidos para serem comparados. Esses modelos iniciais foram selecionados em função da sua simplicidade, facilidade de modelagem em planilhas eletrônicas e sua adequação em séries que apresentam sazonalidade. Os modelos utilizados foram: Decomposição Clássica e Suavização Exponencial, Holt-Winters Aditivo (HWA) e Holt-Winters Multiplicativo (HWM). Nesta etapa, foi realizada a previsão de demanda somente com a série real de demanda.

Foram realizadas quatro baterias de previsão, a primeira utilizando 80% dos dados para ajuste da curva e 20% para teste, a segunda utilizando 85% dos dados para ajuste e 15% para teste, a terceira 90% dos dados e 10% de teste e a quarta 95% dos dados e 5% de teste. Para gerar os coeficientes *alfa*, *beta* e *gama* em HWA e HWM a ferramenta SOLVER foi utilizada. A Tabela 3 apresenta os resultados.

Ajuste – Teste	80-20			85-15			90-10			95-5		
Indicador	R <sup>2</sup> aj.	MAPE (%)	I	R <sup>2</sup> aj.	MAPE (%)	I	R <sup>2</sup> aj.	MAPE (%)	I	R <sup>2</sup> aj.	MAPE (%)	I
<b>Decomposição Clássica</b>	0,9	10,29	<b>8,75</b>	0,9	13,98	<b>6,47</b>	0,9	15,7	<b>5,62</b>	0,84	15,24	<b>5,51</b>
<b>Holt-Winters Aditivo</b>	0,89	7,6	<b>11,78</b>	0,88	5,67	<b>15,45</b>	0,86	7,16	<b>11,97</b>	0,85	5,34	<b>15,99</b>
<b>Holt-Winters Multiplicativo</b>	0,94	9,55	<b>9,84</b>	0,93	12,61	<b>7,37</b>	0,93	11,25	<b>8,28</b>	0,92	3,73	<b>24,6</b>

**Tabela 3 – Resultados da previsão de demanda, utilizando a série real de dados**

Realizando uma soma dos indicadores *I*, obtém-se um valor de 26,35 na Decomposição Clássica (DC), 55,19 para Holt-Winters Aditivo (HWA) e 50,09 para Holt Winters Multiplicativo (HWM). Assim, sem os ajustes, HWA é o método que possui melhores valores para a previsão da série temporal de demanda.

#### **4.6. Previsão da demanda com os dados ajustados e comparação de resultados**

Após a bateria de previsões com a série real, realizou-se a fase de ajuste. O ajuste do preço só pode ser feito com a curva de demanda estando em função de apenas um preço. Assim, foi necessário utilizar a curva normalizada de demanda como novo *input* nos modelos. Após a previsão com esta curva, o ajuste foi feito em cada um dos dados de teste utilizando a curva de elasticidade. Contudo, foi necessário calcular o preço ótimo para a curva normalizada, pois foi verificado que curvas normalizadas com diferentes preços resultam em diferentes resultados. Desta forma, com vistas a obter o melhor R<sup>2</sup> ajustado para a escolha do preço em cada uma das quatro análises (80-20, 85-15, 90-10, 95-5), a ferramenta SOLVER foi utilizada. Contudo, a utilização de tal ferramenta para a Decomposição Clássica não foi possível, porque a cada teste de preço seria necessário realizar outros cálculos manualmente. Assim, para a DC, foi utilizado o

preço responsável pelo melhor resultado entre HWA e HWM em cada uma das baterias. Na Tabela 4 são apresentados os resultados após a utilização da curva normalizada como *input* nos modelos de previsão.

Ajuste – Teste	80-20				85-15				90-10				95-5			
Indicador	Preço	R <sup>2</sup> aj.	MAPE (%)	I	Preço	R <sup>2</sup>	MAPE (%)	I	Preço	R <sup>2</sup> aj.	MAPE (%)	I	Preço	R <sup>2</sup> aj.	MAPE (%)	I
<b>Decomp. Clássica</b>	6,6	.89	8,58	<b>10,35</b>	5,8	.89	11,05	<b>7,49</b>	5,4	.87	9,43	<b>9,23</b>	5,4	.84	8,73	<b>9,74</b>
<b>HWA</b>	6,5	.90	5,33	<b>17,11</b>	6	.91	9,35	<b>9,79</b>	5,4	.89	4,27	<b>20,9</b>	5,4	.89	3	<b>29,71</b>
<b>HWM</b>	6,6	.96	8,41	<b>11,43</b>	5,8	.96	6,5	<b>14,75</b>	4,1	.94	12,67	<b>7,41</b>	5	.93	3,87	<b>23,94</b>

**Tabela 4 – Resultados da previsão de demanda, utilizando a série com os dados ajustados**

Os dados sombreados mostram um melhor desempenho no modelo com série ajustada, enquanto que os dados com um risco diagonal mostram um melhor desempenho no modelo sem a utilização da série ajustada. Os resultados evidenciam a melhora global dos modelos de previsão de séries temporais com a inserção de um melhor *input*, a curva “normalizada” pelo preço seguido do ajuste realizado com o auxílio da elasticidade-preço da demanda. Foi observado que 75% dos valores superiores de *I* foram em previsões que utilizaram a curva ajustada. A Tabela 5 apresenta um resumo dos modelos testados neste estudo.

	Indicador	Média R <sup>2</sup> aj.	Média MAPE	Média I	Ordem I
<b>Regressões Múltiplas</b>	<b>Sem preço</b>	0,89	11,12%	8,24	<b>6</b>
	<b>Com preço</b>	0,92	13,21%	7,05	<b>7</b>
<b>Série temporal real</b>	<b>DC</b>	0,88	13,80%	6,58	<b>8</b>
	<b>HWA</b>	0,87	6,44%	13,79	<b>3</b>
	<b>HWM</b>	0,93	9,28%	12,52	<b>4</b>
<b>Série temporal ajustada</b>	<b>DC</b>	0,88	9,45%	9,20	<b>5</b>
	<b>HWA</b>	0,90	5,49%	19,38	<b>1</b>
	<b>HWM</b>	0,95	7,86%	14,38	<b>2</b>

**Tabela 5 - Resumo dos Resultados**

É possível observar que as melhores previsões foram realizadas por métodos de séries temporais ajustadas pelo fator causal, o preço. O melhor resultado do R<sup>2</sup> aj. foi do modelo de HWM com série ajustada e o melhor resultado do MAPE e do I foi de HWA com série ajustada. Na comparação entre métodos do mesmo tipo, observou-se melhoria no MAPE e no R<sup>2</sup> aj. em todos os modelos que usaram a curva ajustada pelo preço, evidenciando a importância desta variável na previsão de demanda. A única exceção foi o resultado do MAPE nas regressões múltiplas, onde o método que não se encontra o preço como um fator de ajuste obteve melhor valor.

## 5. Conclusão

Prever a demanda em função do preço é objeto de estudo de muitos econométricos, sendo tal variável muito usada em modelos causais. Entretanto, muitas vezes o preço é negligenciado em métodos de previsão de demanda de séries temporais. Este artigo teve como objetivo a inclusão desta variável nesses modelos. Duas razões incentivaram o estudo. A primeira é relacionada ao aumento da qualidade na previsão de demanda que um ajuste usando o preço pode proporcionar em modelos de séries temporais. A segunda vem da necessidade das empresas em aprimorar suas decisões. No presente trabalho, uma análise estratégica é possibilitada, pois um gestor de uma empresa pode, por exemplo, analisar a demanda futura com diferentes políticas de preço.

A construção deste trabalho foi iniciada com a análise do impacto da variação do preço na demanda. Primeiramente, foi escolhida uma série temporal com cuidado de forma a não se verificar grandes ruídos na curva de demanda causados por fatores externos ao preço. Além disso, foi preciso deflacionar a série de preço e dessazonalizar a série de demanda, para que a curva de elasticidade-preço da demanda fosse calculada de forma a proporcionar curvas ajustadas satisfatórias. Assim, posteriormente, o ajuste na curva de demanda foi realizado em função de um determinado preço, de forma a ter toda base de dados de demanda relacionados a um preço único. Este ajuste foi realizado com o auxílio da curva de elasticidade-preço da demanda. Em seguida, foi utilizada a curva de demanda ajustada como *input* nas séries temporais de demanda. Após a previsão, corrigiram-se os valores dos resultados em função da política de preço do período futuro. Conclui-se que com a utilização da curva ajustada, foi possível prever a demanda com mais precisão em comparação às previsões com a curva original em todos os modelos trabalhados.

Apesar da melhoria observada, é preciso ter cuidado ao utilizar o método, pois o desenvolvimento do cálculo da previsão é mais complexo. A “normalização” da curva compreende grande parte dos cálculos da análise preditiva, o que implica em um aumento do tempo para realizar a modelagem. Recomenda-se a utilização deste modelo quando análises estratégicas são fortemente desejadas e/ou quando existe a possibilidade de automatização do processo de normalização da curva.

Outros estudos podem ser realizados com ajustes desse tipo em diferentes métodos de séries temporais e com diferentes variáveis. O preço utilizado para a “normalização” é, também, um fator interessante para futuros trabalhos, pois ele pode impactar de diferentes formas os resultados no MAPE e R<sup>2</sup> ajustado.

Finalmente, este artigo é importante, pois fornece suporte às metodologias de séries temporais utilizando variáveis causais, e, sugere que é possível prever melhor a demanda com a união das ideias que norteiam os modelos de séries temporais e métodos causais, o passado e a causa respectivamente.

## 6. Referências

ALMEIDA, P. M. **Avaliação de ferramentas para análise de séries temporais e métodos de previsão**, Rio de Janeiro, 2008.

ANZANELLO, M.; LEMOS, F.; ECHEVESTE, M. Aprimorando produtos orientados ao consumidor utilizando Desdobramento da Função Qualidade (QFD) e previsão de demanda. **Produto & Produção**, vol. 10, n. 2, p. 01 – 27, 2009.

ARMSTRONG, J. *Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners*. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

ARMSTRONG, J. *Twenty five years of forecasting Findings from evidence-based forecasting: Methods for reducing forecast error*. **International Journal of Forecasting**, 22, p. 583–598, 2006.

ARMSTRONG, J.; COLLOPY, F.; YOKUM, J. T. *Decomposition by causal forces: a procedure for forecasting complex time series*. **International Journal of Forecasting**, 21, p. 25–36, 2005.

BACCI, L. A. **Combinação de métodos de séries temporais para previsão da demanda de café no Brasil**, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2007.

BATCHELOR, R.; DUA, P. *Forecaster diversity and the benefits of combining forecasts*. **Management Science**, Volume 41 Issue 1, pp. 68-75, 1995.

CASAGRANDE, L.; HOSS, O. Métodos de forecasting conjugado com um método qualitativo e um método com a média das previsões quantitativas e qualitativas. **Revista CAP**, vol. 4, n. 4, ano 4, p. 94 – 100, 2010.

CHATFIELD, C. *The future of time-series forecasting*. **International Journal of Forecasting**, 4, p. 411 – 419, 1988.

- CLEMEN, R. T. *Combining forecasts: a review and annotated bibliography*. *International Journal of Forecasting*, vol. 5, n. 4, p. 559 – 583, 1989.
- DE GOOIJER, J.G.; HYNDMAN R. J. *25 years of time series forecasting*. *International Journal of Forecasting*, 22, p. 443– 473, 2006.
- GOODWIN, P; FILDES, R.; LAWRENCE, M.; NIKOLOPOULOS, K. *The process of using a forecasting support system*. *International Journal of Forecasting*, v. 23, p. 391-404, 2007.
- LAWRENCE M.; GOODWIN, P.; O’CONNOR, M.; ÖNKAL, D. *Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years*. *International Journal of Forecasting*, v. 22, n. 3, p. 493 – 518, 2006.
- LIEBERMAN M.; HALL R *Microeconomia - Principios e Aplicações* São Paulo: Thomson Learning, INC, 2003.
- LOPES, L. L. “*Pattern, Pattern – who’s got the pattern?*” *Journal of Forecasting*, 2, p. 269 – 272, 1983.
- MAKRIDAKIS, S.; ANDERSEN, A.; CARBONE, R.; FILDES, R.; HIBON, M.; LEWANDOWSKI, R.; *The accuracy of extrapolation (time series) methods: results of a forecasting competition*. *Journal of Forecasting*, 1(2), p. 111–153, 1982.
- MAKRIDAKIS, S.; HIBON, M. *The M3-Competition: results, conclusions and implications*. *International Journal of Forecasting*, 16, p. 451–476, 2000.
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. *The handbook of forecasting: a manager’s guide*. Nova Iorque: John Wiley & Sons, Inc, 1982.
- MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P. *Administração da produção*. São Paulo: Saraiva, 1998.
- MENEGHINI, M.; ANZANELLO M. J.; **Ajuste de Previsão de Demanda Quantitativa com Base em Fatores Qualitativos: Estudo de Caso em um Restaurante Fast Food**, 2013.
- MONTGOMERY, D.; JOHNSON, L.; GARDINER, J. *Forecasting and time series analysis*. New York: McGraw-Hill, 1990.
- MOON, M. A.; MENTZER, J. T.; SMITH, C. D.; GARVER, M. S. *Seven keys to better forecasting*. *Business Horizons*, vol. 41, n. 5, p. 44 – 52, 1998.
- MOREIRA, D. M. **Administração da produção e operações**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2001.
- PELLEGRINI, F.; FOGLIATTO, F. *Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda – Técnicas e estudo de caso*. **Produção**, vol. 11, n. 1, p. 43 – 64, 2001.

RINGUEST, J. L.; TANG, K. *Simple rules for combining forecasts : some empirical results. Socio-Economic Planning Science*, vol. 21, n. 14, p. 239 – 243, 1987.

RITZMAN, L. P.; KRAJEWSKI, L. J. **Administração da Produção e Operações**. Tradução Roberto Galman. Revisão técnica Carlos Eduardo Mariano da Silva. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2004.

SEGURA, J.V.; VERCHER E. *A spreadsheet modeling approach to the Holt–Winters optimal forecasting* **European Journal of Operational Research**, p. 375–388, 2001.

SHABEER. S. **MICRO ECONOMICS I - Module III** – *Study Material For I Semester BA Economics* – University of Calicut – School of Distance Education, P. 74-94, 2011.

VOLLMANN, T.; BERRY, W.; WHYBARK, D.; JACOBS, F. **Sistemas de planejamento e controle da produção para o gerenciamento da cadeia de suprimentos**. Porto Alegre: Bookman, 2006.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. *Composed model to foresee demand through the integration of forecasts*. **Produção**, vol. 16, n. 3, p. 493-509, , 2006.

WOOLDRIDGE; JEFFREY M. **Introdução à econometria : uma abordagem moderna**, 2011.

## Anexo 1 – Tabela IPCA

Tabela IPCA		
Mês	Inflação	Inflação Acumulada
abr/14	0,67%	23,572%
mar/14	0,92%	22,75%
fev/14	0,69%	21,630%
jan/14	0,55%	20,80%
dez/13	0,92%	20,136%
nov/13	0,54%	19,04%
out/13	0,57%	18,402%
set/13	0,35%	17,73%
ago/13	0,24%	17,320%
jul/13	0,03%	17,04%
jun/13	0,26%	17,004%
mai/13	0,37%	16,70%
abr/13	0,55%	16,270%
mar/13	0,47%	15,63%
fev/13	0,60%	15,093%
jan/13	0,86%	14,41%
dez/12	0,79%	13,432%
nov/12	0,60%	12,54%
out/12	0,59%	11,871%
set/12	0,57%	11,22%
ago/12	0,41%	10,585%
jul/12	0,43%	10,13%
jun/12	0,08%	9,662%
mai/12	0,36%	9,57%
abr/12	0,64%	9,181%
mar/12	0,21%	8,49%
fev/12	0,45%	8,259%
jan/12	0,56%	7,77%
dez/11	0,50%	7,174%
nov/11	0,52%	6,64%
out/11	0,43%	6,089%
set/11	0,53%	5,63%
ago/11	0,37%	5,078%
jul/11	0,16%	4,69%
jun/11	0,15%	4,523%
mai/11	0,47%	4,37%
abr/11	0,77%	3,879%
mar/11	0,79%	3,08%
fev/11	0,80%	2,277%
jan/11	0,83%	1,47%
dez/10	0,63%	0,630%

Fonte: IBGE, 2014