

**ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE UMA FERRAMENTA DE AUXÍLIO À
TOMADA DE DECISÃO: PROGRAMAÇÃO DE MÉTODOS TRADICIONAIS DE
PREVISÃO PARA SÉRIES TEMPORAIS.**

Felipe da Rocha – Universidade Federal do Paraná – feliperocha567@gmail.com

Mariana Kleina – Universidade Federal do Paraná – marianakleina@ufpr.br

RESUMO

Diante do contexto de interatividade global e otimização de recursos inerentes ao processo produtivo, o objetivo principal desse artigo é relatar a evolução do desenvolvimento de uma ferramenta de auxílio à tomada de decisão que busque verificar o tipo de método de previsão de demanda que, com base no histórico dos cenários, retorne a melhor combinação de resultados. O objeto de decisão se tratando da técnica mais adequada para determinado comportamento dos dados se dará de modo comparativo entre os erros de previsão vinculados ao conjunto de observações. A escolha dos métodos a serem aplicados se deu através de dois critérios, aleatoriedade e tendência, descartando, então, situações de sazonalidade. Por fim, após a etapa de filtro, eles serão implementados e visualizados através de uma interface a ser desenvolvida em linguagem VBA (*Visual Basic for Applications*). O intuito da programação nesse momento refere-se a facilitar a aplicação dos métodos de previsão de dados para diferentes comportamentos e para horizontes distintos de previsão, sendo eles: anos, meses, dias, etc. Após o desenvolvimento dessa ferramenta, ter-se-á a chance de fazer replicações e ajustes conforme as performances da mesma, tendo assim, um auxílio para a tomada de decisão em empresas que busquem essa necessidade.

PALAVRAS – CHAVE

Previsão de Demanda, Métodos de Previsão, Demanda Real, Séries Temporais, Implementação Computacional.

INTRODUÇÃO

Com diferentes cenários instáveis frente a produção global e partindo do pressuposto de buscar a adequação com base nas flutuações do mercado, as empresas que não possuem uma

demanda de bens e serviços estabelecida, tendem cada vez mais a investir em pesquisa e desenvolvimento no intuito de alcançar uma produção de bens comerciáveis com a melhor otimização de insumos. Para isso, são necessários métodos de planejamento e ferramentas que possibilitem uma melhor precisão baseando-se nas decisões a serem tomadas. Essas decisões devem estar fundamentadas na melhor utilização de recursos com o objetivo de reduzir custos e desperdícios, porém com melhor produtividade. Armstrong (1983) relata que a eficiência organizacional seria melhorada se fosse possível antecipar os problemas futuros de modo a estabelecer planos de ação a priori em busca de solucionar os mesmos. Já Moon *et al.* (1998) possuem uma ideia semelhante ao afirmarem que a preocupação organizacional está se direcionando às instabilidades no setor econômico, em que o principal fator de suporte se dá por um planejamento prévio, cujos pressupostos busquem uma dinamização e flexibilização dos impactos a que estão sujeitos. Trazendo esse sentido para a programação e controle da produção, Armstrong (1988) ressalta que o desenvolvimento dos métodos de previsão de demanda sustenta grande parte do planejamento estratégico de uma empresa, sobre o qual não se é possível manter o controle das variáveis.

Uma parcela das empresas que buscam essa melhoria contínua (KAIZEN) é a indústria na área de manufatura que, na sua maior parte, tem o sistema de produção em massa como característico. O perfil desse sistema se baseia na ausência clara da demanda específica de seus produtos, e portanto, as empresas dessa estirpe usufruem de ferramentas para estimar tal fim, como é o caso dos Métodos Estatísticos de Previsão de Demanda. Makridakis *et al.* (1998) afirmam que técnicas de previsão de demanda são importantes no intuito de reforçar a expectativa relacionada a otimização dos recursos de produção. Para Gerber *et al.* (2013), essas técnicas servem de base para qualquer procedimento conjunto ao planejamento operacional e tático da empresa, sendo ele vinculado ao setor de vendas, fluxo de caixa ou até mesmo produção. Mancuso e Werner (2014) enfatizam o tema ao fazer uma relação entre previsão de demanda e a lucratividade, onde, segundo eles, quanto maior a precisão dos métodos aplicados, melhor o desempenho organizacional.

No decorrer desse material haverá uma descrição breve dos métodos selecionados para o desenvolvimento da ferramenta, bem como o critério atribuído para a seleção da melhor alternativa. Também será apresentada a interface da mesma e toda a sua estruturação desenvolvida em linguagem VBA (*Visual Basic for Application*) assim como algumas simulações com dados reais cujos objetivos se dão em prol da validação da metodologia aplicada.

1. REVISÃO DA LITERATURA

Um processo produtivo de bens e serviços é constituído basicamente de três etapas: entradas, transformação e saídas. Dessa forma, as entradas constituem-se dos insumos e recursos a eles inseridos; a transformação vincula-se às técnicas, métodos e planos de processamento; as saídas se dão pelo produto ou serviço final que deve estar de acordo com os anseios do cliente ou do executor do processo. Para chegar-se a algo satisfatório como resultado, os objetivos pré-estabelecidos devem estar de acordo com a estratégia da empresa e da sua capacidade instalada. Para Tubino (2009), o Planejamento e Controle da Produção (PCP) é tido como abrangente, e, portanto, ele está vinculado não só a estratégias mas também a movimentação de insumos, marketing, controle de estoques e a integração de funcionários. Já para Slack *et al.* (2002), o PCP é o gerenciamento das atividades produtivas, de modo a satisfazer, continuamente, a demanda dos consumidores.

Segundo Tubino (2009), há 5 etapas que estruturam um modelo de previsão. As mesmas estão sendo representadas pela Figura 2.

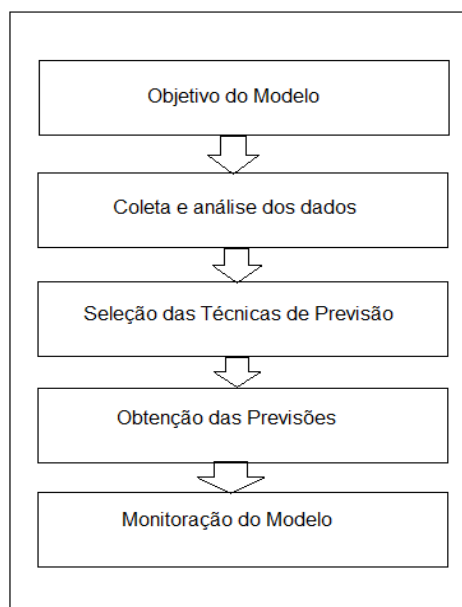


Figura 2: Etapas do modelo de previsão de demanda.

Fonte: Tubino (2009)

Assim, para se chegar a determinação e análise das previsões, é necessário a coleta dos dados bem como a obtenção das previsões para os períodos estudados que, conseqüentemente, darão suporte na escolha da melhor opção conforme as características do modelo. O critério de decisão da melhor alternativa se dará de forma comparativa entre os erros de cada método aplicado (Werner e Ribeiro, 2006).

1.1 Séries Temporais

Uma empresa com sistema de produção em massa necessita de ferramentas para estimar a demanda do produto a ser manufaturado. Essas ferramentas são baseadas em métodos de previsão que, por meio de cálculos estatísticos, estimam a demanda prevista em períodos vindouros. A entrada desses métodos se atribui a um histórico de demandas, onde muitas vezes esses produtos estão sujeitos a influência de um fator aleatório e portanto apresentam demandas irregulares. Quando isso acontece, classifica-se o produto como oriundo de “Séries Temporais”. Segundo Morretin e Tolo (1987), uma série temporal é qualquer conjunto de informações ordenadas no tempo. De maneira similar, Ehlers (2007) descreve uma série temporal como o resumo de observações elaboradas no decorrer de um período cronológico estabelecido. Já com relação ao objetivo das séries temporais, Granger (1988) o define como sendo a realização de inferências sobre as propriedades ou características básicas do mecanismo gerador do processo estocástico das observações da série. Para Pires (2001), as séries temporais podem ser classificadas em 4 etapas: descrição, modelação, previsão e controle.

Enquanto que a etapa de descrição se resume na análise de métodos estatísticos e da utilização dos dados através da representação gráfica em busca de uma maior visibilidade, a etapa de modelação refere-se a estimação parâmetros da série para aplicação do método. Com relação a previsão, são referidas a aplicação das técnicas e a estimação dos valores futuros baseados na sua previsão embutida. Por fim, o controle consiste no monitoramento da série mantendo uma autoridade sobre as características e influência do sistema.

2. METODOLOGIA

Os métodos que dão origem a modelos de previsão podem se dividir entre quantitativos e qualitativos, entretanto, para análise das séries temporais, os quantitativos são os mais utilizados por razões de precisão, facilidade e confiabilidade. Além disso, métodos qualitativos para produtos com característica de séries temporais tendem a ser mais subjetivos (Montgomery *et al.*, 1990). Caniato *et al.* apud Almeida *et al.* (2016) ressaltam que os métodos qualitativos de previsão de demanda devem ser utilizados quando não se existe um histórico de dados e mesmo assim seja necessário elaborar uma previsão para os próximos n períodos posteriores. Situações em que técnicas qualitativas são utilizadas se referem a ocasiões em que um produto está sendo lançado no mercado, por exemplo. Já com relação aos modelos quantitativos de previsão de demanda com características estatísticas, os mesmos são

utilizados em situações que já se possui um histórico de dados no quais esses são utilizados para sustentação e fundamentação da metodologia existente.

Durante o processo de desenvolvimento dos modelos de previsão de demanda, duas situações devem ser consideradas, a etapa de ajuste e de fato as previsões a serem usadas. Alguns autores assim como Meneghini e Anzanello (2015) utilizam de porcentagens para validar as duas situações, onde em média 80% das observações são utilizadas no fator de treino e 20% vinculam-se ao teste. No presente material, o critério utilizado foi de 100% das observações reais a serem utilizadas para validação do método. Com relação a previsão, vai-se prever apenas para 1 período a frente do histórico de observações, evitando desgaste operacional dos métodos e evitando, também, um grande impacto nos erros de previsão oriundo de penalizações com base nos comportamentos das observações.

2.1 Erros de Previsão

Situações de incertezas na estimativa de saídas dos produtos nas empresas são recorrentes, logo, o auxílio da previsão de demanda vem de encontro com a melhor confiabilidade do sistema. Para Makridakis *et al.* (1998), a realização da previsão de demanda é necessária na determinação dos recursos para a empresa. Em busca de solucionar as incoerências de estimativas de demandas para organizações cujo processo produtivo se dá de forma contínua, são elaborados métodos que possam auxiliar nessas estimativas porém com maior rigor e confiabilidade. Esses métodos são constituintes de erros, e, portanto, a escolha da melhor metodologia para um determinado processo é a que possuir o menor erro absoluto agregado. Pellegrini e Fogliatto (2001) definem três tipos de erros para análises de resultados relacionados a previsão de demanda. Os mesmos estão representados na Figura 1. Para fins de interpretação, Y_i se refere a demanda real e \hat{Y} a demanda prevista, já n se refere ao horizonte de planejamento.

Medida	Sigla	Equação
Erro quadrático médio	EQM	$EQM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$
Média absoluta dos erros	MAE	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \hat{Y}_i $
Média absoluta percentual dos erros	MAPE	$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right $

Figura 1: Tipos de erros para previsões de demanda.

Fonte: Almeida *et al.* (2016) (Adaptado de Pellegrini e Fogliatto (2001))

Entretanto, dentre os tipos de erros apresentados na Figura 1, será usada uma adaptação do Erro Quadrado Médio, muito utilizado em operações logísticas, conhecido como Erro Padrão Médio cuja formula está sendo representada na Equação 1.

$$\varepsilon_t = \sqrt{\frac{(R_{t+1} - P_{t+1})^2}{(n - 1)}} \quad (1)$$

Em que:

- R_{t+1} : Demanda Real no período $t+1$;
- P_{t+1} : Demanda Prevista no período $t+1$;
- t : Período correspondente;
- n : Número de períodos a serem previstos.

Considera-se no cálculo a partir da demanda real para $t+1$ visto que, em alguns métodos de previsão, não se é possível manter uma demanda prevista logo no primeiro período. Para fins de confiabilidade no cálculo do erro padrão, passou-se a considerar então, a partir do período seguinte.

A medida que as previsões vão sendo elaboradas, à mesma instância vão sendo gerados erros a essas previsões embutidas. Por esse motivo, serão apresentados, juntamente aos resultados, os erros de previsão gerados nessas estimativas.

2.2 Médias Móveis

O método chamado médias móveis é formado por médias aritméticas de n observações. Para tanto, a previsão se dará através da escolha de n pelo aplicador da metodologia. Para Tubino (2009), o método das médias móveis utiliza de dados de um número determinado de períodos, onde normalmente são usados os mais recentes para gerar sua previsão. A Equação 2 explicita o cálculo de previsão para os i próximos períodos:

$$P_n^{(i+n)} = \frac{1}{n}(R_i + R_{i+1} + R_{i+2} + \dots + R_n) \quad (2)$$

Onde:

- n : fator determinante de média das observações;

- $P_n^{(i+n)}$: Previsão de Demanda para as próximas i previsões a partir de n ;
- R_i : Demanda Real no período i .

A variável i muda de acordo com o número de previsões que se pretende realizar. A demanda prevista segue até alcançar o último valor possível de i . A partir daí, ter-se-á as previsões de demanda para o período estimado. O cálculo desenvolvido pela Equação 2 deve ser feito a medida que a variável i muda, ou seja, para cada grupo de n observações de i , sendo ele variando conforme o número de observações que se pretende almejar, tem-se uma previsão.

2.3 Suavização Exponencial Simples

Esse método é constituído da atribuição de pesos que podem ser relativos conforme a execução do aplicador do modelo. Becker (2010) definiu essa metodologia como sendo basicamente uma média ponderada de valores que atribui pesos maiores a observações mais recentes. Pellegrini e Fogliatto (2001) afirmam que os modelos de suavização exponencial são utilizados para a previsão de demanda devido a simplicidade e facilidade de aplicação do método. No caso prático, serão usados valores diversos de uma distribuição uniforme, sendo esses valores internos a um intervalo entre 0 e 1, cuja taxa de variabilidade se dá em 0,1. A base de cálculo da técnica de Suavização Exponencial Simples, ainda segundo Pellegrini e Fogliatto (2001), está exposta conforme a Equação 3:

$$P_{i+1} = \alpha * R_i + (1 - \alpha) * P_i \quad (3)$$

Em que:

- P_{i+1} : Valor Previsto baseado no índice i ;
- α : Peso atribuído ao modelo com variação de 0,1 no intervalo de 0 a 1;
- R_i : Valor Real da demanda no instante i .

Observações para a realização do método:

- O P_i para $i = 1$ será a cópia da observação R_i ;
- Os valores de i devem variar de 1 até o número de observações disponíveis;

- A Equação 3 passa a ser desenvolvida para $i = 1$.

2.4 Suavização Exponencial Dupla (Brown)

O método de Brown ou Suavização Exponencial Dupla é um modelo para séries com tendências baseado em criar pesos diferentes de modo a amortecer o desempenho das previsões. Para Santos (2003), a concepção dessa metodologia se dá de modo que o presente método seja a aplicação repetida do modelo de suavização exponencial simples e utilizando do mesmo parâmetro de suavização α . Os parâmetros de execução se dão através do Primeiro Amortecimento (Equação 4), Segundo Amortecimento (Equação 5), Diferença entre os Amortecimentos (Equação 6), Fator de Ajuste Adicional (Equação 7) e Demanda Prevista (Equação 8) em função dos p próximos períodos a partir de i , onde i é sempre o período anterior a p nos momentos de ajuste e fixo ao cálculo na última observação, onde começa a ocorrer de fato as previsões. As equações desse modelo são as seguintes:

$$A_i = \alpha * R_i + (1 - \alpha) * A_{i-1} \quad (4)$$

$$A'_i = \alpha * A_i + (1 - \alpha) * A_{i-1} \quad (5)$$

$$a_i = 2 * A_i - A'_i \quad (6)$$

$$b_i = \frac{\alpha}{1-\alpha} (A_i - A'_i) \quad (7)$$

$$P_{i+p} = a_i + b_i * p \quad (8)$$

Onde:

- α : Pesos atribuídos para desenvolvimento do método;
- R_i : Valor real no período i ;
- A_i : Referente ao cálculo do primeiro amortecimento;
- A'_i : Referente ao cálculo do segundo amortecimento;
- a_i : Diferença de amortecimentos;
- P_{i+p} : Previsão das observações;

- p : Números de períodos futuros a serem previstos.

Quanto ao cálculo dos valores iniciais, tem-se algumas premissas a serem seguidas. Para essas estimativas, foi necessário a execução de um novo método de equação, em que, o modo escolhido se deu pela reta de Tendência. Nela, basicamente se tem o cálculo da equação da reta, onde a_0 e b_0 são os coeficientes lineares e angulares, respectivamente. Para Medeiros e Bianchi (2009), o cálculo desses coeficientes tem o papel de minimizar os desvios quadrados baseando-se nas respectivas observações agregadas a eles. As fórmulas utilizadas para o cálculo dos mesmos através da Equação de Tendência estão sendo representadas pelas Equações 9 e 10 a seguir. Na sequência, tem-se os complementos iniciais para os Amortecimentos 1 e 2, evidenciados pelas Equações 11 e 12:

$$b_0 = \frac{(total * (\sum_{i=1}^{total} R_i * i) - (\sum_{i=1}^{total} i * \sum_{i=1}^{total} R_i))}{(total * \sum_{i=1}^{total} R_i^2 - \sum_{i=1}^{total} i)} \quad (9)$$

$$a_0 = \frac{(\sum_{i=1}^{total} R_i - b_0 * \sum_{i=1}^{total} i)}{total} \quad (10)$$

$$A_0 = a_0 - (1 - \alpha/\alpha) * b_0 \quad (11)$$

$$A'_0 = a_0 - 2 * (1 - \alpha/\alpha) * b_0 \quad (12)$$

Das variáveis:

- a_0 : Coeficiente linear de regressão dos valores da série (variável dependente) pelos números dos períodos (variável independente);
- b_0 : Coeficiente angular da regressão dos valores da série (variável dependente) pelos números dos períodos (variável independente).
- $total$: Número de observações

2.5 Método de Holt

O método de Holt para séries temporais é melhor aplicado quando o diagrama de demandas apresentar características que evidenciem uma tendência linear. Com esse perfil, é possível determinar, mais facilmente, a taxa de crescimento ou decrescimento da série, além de representar a ideia de suavização da curva de demandas por meio das constantes de

suavização (α e β) e da estimativa de nível. Essas constantes de suavização são formadas através de estimativas de valores, sendo eles internos a um intervalo entre 0 e 1 e que variem a uma taxa de 0,01. Conforme Armstrong (2001), o modelo é constituído de basicamente três equações, sendo elas de Nível (Equação 13), Tendência (Equação 14) e Previsão (Equação 15).

$$L_i = \alpha * Z_i + (1 - \alpha) * (L_{i-1} + T_{i-1}) \quad (13)$$

$$T_i = \beta * (L_i - L_{i-1}) + (1 - \beta) * T_{i-1} \quad (14)$$

$$Z_{i+k} = L_i + k * T_i \quad (15)$$

No qual:

- L_i : Nível no instante i ;
- T_i : Tendência no instante i ;
- Z_{i+k} : Previsão para os próximos k períodos a partir do instante i .

Vale ressaltar que assim como no método de Amortização Exponencial Dupla, tem-se um primeiro momento de ajuste em que o valor de k se refere a uma unidade posterior a de i , visto que o método utiliza-se das informações vigentes para se prever o próximo período, dessa forma, o valor de k é sempre 1. Assim que o fator de ajuste acaba, ou seja, quando i for igual a *total*, deve-se utilizar as informações referentes ao último valor de nível e tendência para se prever os próximos períodos, tendo então um k variável conforme as necessidades de informações do operador. No artigo em questão, só se previu para 1 período posterior ao ajuste, utilizando do pressuposto de que, ao decorrer que as previsões vão sendo executadas, os erros vão sendo acumulados, gerando assim, grandes déficits nos resultados.

Para a total realização do Método de Holt, são necessários alguns valores iniciais. Segundo Pellegrini e Fogliatto (2001), esses valores iniciais serão estimados da seguinte forma:

- L_0 é igualado ao primeiro valor observado na série temporal;
- T_0 é considerado zero pois não há uma precisão de certeza de tendência no início do método.

Os valores das constantes α e β são estimados de modo a alcançar a combinação com a menor soma de quadrados possível e assim penalizar o erro final.

3. DISCUSSÕES E RESULTADOS

A análise dos métodos até então possibilitou na conjuntura e no levantamento dos pontos a serem seguidos em busca de um concreto desenvolvimento dos mesmos. A partir de então, foi elaborado um quadro de modo a deixar sucinto os parâmetros a serem inseridos para cada método de previsão no intuito de tornar a programação mais clara e precisa ao usuário. Essa relação está explicitada no Quadro 1.

Métodos	Parâmetros			
	Demanda Real	α	B	N
Amortização Exponencial Simples (AES)	Inserido	Calculado	Não se Aplica	Não se Aplica
Médias Móveis	Inserido	Não se Aplica	Não se Aplica	Inserido
Amortização Exponencial Dupla (AED)	Inserido	Calculado	Não se Aplica	Não se Aplica
Holt	Inserido	Calculado	Calculado	Não se Aplica

Quadro1: Relação Método x Parâmetros

Fonte: O Autor (2016)

A partir de então, é possível perceber, conforme o quadro 1 que, para parâmetros de um modo geral, é necessário apenas mostrar os valores de observações reais. Partindo para uma segmentação de cada modelo, temos que o fator de média no método de médias móveis também deve ser apontado para fins de execução do mesmo. Outro ponto a se considerar é que o projeto foi desenvolvido de modo a apresentar os valores de α e β oriundos da melhor combinação de resultados, onde o fator de decisão se dá através do menor erro padrão para cada método. Vale ainda reforçar que, a ferramenta e o processo metodológico trazem como resultados o ajuste das previsões com o mesmo número de observações, onde será possível calcular o erro relacionado, e a previsão para apenas 1 período a frente. Com os recursos desenvolvidos, também seria possível calcular as previsões para um horizonte maior porém isso não foi considerado tendo como ênfase o desgaste do modelo, fazendo com que o mesmo perca confiabilidade ao longo dos procedimentos.

3.1 Interface

Com base nos créditos explícitos no início da seção, foi criada a interface do *software* cujos resultados serão apresentados. Os requisitos em análise se referiam em mostrar uma ferramenta gráfica que pudesse transparecer o comportamento das previsões frente aos dados reais além de mostrar um comparativo dos valores dos erros calculados, tornando tudo mais didático ao usuário favorecendo à tomada de decisão como um todo. O *layout* final está sendo representado pelas Figura 3 e 4.

	A	B	C	D	E	F
1	Dados Básicos	Médias Móveis	Am. Exp. Simples	Am. Exp. Dupla	Holt	
2	Dem. Real	Dem Prevista	Dem Prevista	Dem Prevista	Dem Prevista	
3						
4						
5						
6						
7						
8						
9						
10						
11						
12						
13						
14						
15						
16						
17						
18						
19	1					
20						
21						
22						

Figura 3: Interface *software* – Metodologia aplicada a previsão de demanda – Parte 1

Fonte: O Autor (2016)

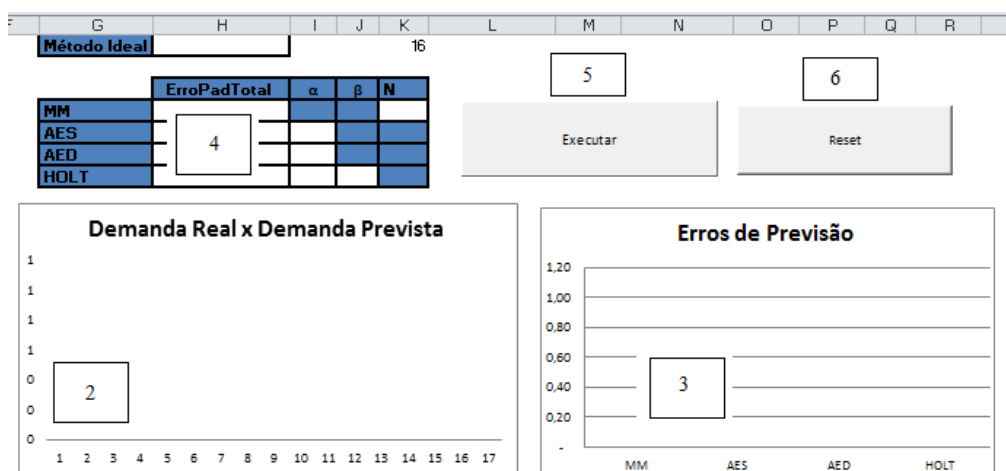


Figura 4: Interface *software* – Metodologia aplicada a previsão de demanda – Parte 2

Fonte: O Autor (2016)

Na interface representada pelas Figuras 3 e 4, temos campos que ditarão a política de resultados no momento de execução. No quadro representado pelo número 1 há 5 colunas, em que apenas na primeira, deverão ser inseridos os dados. Nas colunas seguintes, os valores serão levantados automaticamente no momento de execução do software com base na melhor combinação de dados. Já no número 2, tem-se um espaço direcionado a representação gráfica da demanda real juntamente com a demanda prevista que melhor se encaixar na combinação dos parâmetros de cada método. De modo similar, no campo 3, temos um comparativo de erros de cada método atribuído conforme a execução da ferramenta. Além disso, os mesmos dados plotados no espaço 3 combinados com os parâmetros de inicialização e desenvolvimento de cada método (N , α , β) estarão sendo representados na tabela evidenciada pelo número 4. No desenvolvimento da interface também levou-se em consideração 2 botões de execução (campos 5 e 6). Enquanto que o primeiro realiza a aplicação da metodologia, o outro se caracteriza por elaborar a limpeza dos dados, deixando a ferramenta limpa para uma nova inicialização. Essa estruturação se fez necessária partindo da ideia de dinamização da matriz e simplicidade para o executor do dispositivo.

3.1 Simulação 1 – Produto1

Iniciando as simulações por uma peça oriunda de uma empresa vinculada ao varejo de produtos para Home Center, foi sugerido a utilização dos dados de demanda de um produto com grande performance entre janeiro de 2016 e setembro de 2016. Assim, poder-se-ia utilizar o *software* em questão para prever os reflexos de vendas em outubro/2016. Com relação ao produto escolhido, o mesmo trata-se de um vaso sanitário do tipo monobloco, cujo desempenho vem sendo destacada significativamente ao longo dos períodos a que o mesmo é sucedido a campanhas na loja supracitada. A Figura 6 representa a peça utilizada como base nos testes do projeto até então.



Figura 5: Vaso sanitário com caixa acoplada

Fonte: Madeiramadeira (2016)

Partindo então do pressuposto da Simulação 1, foi feito um levantamento referente a previsão de demanda do produto divulgado nessa seção para níveis de comparação com base no registro disponibilizado pela empresa. Esse levantamento segue na Figura 7:

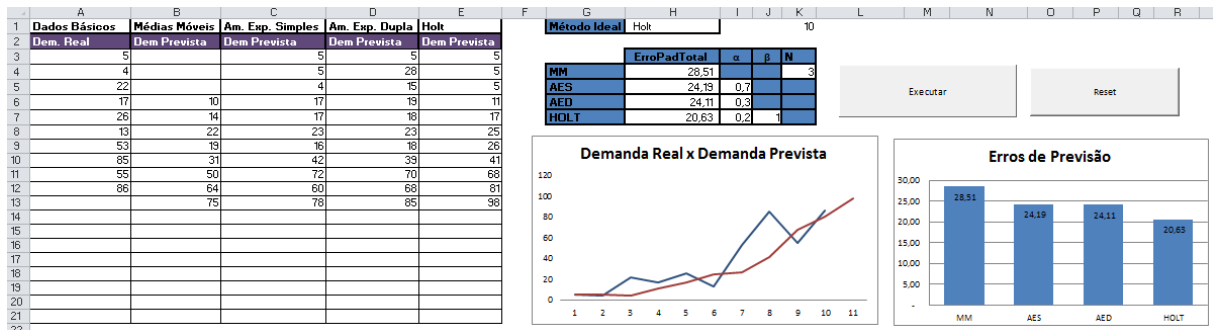


Figura 6: Previsão de vendas – 10/2016 – Produto 1

Fonte: O Autor (2016)

Conforme os resultados acima, foi observado que o método que melhor refletiu as observações é o Método de Holt, isso pois assim como o gráfico demonstra, as demandas tiveram um aspecto tendencial conforme os períodos foram passando. O valor de previsão retornado para Outubro é de 98 peças contra 86 do disponibilizado pela empresa, uma diferença de aproximadamente 14% entre as visualizações. Quanto aos parâmetros, temos que a melhor combinação se deu quando o α resultou em 0,2 e β em 1.

3.2 Simulação 1 – Produto 2

Seguindo o mesmo perfil das simulações anteriores, foi feito mais um teste, porém agora referente a um Conjunto de sala de jantar vinculado a mesma loja citada como referência na seção anterior. A imagem do produto segue conforme Figura 8. De maneira análoga a elaborada com o vaso sanitário, tem-se os resultados apresentados na Figura 9.



Figura 7: Conjunto sala de jantar com mesa e 6 cadeiras

Fonte: Madeiramadeira (2016)

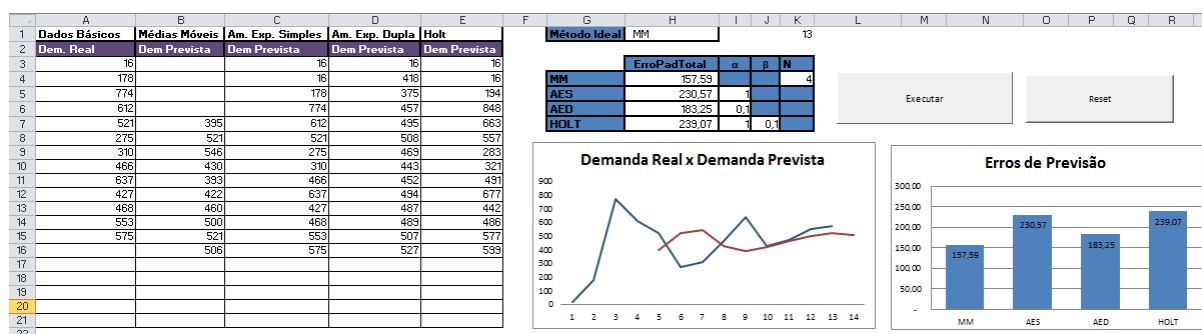


Figura 8: Previsão de vendas – 10/2016 – Produto 2

Fonte: O Autor (2016)

Com base na análise dos resultados do Produto 2, é possível perceber que o melhor método para tal comportamento de observações se deu pelo Médias Móveis, onde chegou-se a 506 unidades de previsão para o mês seguinte. A base de demanda real inicia-se em setembro de 2015 e termina no mesmo período de 2016. Um fator a se considerar, é que o fator de médias de melhor perspectiva se deu com n igual a 4. Baseando-se então, no banco de dados disponibilizado pela empresa, cujo valor é de 496 unidades, observa-se uma diferença de 10 peças entre o real e o previsto, uma porcentagem de pouco mais de 2%.

3.3 Simulação 2 - Petrobrás

Trazendo a funcionalidade do projeto para outros setores e partindo do pressuposto, ainda, que o material desenvolvido não se encaixa apenas a indústria mas também a empresas vinculadas a serviços, fez-se algumas simulações com as informações de um balanço financeiro da Petrobras (2016). Nesse teste, utilizou-se as informações relacionadas a estoques durante o período de 03/2012 até 06/2016, onde se previu para o próximo período, que segundo os dados reais, estavam variando a uma taxa trimestral (vide Anexo). Assim, seria possível observar o valor que o método de previsão, melhor adequado as observações, resultaria e então poder-se-ia comparar com o valor resultante oriundo da própria serie de dados para o mesmo período. Nessa simulação, usou-se os dados entre 03/2013 e 06/2016, tendo uma previsão para 09/2016. A Figura 4 demonstra o processo simplificado dos resultados obtidos.

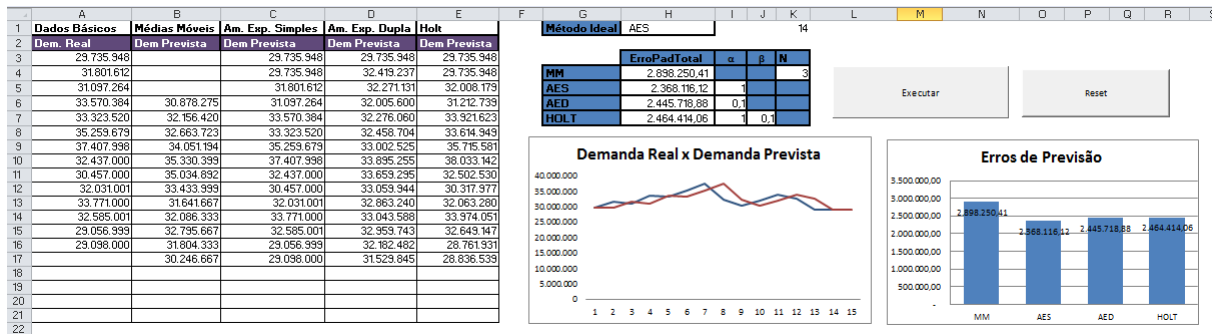


Figura 9: Previsão para estoques Petrobrás – 09/2016

Fonte: O Autor (2016)

Analisando a Figura 4, é possível perceber que o método que melhor se adequa ao comportamento da série temporal é a Amortização Exponencial Simples cujo α de retorno possui resultado 1 e a previsão resultada se deu por 29.098,00. Comparando com o resultado real de 28.508,00, pode-se chegar a conclusão que a diferença entre os resultados é de pouco mais de 2,06%.

Partindo do mesmo pressuposto e do mesmo arquivo, fez-se a mesma simulação porém agora com dados vinculados ao patrimônio líquido da empresa. Os resultados seguem conforme Figura 5.

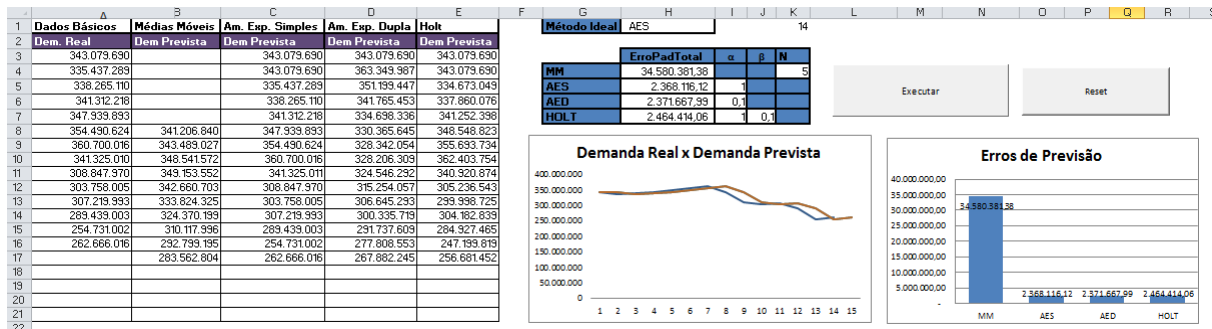


Figura 10: Previsão para patrimônio líquido Petrobrás – 09/2016

Fonte: O Autor(2016)

Nessa simulação tem-se um retorno similar com o mesmo método de resultado da situação anterior. Para fins de comparação, o resultado real é de 271.394.996 contra 262.666.016, uma diferença de 3,32%.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

No decorrer do desenvolvimento do projeto, houve algumas inferências que possibilitaram em ajustes no mesmo. Primeiramente, foi avaliado e pesquisado a melhor metodologia que expressasse o objetivo definido inicialmente. A partir de então, o estudo da

mesma passou a ser vinculado a linguagem de programação, que por sua vez, constituía-se como parte no escopo inicial em busca de consolidar uma ferramenta que fosse capaz de refletir um auxílio à tomada de decisão em empresas que tenham a necessidade de previsão de demanda vinculados ao seu planejamento. Constituída a etapa de planejamento de todo o conteúdo relacionado a metodologia e implementação da ferramenta, se fez necessária a validação dos métodos através de simulações com observações definidas empiricamente. Em seguida, as mudanças referidas se deram na estrutura de apresentação dos resultados, cuja iniciativa foi buscar simplicidade e dinamismo ao possível operador do *software*. Uma das principais mudanças elaboradas se refere a redução do número de métodos impostos na metodologia de 6 para 4. O planejamento inicial incluía também demandas com comportamentos sazonais estimados por métodos de Holt-Winters, entretanto foram descartados nesse artigo inicial, podendo ser retomados nas próximas pesquisas. Toda a interface bem como as inferências tomadas ao longo do desenvolvimento o material foi sendo relatado ao longo desse artigo.

A expectativa é que essa ferramenta possa cumprir seu projeto inicial de auxiliar na tomada de decisão em indústrias ou até mesmo em companhias relacionadas a serviços que possam ver utilidade na mesma. Outro ponto a se considerar é que, por decisão do autor, todo o desenvolvimento do mecanismo de previsão assim como o material de descrição tratado nesse artigo, se destinará também a universidade para fins acadêmicos de incentivo a pesquisa e ensino como um todo.

Armstrong, J. S. (2001). *Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners*. Philadelphia: Springer.

Becker, M. H. (2010). *Modelos para previsão em séries temporais: uma aplicação para a taxa de desemprego na região metropolitana de Porto Alegre (Dissertação de graduação)*. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

Caniato, F.; Kalchschmidt, M.; Ronchi, S. (2011) Integrating quantitative and qualitative forecasting approaches: organizational learning in an action research case. *Journal of the Operational Research Society*, v. 62, 413–424. <http://link.springer.com/article/10.1057%2Fjors.2010.142>

Ehlers, R. S. (2007). *Análise de séries temporais*. Edição 4. Recuperado em 15 de outubro de 2016, de <http://conteudo.icmc.usp.br/pessoas/ehlers/stemp/stemp.pdf>.

Gerber, J. Z.; Miranda, R. G.; Bornia, A. C.; Freires, F. G. M. (2013). Organização de referenciais teóricos sobre diagnóstico para a previsão de demanda. *Revista Eletrônica de Gestão Organizacional*, v. 11, n. 1, 160 – 185. <http://www.revista.ufpe.br/gestaoorg/index.php/gestao/article/view/489>

Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1988). Forecasting Economic Time Series. *Journal of the American Statistical Association*, v. 83, n. 402, 574.

Madeiramadeira (2016). O Maior Home Center da Internet. Recuperado em 04 de novembro, de 2016, de <https://www.madeiramadeira.com.br/>

Makridakis, S.; Wheelwright, S.; Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting methods and applications*. 3. ed. New York: John Wiley & Sons.

Mancuso, A. C. B., & Werner, L. (2014). Estudo dos métodos de previsão de demanda aplicado em uma empresa de auditorias médicas. *Revista Ingenieria Industrial, Concepcion/Chile*. v. 13(1), 99 - 111. <http://revistas.ubiobio.cl/index.php/RI/article/view/6/6>

Medeiros, F. S. B., & Bianchi, R. C. (2009). A aplicação do método regressão linear simples na demanda de produtos sazonais: um estudo de caso. *Disciplinarum Scientia*, v. 5, n. 1, 35-53. <http://www.periodicos.unifra.br/index.php/disciplinarumSA/article/view/1493>

Meneghini, M., & Anzanello, M. J. (2015). Ajuste de previsão de demanda quantitativa com base em fatores qualitativos: estudo de caso em um restaurant fast food. Recuperado em 22 de

outubro de 2016, de
<https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/97384/000920335.pdf?sequence=1>

Montgomery, D.; Johnson, L.; Gardiner, J. (1990). *Forecasting and Time Series Analysis*. New York: McGraw-Hill.

Moon, M.; Mentzer, J.; Smith, C.; Garver M. (1998). Seven Keys to Better Forecasting. *Business Horizons*. V. 41, n. 5, 44 - 52.
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.487.1621&rep=rep1&type=pdf>

Morretin, P. A., & Toloí, C. M. C. (1987). *Previsão de séries temporais* (2 ed.) São Paulo: Atual.

Pellegrini, F. R., & Fogliatto, F. S. (2001). Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda - Técnicas de estudo de caso. *Revista Produção*, v. 11.
<http://www.scielo.br/pdf/prod/v11n1/v11n1a04.pdf>

-Petrobrás. *Balanco Financeiro Petrobrás* (2016). Recuperado em 28 de outubro de 2016, de <http://fundamentus.com.br/balancos.php?papel=PETR4&tipo=1>

-Pires, A. P. (2001). *Notas de séries temporais*. Recuperado em 24 de setembro de 2016, de <https://www.math.tecnico.ulisboa.pt/~apacheco/CML/Notas.pdf>

-Santos, A. V. (2003). *Análise de modelos de séries temporais para a previsão mensal do imposto de renda* (Dissertação de Mestrado). Universidade Federal do Ceará, Ceará.

-Slack, N.; Chambers, S.; Johnston, R. (2002). *Administração da produção*. Tradução de Oliveira, M. T. C.; Alher, F.; Revisão técnica de Corrêa, H. L.; (2 ed. p. 747). São Paulo: Atlas.

-Tubino F. T. (2009). *Planejamento e controle da produção* (2 ed). São Paulo: Atlas.

-Werner, L., & Ribeiro, J. L. D. (2006). Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. *Produção*, v. 16, n. 3, 493-509.
<http://www.scielo.br/pdf/prod/v16n3/a11v16n3.pdf>.

TITTLE

Analysis and development of an inherent tool to decision making: programming traditional forecasting methods for time series.

ABSTRACT

The main goal of this paper is to develop a tool that is inherent to decision making and that seeks to verify the best type of forecasting method that, based on the analysis of previous observations, is adapted to the behaviors of these. In order to be successful in choosing the best technique, some inferences must be considered, as it is the case of forecasting errors that will also be presented throughout this paper. The choice of the methods to be applied was based on criteria which randomness and trend were considered, discarding seasonality situations. Finally, after the filtering step, the method will be implemented and visualized through an interface to be developed in Visual Basic for Applications (VBA) language. The purpose of programming in this regard is to facilitate the application of data prediction methods for different behaviors and for different forecast horizons, such as: years, months, days, etc. After the development of this tool, it will be possible to make replications and adjustments according to the performance of the tool, thus, an aid to decision making in companies that seek these techniques.

KEY – WORDS

Forecast of Demand, Forecasting Methods, Real Demand, Time Series, Computacional Implementation