

Previsão da demanda: Uma aplicação do método Holt Winters em uma indústria têxtil de médio porte

Diego Milnitz

Doutor em Engenharia de Produção

Instituição: Universidade Federal do Paraná (UFPR)

E-mail: Diego.milnitz@UFPR.br

Jamur Johnas Marchi

Doutor em Engenharia de Produção

Instituição: Universidade Federal de Santa Catarina

E-mail: jamur.marchi@unipampa.edu.br

Robert Wayne Samohyl

Doutor em Engenharia de Produção

Instituição: Universidade Federal de Santa Catarina

E-mail: samohyl@deps.ufsc.br

RESUMO

A previsão de demanda é um processo fundamental para apoiar decisões estratégicas e operacionais em empresas industriais, especialmente em setores sazonais como o têxtil. Este artigo tem como objetivo avaliar a aplicação do método de Holt-Winters aditivo em uma indústria têxtil de médio porte localizada em Santa Catarina, considerando a previsão como um processo dinâmico que exige avaliação contínua, tratamento de dados e ajustes periódicos. A pesquisa foi desenvolvida a partir de uma série temporal mensal da produção de vestuário infantil entre 2008 e 2011, empregando inicialmente a decomposição clássica para identificação de tendência e sazonalidade, seguida pela aplicação do modelo Holt-Winters. A qualidade das previsões foi medida por meio do erro percentual absoluto médio (5,97%) e da estatística U de Theil (0,346), indicando aderência satisfatória do modelo. Contudo, foram identificados outliers nos meses de novembro e dezembro de 2010, associados a atrasos no fornecimento de matéria-prima, que distorceram os resultados. Após o tratamento desses dados, os indicadores de desempenho melhoraram significativamente, com redução do erro médio para 5,08% e U de Theil de 0,312. Esses achados reforçam a importância de compreender a previsão como processo iterativo, que depende tanto da escolha do modelo quanto da qualidade e consistência das informações utilizadas. Como contribuição, o estudo evidencia a aplicabilidade do método Holt-Winters ao setor têxtil, ressalta a relevância do tratamento de anomalias e sugere a integração futura de abordagens híbridas e digitais para aumentar a confiabilidade e apoiar práticas de planejamento alinhadas aos princípios da Indústria 4.0.

Palavras-chave: Previsão de Demanda. Holt-Winters. Outliers. Indústria Têxtil. Séries Temporais.

1 INTRODUÇÃO

Realizar previsões tem sido um desafio cada vez maior para as empresas que desejam ser competitivas. O mérito da boa previsão talvez esteja em suavizar as turbulências do mercado fornecendo um horizonte um pouco mais seguro para a tomada de decisão empresarial. Para Hill (1994) a existência de um processo de previsão de demanda, permite que as estratégias de produção sejam satisfatoriamente

operacionalizadas. Entretanto, muitas empresas ainda não possuem um método estruturado e organizado para realizar previsão. Ao invés disto, existe inclusive certa desconfiança no meio empresarial quanto o assunto é previsão. Alguns dos fatores que contribuem para tal problemática são as questões de poder e política que envolve o ambiente empresarial, ou mesmo o pouco conhecimento de métodos de previsão eficazes que produzem julgamentos equivocados (SAMOHYL, *et al.* 2008).

Um destes aparentes equívocos pode ser percebido quando a previsão falha e vai se tornando desacreditada na empresa. Ao menos três pontos devem ser considerados: primeiro, ocorre que previsões não são feitas para acertar, elas apenas indicam possibilidades, que são baseadas na análise do comportamento de dados passados. Neste sentido, a previsão é mais bem empregada quando seus números são analisados não de maneira isolada, mas também considerando seu contexto. Outro ponto a ser considerado é que os modelos de previsão precisam ser avaliados e melhorados continuamente através de métodos de medida do erro de previsão. Com estas medidas, o modelo pode ser ajustado, tornando-se adaptável conforme as mudanças que vão ocorrendo na empresa. (SAMOHYL, *et al.* 2008). O terceiro ponto, é que a qualidade da série de dados também pode ter problemas, por diversas razões que vão desde um erro de digitação até um atraso na entrega de algum produto. Quando isto ocorre, geralmente, os modelos de previsão não conseguem dar conta em explicar ou tratar tal dado.

Este artigo visa contribuir para o melhor entendimento destes três pontos através da aplicação de um modelo de previsão de demanda como um processo empresarial em uma empresa do setor têxtil situada no estado de Santa Catarina. Para este estudo, tomou-se uma série de dados que representa a produção mensal de peças do segmento infantil dessa empresa. Devido ao curto ciclo de vida dos produtos a coleção de dados representa a produção total dos produtos entre março de 2008 a fevereiro de 2011. O trabalho aborda o conceito de previsão da demanda e suavização exponencial, detendo-se ao método *Holt-Winters*, e incluindo medidas de discrepância, fundamentais para a avaliação do modelo de previsão. Após apresenta-se o estudo onde é relatada a aplicação do modelo à série de dados e, por fim, são feitas algumas considerações a respeito do trabalho.

2 RELEVÂNCIA DA PREVISÃO DE DEMANDA

Segundo Gaither e Frazier (2001) a previsão da demanda são estimativas futuras de um produto ou serviço. Pode-se dizer que um modelo que consegue realizar melhor tais estimativas, contribui significativamente para que a empresa não tenha custos desnecessários. Dito de outra maneira, SAMOHYL, *et al.* (2008) destaca que as previsões de demanda com pouca precisão fazem com que a empresa seja onerada com custos. Um exemplo clássico é o da influência que a previsão da demanda tem sobre os estoques. Níveis de estoques além do necessário dificultam a administração e os custos da empresa, tendo sua origem em previsões pouco precisas.

Fazer previsões então envolve certo risco, porém pior seria não realizar previsão alguma. Para Makridakis *et al.* (1998), o processo de previsão de demanda é relevante para as empresas pois auxilia fundamentalmente no planejamento dos recursos. Segundo Martins e Laugeni (1998) este processo envolve modelos estatísticos, matemáticos ou econométricos ou ainda modelos mais subjetivos. É importante que a empresa escolha o método que melhor se adapte a sua realidade.

Para Davis (1997), o processo de escolha envolve alguns fatores como a natureza do produto, a disponibilidade de dados, o horizonte de previsão a longo, médio ou curto, a precisão necessária, o orçamento disponível e o padrão dos dados existentes (horizontal, sazonal, cíclico ou tendência). Especificamente, este último fator tem sido estudado desde a muito tempo através do método de decomposição aplicados em séries temporais (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998).

2.1 MÉTODO DE DECOMPOSIÇÃO

O método de decomposição parte do princípio de que uma série temporal pode ser representada por seus componentes separadamente. Assim, a série principal é decomposta em séries para sazonalidade (S), tendência (T), média (L), ciclo (C) e ruído aleatório (a).

A Tabela 1 mostra as representações dos métodos de decomposição, aditivo e multiplicativo. Após a decomposição da série de dados é possível realizar previsões reagrupando os componentes individuais.

Tabela 1 – Representação da série temporal e métodos de decomposição

Característica	Representação matemática
Série Temporal	$f(S_t, T_t, L_t, C_t, a_t)$
Método Aditivo	$z_t = S_t + T_t + L_t + C_t + a_t$
Método Multiplicativo	$z_t = S_t \times T_t \times L_t \times C_t \times a_t$

Fonte: Adaptado de Makridakis *et al.* (1998).

Neste modelo de previsão o ruído aleatório é considerado igual a zero para decomposição aditiva e um para o modelo multiplicativo. Geralmente a decomposição dos dados é utilizada para observar cada componente da série separadamente, dessa forma facilita a identificação de padrões na coleção de dados para posterior utilização de modelos de previsão mais representativos.

2.2 MÉTODOS DE PREVISÃO POR SUAVIZAÇÃO EXPONENCIAL

Segundo SAMOHYL, *et al.* (2008) os métodos de suavização exponencial consistem em decompor a série em componentes (tendência e sazonalidade) e suavizar seus valores passados, ou seja, dar pesos diferenciados cujos valores decaem exponencialmente para zero quanto mais antigo. Neste artigo será aplicado o método *Holt-Winters* com sazonalidade aditiva para realizar previsões de demanda. A escolha desse método se justifica pelo fato das previsões realizadas através de métodos exponenciais valorizarem os

dados mais recentes. Essa valorização é fundamental para dados relacionados com o segmento têxtil, pois, os mesmos sofrem influencia em períodos curtos como estações do ano ou a “moda do momento”. Ainda, conforme Makridakis *et al.* (1998), Pellegrini & Fogliatto (2001) e SAMOHYL, *et al.* (2008), existem outros métodos, contudo, dado o objetivo deste trabalho e a característica da série utilizada, limitou-se em abordar somente o modelo *Holt-Winters*.

2.3 PREVISÃO PELO MÉTODO *HOLT-WINTERS*

O modelo exponencial é um dos métodos de previsão mais conhecidos por permitir a adaptação da sazonalidade ao longo o tempo (LAWTON, 1998). Nas empresas, é bastante comum serem utilizadas médias móveis para se realizar previsões. O método de *Holt-Winters* é um método que também utiliza a média móvel, porém transformada de simples em exponencial, visando representar melhor a tendência e a sazonalidade dos dados. Com isso, geralmente produz previsões melhores do que as realizadas com médias móveis simples como é o caso da decomposição clássica (SAMOHYL, *et al.* 2008).

Os modelos exponenciais dividem-se em dois grupos: aditivo e multiplicativo. No modelo aditivo, a amplitude da variação sazonal é constante ao longo do tempo; ou seja, a diferença entre o maior e menor valor de demanda dentro das estações permanece relativamente constante no tempo. No modelo multiplicativo, a amplitude da variação sazonal aumenta ou diminui como função do tempo (LAWTON, 1998). Para este artigo será utilizado o modelo exponencial tipo *Holt-Winters* com sazonalidade Aditiva.

As equações para o método aditivo são mostradas na Tabela 2.

Tabela 2 – Representação dos componentes de modelo Holt Winters Aditivo

Componente	Holt Winters Aditivo
Média	$L_t = \alpha \cdot (Z_t - S_{t-S}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$
Tendência	$T_t = \beta \cdot (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \cdot T_{t-1}$
Sazonalidade	$S_t = \gamma \cdot (Z_t - L_t) + (1 - \gamma) \cdot S_{t-S}$
Modelo de Previsão	$\hat{Z}_{t+k} = L_t + k \cdot T_t + S_{t-S+k}$

Fonte: Adaptado de Makridakis *et al.*, (1998)

Sua representação matemática vem dada por Makridakis *et al.* (1998), onde S é uma estação completa da sazonalidade (por exemplo, S é igual a 12 quando se tem dados mensais e sazonalidade anual); L_t , T_t e S_t representam o nível, a tendência e a sazonalidade da série, respectivamente; \hat{Z}_{t+k} é a previsão para k períodos a frente; e, finalmente, γ é a constante de suavização que controla o peso relativo a sazonalidade, variando entre 0 e 1.

3 AVALIAÇÃO DA DISCREPÂNCIA DA PREVISÃO

Previsões sempre erram, mas é preferível errar com pequenas discrepâncias ao invés de errar com

grandes. As medidas de erros de previsão são bastante úteis, no sentido de melhoria continuada do processo de previsão. Visto que as discrepâncias estarão sempre presentes, a identificação e investigação desta imprecisão podem, em muitos casos, levar ao melhoramento dos resultados futuros (SAMOHYL, *et al.* 2008). Esse método é muito utilizado por engenheiros e administradores para verificar o percentual de erro em relação ao valor observado é o cálculo da discrepância percentual absoluta média (DPAM). Esse método desconsidera o sinal dos valores no cálculo, o objetivo dessa medida é saber a distância entre a previsão e o valor observado na série. A fórmula pode ser vista na Tabela 3.

Tabela 3 – Representação Matemática do cálculo dos erros

Medida de Discrepância	Fórmula
DPAM	$DPAM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left \frac{P_t - O_t}{O_t} \right $
U de Theil	$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} \left\{ \left(\frac{P_{t+1} - O_t}{O_t} \right) - \left(\frac{O_{t+1} - O_t}{O_t} \right) \right\}^2}{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{O_{t+1} - O_t}{O_t} \right)^2}}$

Fonte: Adaptado de Samohyl (2008).

Outro método utilizado para medir a aderência do modelo utilizado para previsão é o U de Theil. Esta medida assume um papel decisivo na determinação da utilização ou não de uma técnica de previsão específica, seja ela quantitativa, qualitativa, formal ou informal, pois possui a capacidade de demonstrar se tal esforço é compensador e faz sentido despendê-lo, ou se resultados melhores poderiam ser atingidos utilizando-se a mais singela das técnicas, ou seja, a previsão ingênua (SAMOHYL, *et al.* 2008). De outra forma, Makridakis, Wheelwright & Hyndman (1998) definem que, quanto mais se próxima de zero o valor dessa estatística, melhor será a técnica de previsão, ou seja, o modelo gera um erro menor do que o erro do método ingênuo.

4 ESTUDO DE CASO

O estudo de caso relata a aplicação do modelo de previsão exponencial numa empresa do setor têxtil situada no estado de Santa Catarina. A empresa escolhida teve sua origem no início de 1964, focada na produção de conjuntos de batizado infantil e atualmente sua produção está direcionada ao vestuário infantil.

A série de dados utilizada neste estudo representa a produção mensal de peças do segmento infantil dessa organização. Devido ao curto ciclo de vida dos produtos a coleção de dados representa a produção total dos produtos entre março de 2008 a fevereiro de 2011. A aplicação da previsão de demanda pode ajudar a entender o crescimento da organização em termos de venda de produtos, permitindo que sejam tomadas decisões antecipadas no sentido de melhorar a estrutura produtiva e otimizar a aquisição de matérias primas. Na Tabela 4 é apresentada a série de dados que representa a produção dos produtos.

Tabela 4 – Série de Dados da Empresa Têxtil

	2008	2009	2010	2011
Janeiro		661.739	728.643	843.348
Fevereiro		821.654	884.565	1.158.469
Março	814.552	755.350	873.754	
Abril	779.349	693.069	865.629	
Maio	1.038.955	901.356	1.176.554	
Junho	1.079.083	1.075.301	1.082.864	
Julho	1.277.628	1.244.583	1.310.673	
Agosto	1.274.927	1.251.458	1.298.396	
Setembro	1.082.136	1.088.239	1.292.469	
Outubro	1.211.421	1.359.611	1.353.218	
Novembro	995.827	1.283.188	1.557.801	
Dezembro	721.082	671.148	710.803	

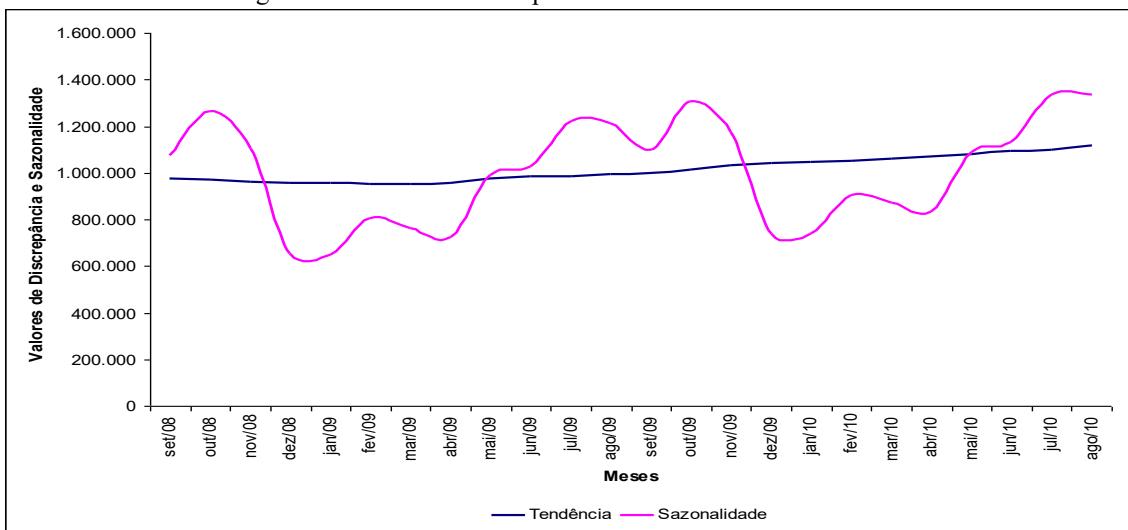
Fonte: Dados da empresa analisada.

4.1 APLICAÇÃO DO MÉTODO DE DECOMPOSIÇÃO ADITIVA

A aplicação do método de decomposição além de gerar previsões, ajuda na escolha o modelo de previsão a ser utilizado. Através da decomposição é possível verificar as componentes de tendência e de sazonalidade separadamente da série de dados. Segundo SAMOHYL, *et al.* (2008), a tendência é uma componente de fácil visualização, pois sua presença é percebida quando os valores da série aumentam ou diminuem em um determinado intervalo de tempo. Já a componente sazonalidade conforme Wallis & Thomas (1971), pode ser definida como o conjunto dos movimentos ou flutuações com período igual ou inferior a um ano, sistemáticos, mas não necessariamente regulares, que ocorrem nema série de dados.

No caso da série decomposta é possível verificar uma leve tendência positiva e uma sazonalidade marcante. Conforme Figura 1, a extensão da variação sazonal é igual no decorrer do tempo. Assim, não existe diferença entre o maior e menor valor de demanda dentro das estações.

Figura 1 – Gráfico das Componentes Tendência e Sazonalidade



Fonte: desenvolvido pelo Autor.

Um bom modelo de previsão deve considerar uma tendência linear e uma variação sazonal constante

no tempo, ou seja, uma componente sazonal aditiva. Assim, o modelo exponencial *Holt Winters* Aditivo é um modelo adequado para tal finalidade.

4.2 APLICAÇÃO DA PREVISÃO PELO MÉTODO *HOLT – WINTERS* ADITIVO

A previsão através do modelo exponencial apresenta melhores resultados de tendência e de sazonalidade comparado com o modelo de decomposição clássica que utiliza médias móveis simples. Segundo Hanke, Reitsch e Wichern (2001), o Método de *Holt Winters*, é mais indicado quando está se trabalhando com dados sazonais, sem necessariamente estaciona-los, e com os quais se pretenda realizar previsões de curto prazo. Na Tabela 5, estão dispostos os valores calculados para o modelo de suavização exponencial, para execução dos cálculos foram utilizadas as fórmulas que constam na Tabela 2.

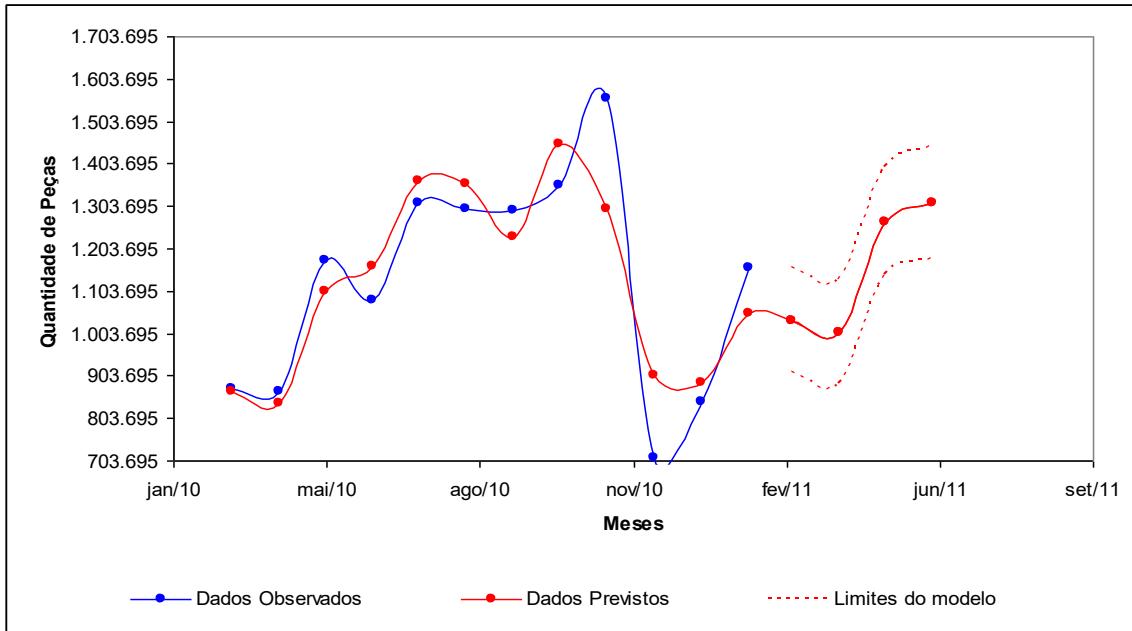
Tabela 5 – Dados calculados da previsão Holt Winters Aditivo

Meses	Série Obs.	Série Prev.	Discrepância
Março/2010	873.754	867.606	6.148
Abril/2010	865.629	840.408	25.221
Maio/2010	1.176.554	1.104.244	72.310
Junho/2010	1.082.864	1.163.018	-80.154
Julho/2010	1.310.673	1.362.113	-51.440
Agosto/2010	1.298.396	1.354.877	-56.481
Setembro/2010	1.292.469	1.232.135	60.334
Outubro/2010	1.353.218	1.450.690	-97.472
Novembro/2010	1.557.801	1.295.900	261.900
Dezembro/2010	710.803	904.925	-194.122
Janeiro/2011	843.348	888.984	-45.636
Fevereiro/2011	1.158.469	1.049.424	109.045
Março/2011		1.034.970	
Abril/2011		1.007.289	
Maio/2011		1.267.272	
Junho/2011		1.310.749	

Fonte: Dados da empresa analisada.

Após os cálculos das previsões, os dados do último período sazonal foram colocados num gráfico de linhas para análise da perspectiva de aderência do modelo na série. Observando a Figura 2, é possível compreender que o modelo apresentou certa aderência, porém com erros de previsão, reforçando assim a afirmação de SAMOHYL, *et al.* (2008) de que as previsões sempre geram erros. Visualmente não é possível saber quais são os valores destes erros, ou seja, a diferença entre os valores previstos e observados na coleção de dados analisada. Porém utilizando a sugestão de SAMOHYL, *et al.* (2008), na área de previsão a discrepância entre o valor previsto e o observado é uma excelente medida de qualidade dos valores previstos. Para uma avaliação mais precisa do modelo são realizados cálculos das medidas das discrepâncias utilizando as fórmulas contidas na Tabela 3. O modelo aplicado, *Holt Winters* Aditivo, apresentou um erro percentual absoluto médio de 5,97%, com um valor de U de Theil igual a 0,346, muito próximo do valor zero. Assim, demonstrando que, apesar dos erros, o modelo utilizado representa bem os dados da série.

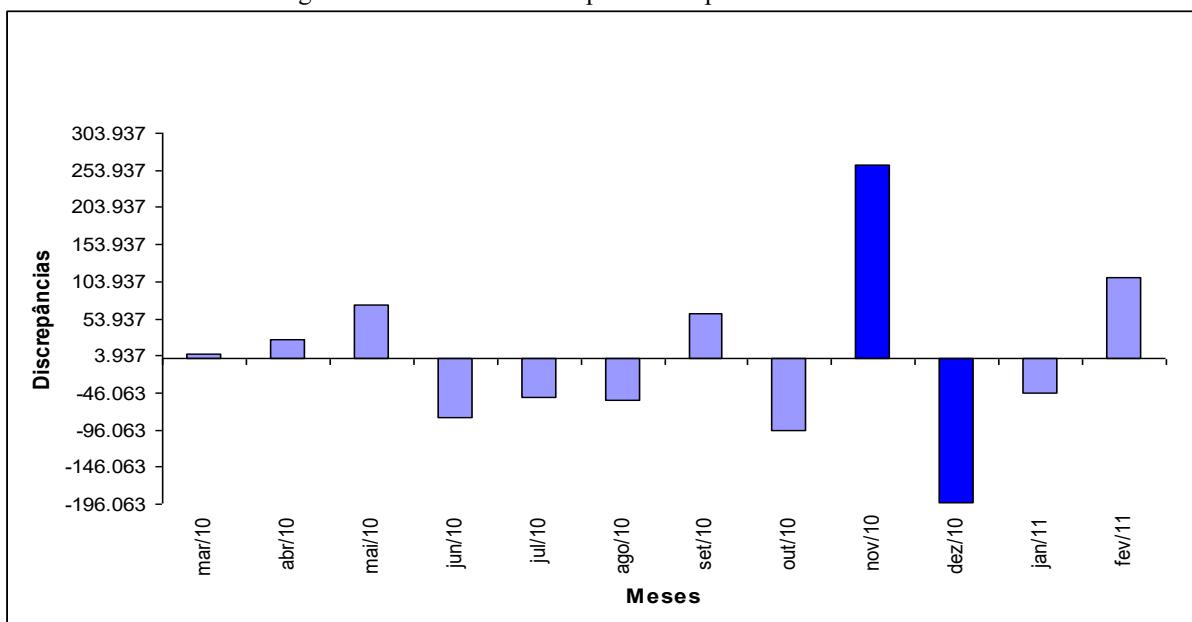
Figura 2 – Gráfico de Previsão do modelo Holt Winter Aditivo



Fonte: desenvolvido pelo Autor.

Contudo, dois pontos que chamam a atenção no gráfico da Figura 2 são os meses de novembro e dezembro, nesses dois períodos existe uma distância muito grande entre o ponto observado e o previsto. Se compararmos com os mesmos meses de anos anteriores é possível constatar que no mês de novembro de 2010 houve um pico de produção de peças. Essa constatação é reforçada através da Figura 3, gráfico de barras dos erros da previsão. Nesta Figura fica claro que os maiores erros ocorreram nos meses de novembro e dezembro de 2010.

Figura 3 – Gráfico das discrepâncias da previsão de demanda



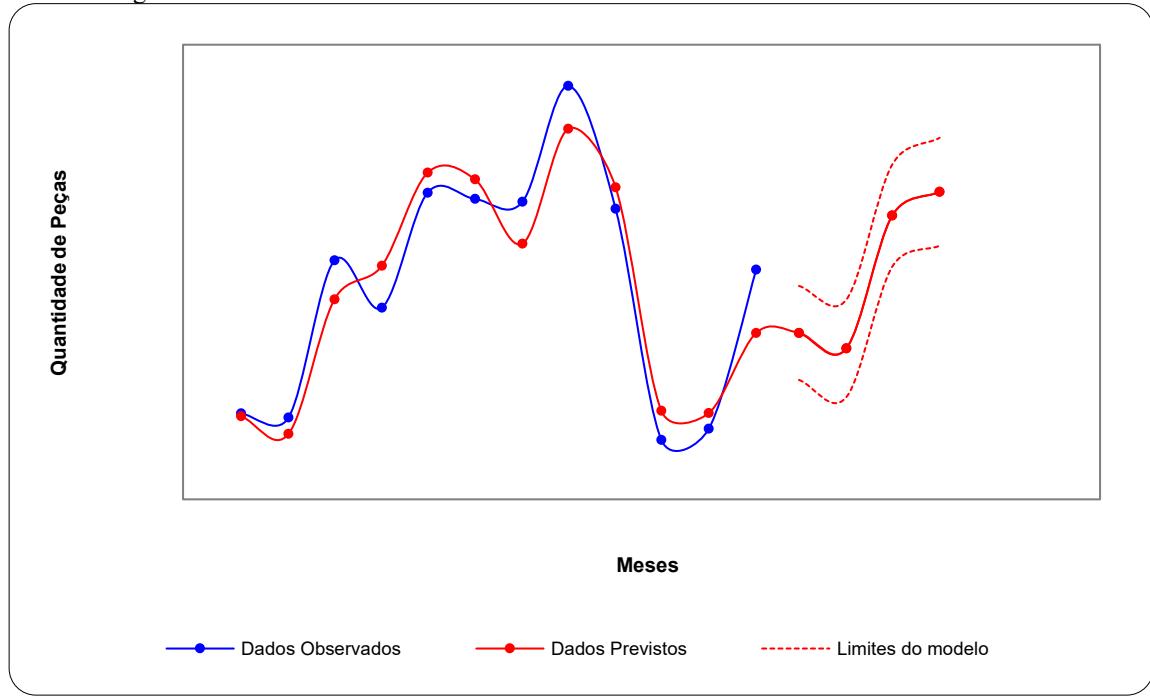
Fonte: desenvolvido pelo Autor.

Essa anomalia, ou *outlier*, como alguns autores se referem, pode deteriorar a qualidade e assertividade do modelo utilizado. Segundo SAMOHYL, *et al.* (2008), esse dado deve ser analisado e trabalhado na série para possibilitar ao modelo uma aderência melhor. Ainda segundo esse autor esse análise deve ser realizada na fonte geradora dos dados, ou seja, a empresa têxtil estudada.

Ao avaliar os motivos que causaram esse excesso de produção em novembro de 2010, foi constatado que uma matéria prima importante para confecção dos produtos não foi entregue na data correta, assim gerando um atraso de quase 11% no mês de outubro. Dessa forma elevando a quantidade de produção no mês seguinte em média 18%.

Então, os dados da série foram trabalhados no intuito de melhorar a aderência do modelo. Esses valores foram distribuídos conforme previsão de produção da fábrica sem considerar a falta de matéria prima, entre os meses de outubro e dezembro de 2010. Assim com uma nova série de dados a previsão de demanda foi refeita e distribuída no gráfico, conforme Figura 4.

Figura 4 – Gráfico de Previsão do modelo Holt Winter Aditivo com nova série de dados

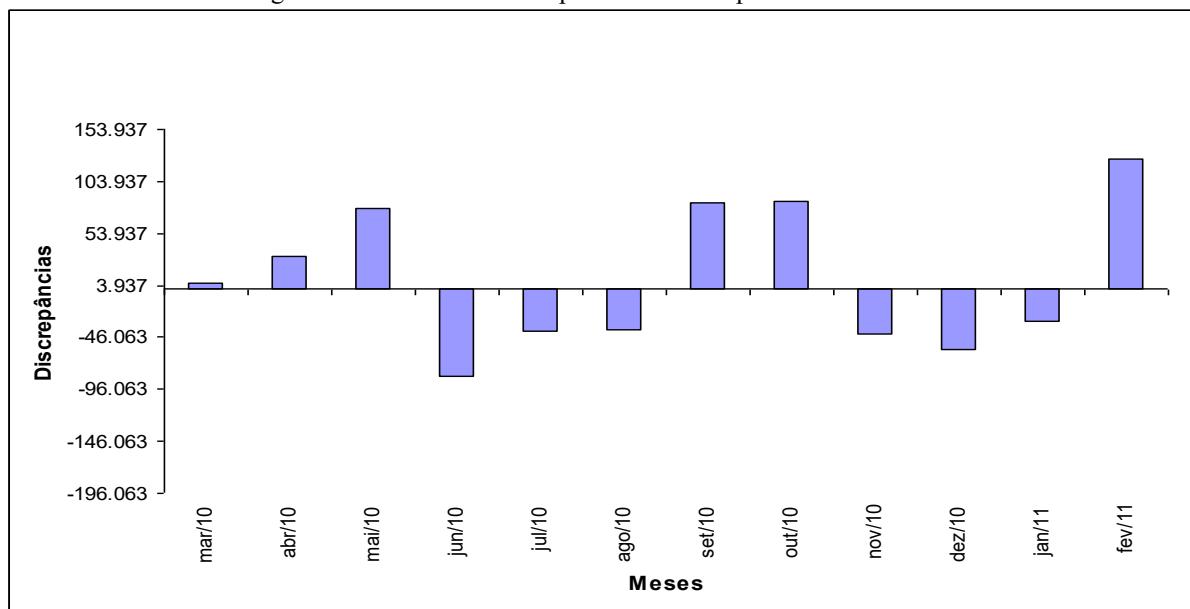


Fonte: desenvolvido pelo Autor.

Através da melhoria dos dados o modelo exponencial demonstrou ter uma aderência maior ainda junto à série analisada. Observando a Figura 5 e comparando com a Figura 3 é possível concluir que os erros gerados com a otimização da previsão são menores e mais coerentes com a realidade da empresa. Conforme Churchill *et al.*, (2003), uma previsão de demanda acurada, que pode ser medida pela diferença entre o que foi previsto e o que foi realizado, impacta consideravelmente nos resultados da organização. Assim, se a melhoria na previsão gerar erros menores a empresa poderá embasar suas decisões com maior confiança

nos dados calculados pelo método.

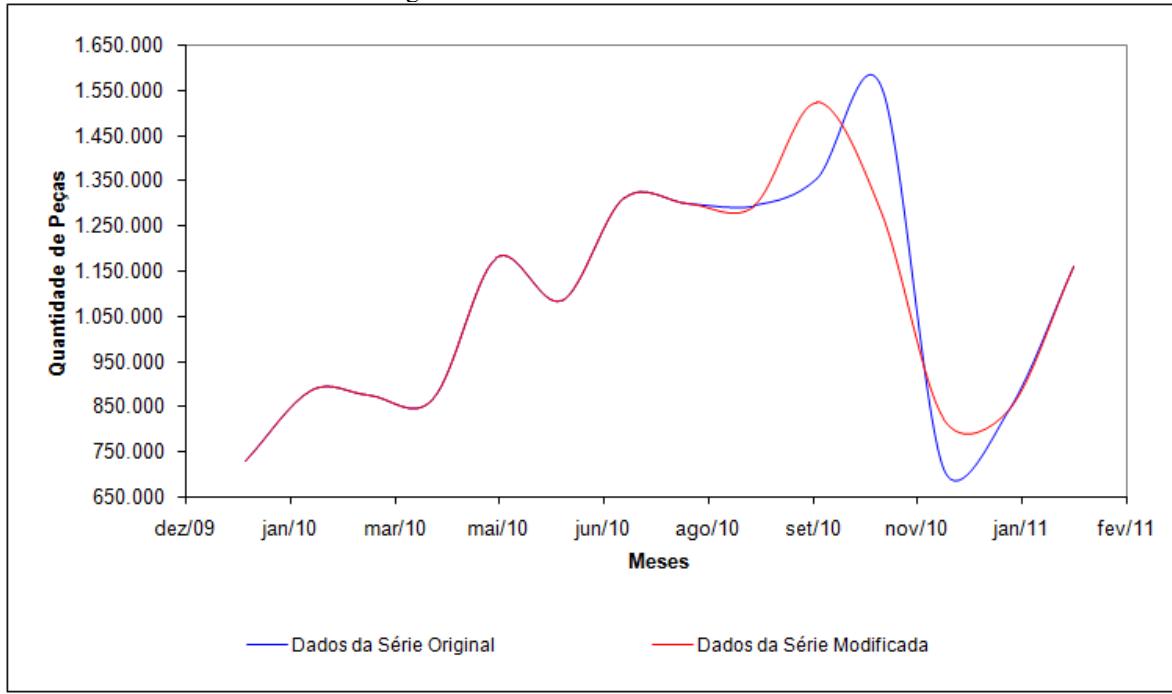
Figura 5 – Gráfico das discrepâncias da nova previsão de demanda



Fonte: desenvolvido pelo Autor

Para uma avaliação das discrepâncias do modelo aplicado a nova série, foram utilizadas novamente as fórmulas da Tabela 3. Sendo que, a nova previsão apresentou um erro percentual absoluto médio de 5,08%, com um valor de U de Theil igual a 0,312. Esses são valores expressivamente melhores que o da série original.

Figura 6 – Gráfico dos dados das séries



Fonte: desenvolvido pelo Autor.

Através da figura 6 é possível avaliar a diferença entre os dados originais e os dados trabalhados. Dessa forma, nota-se que o tamanho da amplitude entre outubro e dezembro foi reduzido, essa diminuição é mais suave do que na série original, se aproximando mais das condições normais de produção na organização. Assim, a ponderação dessa figura reforça a afirmação de que realizar as atividades de previsão de demanda não se resume somente em coletar os dados e utilizar um solver para gerar previsões. E sim coletar, criticar e melhorar os dados no sentido de representar bem a situação a ser analisada.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Realizar previsões de demanda é importante para auxiliar na determinação dos recursos necessários para a empresa, segundo Makridakis *et al.* (1998). Em tempos de competição acirrada, essa atividade torna-se fundamental, pois pode contribuir significativamente para decisões mais acertadas, evitando gastos desnecessários. Este trabalho buscou demonstrar através de uma aplicação do modelo de Holt-Winters como a previsão pode ser vista como processo na empresa, ou seja, como algo dinâmico. O caso da previsão da demanda da empresa do segmento têxtil serviu como um exemplo de que um modelo de previsão não pode ser estático. Ao contrário, precisa necessariamente ser avaliado e melhorado, para que consiga produzir previsões confiáveis, que realmente sirvam de apoio a decisão gerencial.

Foi possível observar na série de dados que o setor têxtil possui uma característica muito particular com padrões sazonais muito característicos nos ciclos anuais com períodos de produção crescente e decrescente que se repetem. Já o modelo escolhido mostrou ser adequado a esse tipo de série de dados. Tendo uma aderência ótima, essa opinião é reforçada através dos cálculos das medidas de discrepâncias DPAM e U de Theil. Durante a análise de dados a série de dados mostrou conter uma anomalia no mês de novembro de 2010, esse dado foi criteriosamente avaliado junto à empresa. Depois do entendimento deste *outlier* os dados da série foram trabalhados e uma nova previsão foi realizada. Os resultados do tratamento dos dados geraram melhores previsões se comparado a série original, tendo uma redução da discrepância média absoluta de 3% e reduzindo também em mais de 6% a medida do U de theil.

Do estudo realizado, podem-se retirar três implicações que merecem a reflexão daqueles que se interessam por previsões como processo:

- o modelo de previsão precisa ser avaliado e melhorado continuamente através de métodos que contribuam para identificar erros. Com isso, os resultados do modelo podem ser ajustados, tornando-se adaptáveis as mudanças que vão ocorrendo na empresa.
- a análise do erro dos dados pode ser importante para identificar anomalias, possibilitando assim tornar o modelo de previsão mais eficaz.
- a análise da fonte da série de dados também se torna relevante, pois como no caso apresentado, pode gerar discrepâncias que influenciam negativamente no modelo.

A tarefa de fazer previsões não se resume somente em aplicar modelos em séries de dados, e com isso gerar resultados que serão utilizados em decisões importantes dentro da empresa. Essa atividade é mais complexa do que parece, pois, as pessoas envolvidas devem compreender o comportamento da série de dados e buscar através de observações críticas, a melhoria do modelo. Assim, realizar previsões que demonstrem um comportamento mais próximo da realidade da organização, aumentando a credibilidade de modelo e gerando confiança quanto ao seu uso. Sem isso, os resultados podem levar a decisões que não condizem com o mercado e da empresa.

REFERÊNCIAS

- CHURCHIL, A.G. et al. Sales force management. 7^a ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 2003. p.130-149.
- DAVIS, M. M.; AQUILANO, N. J.; CHASE, R. B. Fundamentos da Administração da Produção. 3^a ed. Porto Alegre: Bookman, 1997.
- GAITHER, N.; FRAIZER, G. Administração da Produção e Operações. 8. ed. São Paulo: Pioneira, 2001.
- HANKE, J.E.; REITSCH, A.G.; WICHERN, D.W. Business Forecasting. 7 ed. New Jersey: Prentice Hall, 2001.
- HILL, T. Manufacturing strategy: text and cases, 2^a ed., Irwin, Boston, MA, 1994.
- LAWTON, R. How should additive Holt–Winters estimates be corrected? International Journal of Forecasting. v. 14, p. 393–403, 1998.
- MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P. Administração da produção. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2005.
- MAKRIDAKIS, S. G.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. Forecasting: methods and applications. 3. ed. New York: John Willey & Sons, 1998. 642 p.
- PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para a implantação de um sistema de previsão da demanda. Revista Produção. v. n. 11, nov., 2001.
- SAMOHYL, R. W.; SOUZA, G.; MIRANDA, R. Métodos Simplificados de Previsão Empresarial, Editora Ciência Moderna do Rio de Janeiro, 2008.
- WALLIS, K. F.; THOMAS, J.J. Seasonal variation in regression analysis. Journal of the Royal Statistical Society, Ser. A, v. 134, n. 1, p. 57-72, 1971.