

## **PROCESSO DE PLANEJAMENTO COLABORATIVO DA DEMANDA EM EMPRESAS DE BENS DE CONSUMO DE MERCADOS DINÂMICOS: ARTEFATO DE SOFTWARE E ESTUDO DE CASO**

**FILIPE MOURA ROMÃO** - filipemromao@gmail.com  
UNIVERSIDADE DE FORTALEZA – UNIFOR

**NAPOLEÃO NEPOMUCENO** – napoleaovn@unifor.br  
UNIVERSIDADE DE FORTALEZA - UNIFOR

**Área:** 3 - TEMÁTICA: PESQUISA OPERACIONAL

**Sub-Área:** 3.6 - ANÁLISE DE DEMANDA

**Resumo:** O PRESENTE TRABALHO SUGERE UM PROCESSO SUPORTADO POR UM SOFTWARE PARA O PLANEJAMENTO DA DEMANDA POR VENDAS EM EMPRESAS QUE ATUAM EM CENÁRIOS DINÂMICOS. O MÉTODO UTILIZADO COMBINA DADOS QUANTITATIVOS, ORIUNDOS DE MÉTODOS ESTATÍSTICOS, E INFORMAÇÕES QUALITATIVAS, ORIUNDAS DAS ÁREAS FUNCIONAIS DA ORGANIZAÇÃO E DO RESPECTIVO MERCADO NO QUAL A ORGANIZAÇÃO ATUA. O RESULTADO OBTIDO APONTA QUE O MÉTODO APLICADO MELHORA A ASSERTIVIDADE DO PLANO DE DEMANDA NOS ITENS DE ALTO GIRO, PRINCIPALMENTE POR SEREM UM PEQUENO GRUPO DE PRODUTOS E ESTAREM SEMPRE EM EVIDÊNCIA NAS AÇÕES COMERCIAIS EM RAZÃO DO IMPACTO RELEVANTE EM TERMOS DE VOLUME DE VENDAS.

**Palavras-chaves:** SISTEMA DE APOIO AO PLANEJAMENTO DA DEMANDA;  
PREVISÃO DE VENDAS; PLANEJAMENTO DA DEMANDA; PREVISÃO  
COLABORATIVA

# **COLLABORATIVE DEMAND PLANNING FOR CONSUMER GOODS COMPANIES OPERATING IN DYNAMIC MARKETS: SOFTWARE TOOL AND CASE STUDY**

**Abstract:** *THIS PAPER PROPOSES A SOFTWARE BASED METHODOLOGY FOR SALES DEMAND PLANNING IN COMPANIES OPERATING IN DYNAMIC SCENARIOS. THE METHODOLOGY COMBINES QUANTITATIVE FORECASTING MODELS AND HUMAN JUDGEMENT BASED ON CONTEXTUAL INFORMATION FROM DIFFERENT FUNCTIONAL AREAS OF THE ORGANIZATION. A CASE STUDY IS CARRIED OUT AND THE RESULTS SHOWED THAT THE METHOD CAN IMPROVE THE ASSERTIVENESS OF THE DEMAND PLAN, ESPECIALLY FOR HIGH-TURNOVER ITEMS THAT, ALTHOUGH THEY FORM A SMALL GROUP OF PRODUCTS, REPRESENT A LARGE VOLUME OF SALES, AND THEREFORE, ARE OFTEN THE TARGET OF COMMERCIAL ACTIONS.*

**Keywords:** *SUPPORT SYSTEM FOR DEMAND PLANNING; SALES FORECAST; DEMAND PLANNING; COLLABORATIVE FORECAST*

## 1. INTRODUÇÃO

A previsão e a correta construção do plano de vendas são tarefas de extrema importância em cenários de concorrência organizacional acirrada, principalmente porque desta atividade são desdobrados a maioria dos outros planos funcionais.

O planejamento da demanda é uma tarefa crítica para o correto funcionamento da organização e, quanto maior o nível de incerteza no mercado no qual a organização está inserida, maior a necessidade por integração e retroalimentação contínua de informações entre setores para obter um diferencial competitivo (Nakano 2009; O’Leary-Kelly and Flores 2002).

Além disso, a utilização de uma ferramenta computacional para maximizar os ganhos do planejamento colaborativo, tendo em vista a possibilidade de dinamização e celeridade no tráfego de informações, é imprescindível para viabilizar tal atividade, principalmente em um cenário de constantes mudanças (Ivert and Jonsson 2010; Oliva and Watson 2011). Faz-se necessária, entretanto, uma ferramenta que seja efetivamente compatível com este processo.

Nesse sentido, este trabalho tem o objetivo de propor um processo, implementado em uma ferramenta computacional, para suportar a atividade de planejamento da demanda em empresas de bens de consumo que atuam em cenários de mercado bastante dinâmicos.

## 2. PLANEJAMENTO E PREVISÃO DA DEMANDA

Planejamento e previsão da demanda são dois processos diferentes. O processo de previsão está contido dentro do processo de planejamento, que, além contemplar técnicas gerenciais, é considerado como filosofia de planejamento e tomada de decisão. Além disso, tem papel imprescindível na captura e no gerenciamento dos fluxos de informações tangíveis e intangíveis ao longo da cadeia de suprimentos (Vlckova and Patak 2010).

### 2.1 Planejamento da Demanda

O planejamento da demanda é composto basicamente por duas macros etapas: a previsão quantitativa e a colaboração qualitativa (Ganesan 2015; Wagner 2005). Na primeira etapa, aplicam-se métodos quantitativos para gerar uma estimativa numérica e, na seguinte, a estimativa pode ser compartilhada com os diversos níveis de gestão de áreas distintas para

ajuste conforme a complexidade e o contexto de suas respectivas regiões de atuação.

A ordem em que as etapas devem ocorrer é discutida no trabalho de Sanders e Ritzman (2004), que cita quatro tipos diferentes de integração. Neste trabalho, foi aplicado o ajuste qualitativo da previsão quantitativa, que consiste em ajustar qualitativamente a previsão gerada por métodos quantitativos, considerando fatores contextuais da organização ou do respectivo mercado.

Apesar de o julgamento ser uma prática bastante utilizada no âmbito organizacional dentro do processo de planejamento da demanda, (Nadia R. Sanders and Manrodt 2003), a aplicação desta técnica não garante melhoria na assertividade do plano definido. O seu uso, portanto, deve ser restrito a situações nas quais as informações do contexto organizacional estejam disponíveis ou quando houver complexidade excessiva na série temporal. O processo proposto auxilia a disponibilização das informações do contexto da organização, além de permitir o melhor tratamento destas através da colaboração.

### **2.1.1 Previsão da Demanda**

O processo de previsão é a primeira etapa quando se deseja estimar o que ocorrerá em cenários futuros. Os modelos utilizados para previsão podem ser divididos, basicamente, em dois grupos: modelos causais e séries temporais.

As séries temporais aplicam métodos estatísticos no histórico da demanda para identificar um padrão e realizar a estimação da previsão (Kilger and Wagner 2014). Entende-se assim que todos os fatores que impactam a demanda estão contemplados no histórico. Alguns dos modelos mais utilizados são: média móvel (MM), suavização exponencial simples (SES), suavização exponencial dupla (SED) e suavização exponencial tripla (SET).

Quando estão presentes fatores que influenciam de forma significativa a demanda, então os modelos causais são mais adequados, e a análise de regressão é o método padrão para estimação dos parâmetros no modelo que caracterizam tais influências (Meyr 2012).

O resultado da atividade de previsão de demanda é a quantidade projetada no horizonte de tempo desejado do bem ou do serviço em questão (Vlckova and Patak 2010), e, dentro de uma mesma organização, é comum que setores diferentes possuam suas próprias previsões com as respectivas premissas e níveis de agregação. Ocorre que essas diferentes visões de futuro objetivam atender a mesma demanda do consumidor e, normalmente, as áreas que as detêm se comportam como ilhas e não compartilham informações (Helms et al. 2000;

Kilger and Wagner 2014).

### 2.1.2 Colaboração

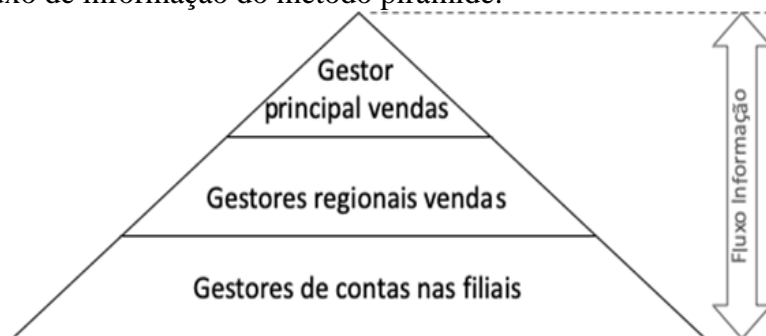
O incremento de informações relevantes para a tarefa de previsão, que são quaisquer dados peculiares à demanda real e diferente de séries históricas, é tão importante quanto à utilização dos métodos quantitativos, principalmente em situações em que os dados históricos sejam insuficientes em quantidade ou relevância (Hanke and Wichern 2008b).

Para captar tal conhecimento de domínio dos indivíduos da organização, o método de previsão pirâmide é uma alternativa que consiste em coletar dados, em forma de previsão numérica, de gestores de vendas de segmentos, de níveis e de regiões geográficas diferentes das suas respectivas áreas de abrangência (Ganesan 2015).

Conforme a Figura 1, o fluxo é iniciado com os gestores da base da pirâmide construindo suas respectivas previsões, que somadas, resultam na previsão do gestor regional. Por conseguinte, as visões somadas destes gestores de hierarquia intermediária resultam na visão do gestor principal de vendas da organização.

Com essa abordagem, muitas informações que são peculiares à região e ainda não foram incorporadas no histórico podem ser acrescentadas na previsão visando reduzir o erro desta estimativa.

FIGURA 1 - Fluxo de informação do método pirâmide.



Fonte: Adaptado de Ganesan (2015).

## 3. PLANEJAMENTO E PREVISÃO DA DEMANDA

Arvan et al. (2018) elencaram 25 trabalhos que enfocam o sistema de suporte ao planejamento da demanda e o processo. Destes, somente quatro abordam estudos de caso.

No primeiro estudo de caso, Song et al. (2008) propuseram uma ferramenta web para a previsão de demanda quadrimestral de viagens com objetivo turístico, na qual inicialmente

propõe uma sugestão de base estatística e, em seguida, profissionais de determinadas áreas ajustam a previsão base e adicionam as respectivas razões para o ajuste.

Caniato et al. (2011) construíram um processo de previsão da demanda por cimento, no qual uma estimação numérica é obtida através do modelo autorregressivo integrado de média móvel - ARIMA, e, em paralelo, a equipe de vendas coleta informações de mercado com os principais clientes.

Croce and Wöber (2011) acoplaram em um sistema de informação web uma ferramenta para suportar a previsão colaborativa. Na primeira etapa do processo, o sistema realiza uma previsão quantitativa do número de desembarques de turistas na região de destino, a qual o usuário pode alterar ou sobrescrever, colocando um valor puramente intuitivo. Por fim, as previsões são combinadas através de uma média ponderada.

Song et al. (2013) aprimoraram a ferramenta proposta em 2008, adicionando o método quantitativo de previsão autorregressivo defasado e a revisão da previsão numérica em duas etapas. Na primeira fase, os participantes podem realizar o ajuste baseado na própria experiência e na previsão quantitativa. Na segunda rodada, as previsões ajustadas são disponibilizadas para todos de forma consolidada e, novamente, cada um dos participantes pode ajustar a previsão informada anteriormente.

Percebe-se que os estudos de caso abordam poucas variáveis dependentes, que precisam ser preditas, situação que é pouco parecida com o cenário no qual as empresas do ramo de bens de consumo atuam, pois essas organizações comercializam centenas de itens através de diversos centros de distribuição.

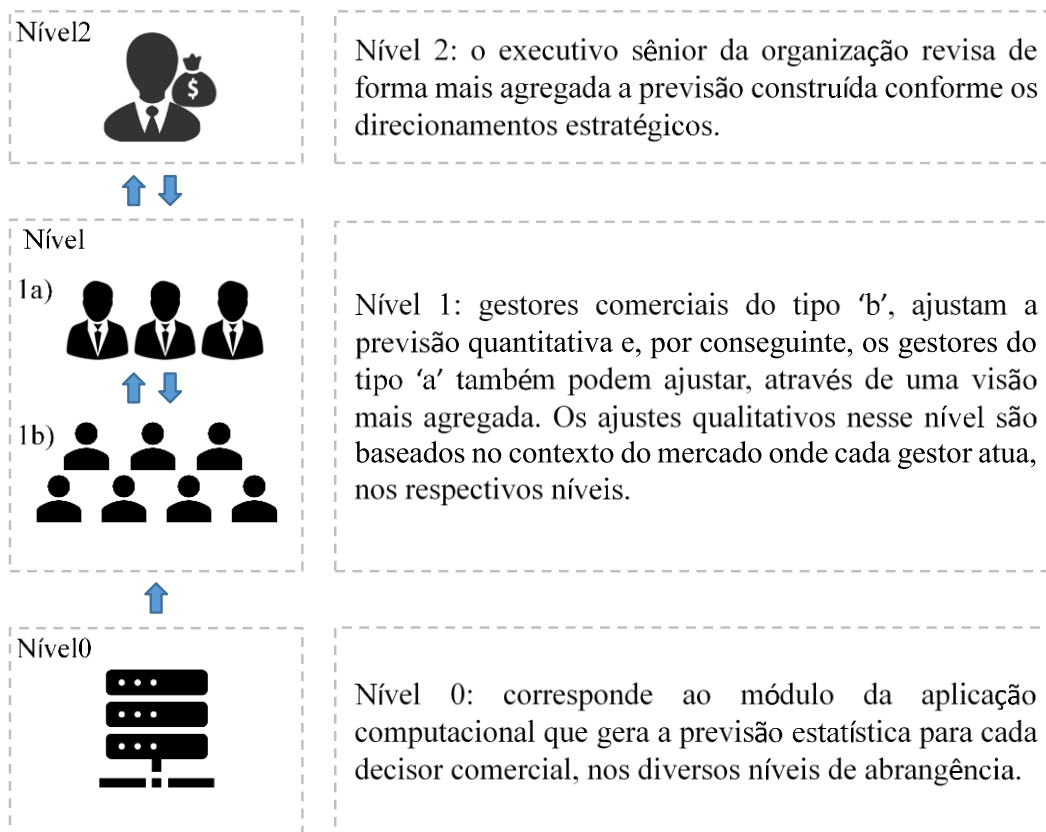
#### **4. PLANEJAMENTO E PREVISÃO DA DEMANDA**

Utilizando como base a abordagem proposta por Nada R. Sanders e Manrodt (1994), que consiste em ajustar qualitativamente uma previsão quantitativa, através do fluxo colaborativo pirâmide proposto por Ganesan (2015), a Figura 2 ilustra o método proposto neste trabalho para o planejamento da demanda.

O fluxo é iniciado no Nível 0, onde os dados de vendas coletados do ERP passam por exclusão de outliers, dos códigos obsoletos e, em seguida, são agrupados no nível dos gestores comerciais e seus respectivos produtos vendidos, em uma etapa de pré-processamento. Para cada produto comercializado, pertencente ao portfólio de cada gestor

comercial, são aplicadas técnicas quantitativas clássicas – MM, SES, SED e SET – para estimar a previsão do que será comercializado no trimestre à frente. Em seguida, as informações são mostradas na forma de tabela, seguindo a estrutura correspondente ao tipo do usuário: Nível 1b, Nível 1a ou Nível 2.

FIGURA 2 - Fluxo de informação simplificado no processo de planejamento da demanda.



Fonte: próprio autor.

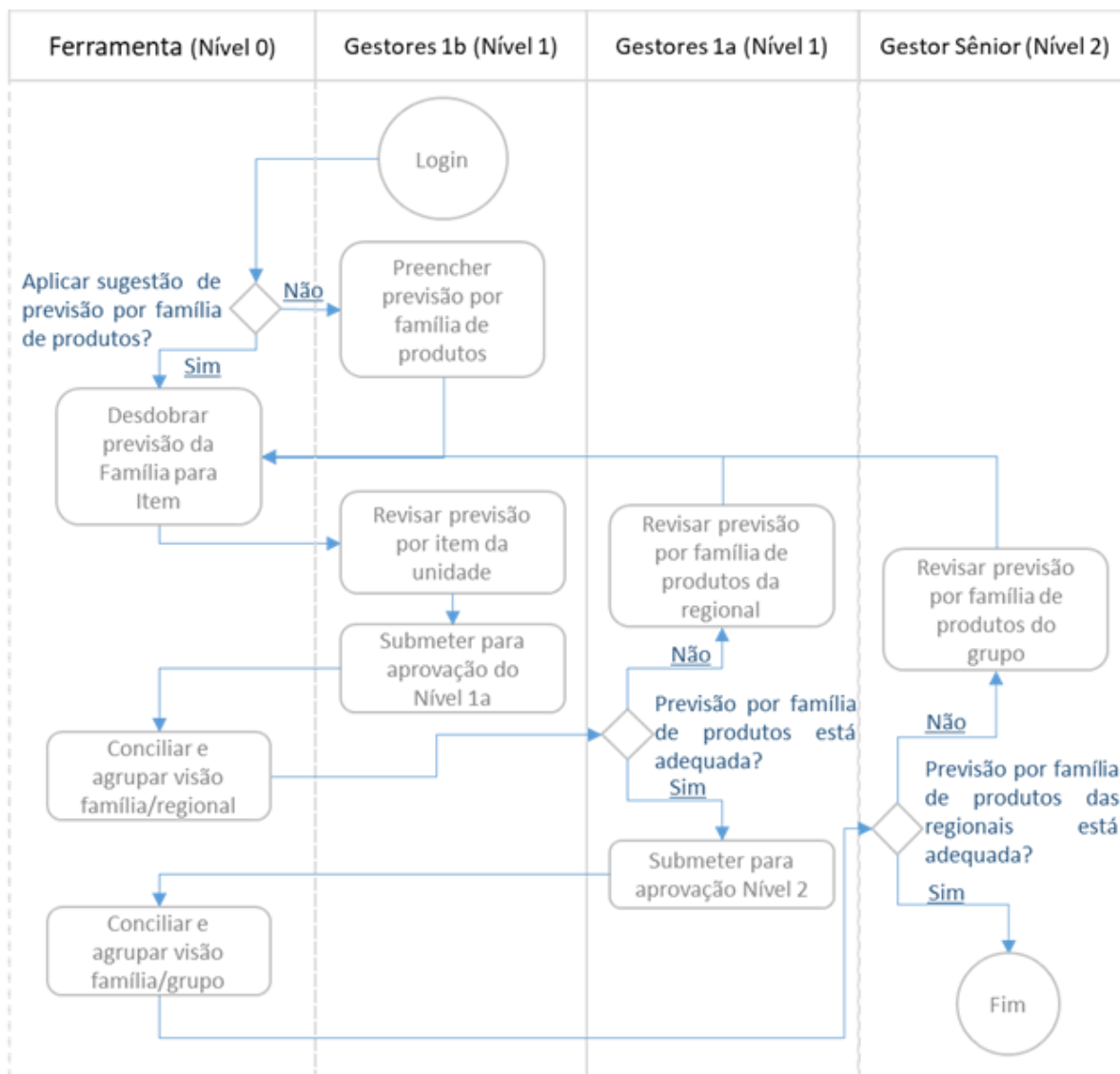
O fluxo do processo é iniciado pelo usuário do Nível 1b, que acessa a ferramenta e escolhe entre revisar a previsão sugerida pela ferramenta ou inserir manualmente a previsão. Nos casos em que a previsão alterada pelo usuário estiver fora do intervalo definido na ferramenta, que é de 1,5 desvio padrão, o usuário é forçado a inserir uma causa pré-definida e um comentário. Após as devidas justificativas e ajustes, a ferramenta avalia os valores inseridos e somente então submete ao próximo nível.

Em seguida, os usuários do perfil Nível 1a, que corresponde ao gestor comercial da regional de vendas e que é responsável por um grupo de gestores de unidades de negócio (Nível 1b), revisam a previsão inserida por estes, no nível da família de produtos por unidade



de negócio. Havendo discordância dos valores inseridos, os usuários do Nível 1a ajustam os valores discordantes e então os valores ajustados são salvos na ferramenta, na qual também ficam visíveis para os usuários do Nível 1b, que podem novamente realizar ajustes no caso de discordância.

FIGURA 4 – Fluxo executado pelos usuários na ferramenta para elaborar a previsão.



Fonte: próprio autor.

Havendo consenso entre o Nível 1a e o Nível 1b, o plano de demanda é novamente agregado somente no nível de família de produtos e então é revisado pelo usuário do Nível 2, que corresponde ao executivo sênior da organização, neste estudo de caso representado pelo diretor comercial, que é responsável pelo grupo de gerentes de regionais de vendas.



## 5. ESTUDO DE CASO

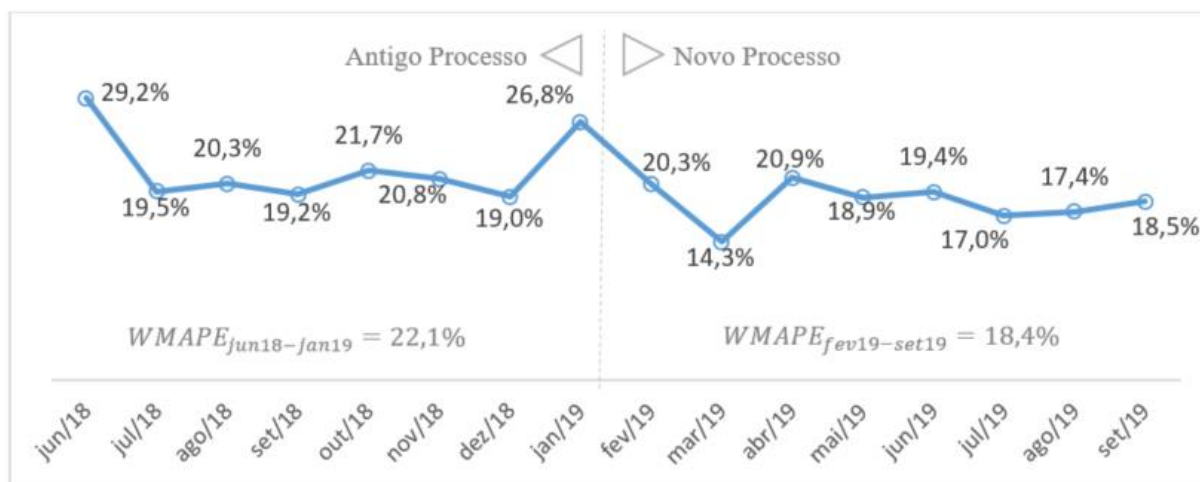
Participaram na implantação do processo proposto neste trabalho 65 gestores comerciais, distribuídos em regiões geográficas diferentes.

O primeiro mês de funcionamento do novo ciclo implementado foi jan/2019, e a amostra utilizada para avaliação dos ganhos da mudança compreende o período de jun/2018 até set/2019, sendo oito meses de dados referentes ao processo antigo e oito meses referentes ao novo. As variáveis aleatórias utilizadas como objeto de estudo para fins de determinação da eficácia do método proposto foram o volume de vendas previsto e realizado, e os indicadores de desempenho utilizados foram o erro percentual médio absoluto ponderado (WMAPE), o erro percentual médio absoluto (MAPE) e o desvio padrão do MAPE.

### 5.1 Aplicação do Método Proposto e Resultados

Conforme mostrado na Figura 5, o WMAPE observado durante o antigo processo foi 22,1% e, no novo processo, 18,4%. A redução neste indicador aponta que os itens de maior giro tiveram uma melhor assertividade na previsão de vendas e isso pode ser atribuído ao fato de que, durante o processo de preenchimento da previsão de vendas na ferramenta, os gestores comerciais são orientados a colocar a previsão macro, da família de vendas, e, após o desdobramento da previsão da família para os itens que compõem a mesma, somente revisar os itens de maior giro.

FIGURA 5 – WMAPE utilizando o antigo e o novo processo.



Fonte: próprio autor.

A revisão da sugestão fornecida pela ferramenta, seja para a família de produtos ou

para o item, apesar de ser opcional, tem papel fundamental no compartilhamento da responsabilidade da construção da previsão, pois insere a possibilidade de alterar o número estatístico em virtude das condições de mercado, que é de conhecimento do gestor comercial, e evita dilemas de baixa assertividade da previsão por falta de interação no processo ou confiança na sugestão da ferramenta.

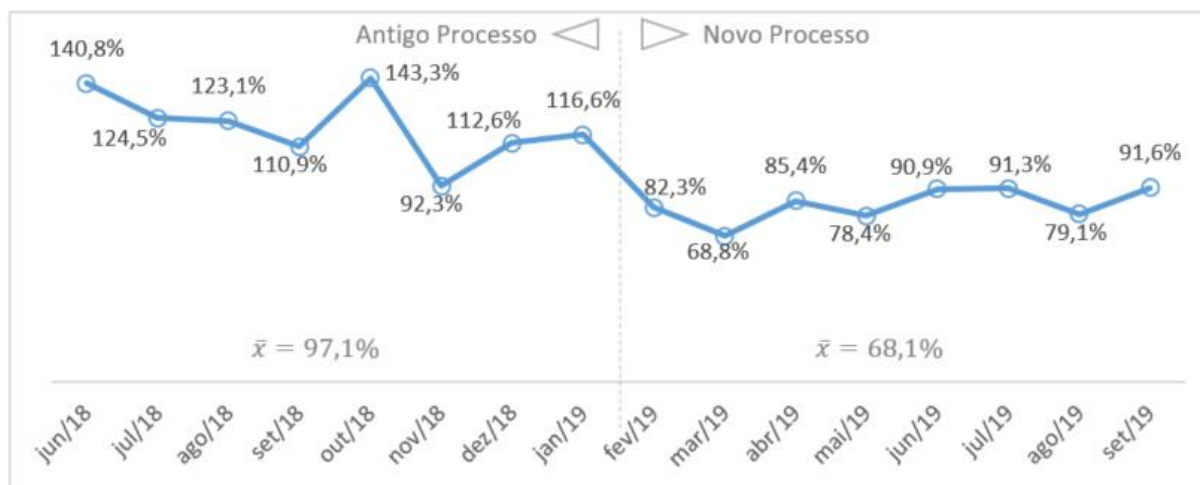
A Tabela 1 mostra o efeito da mudança da estratégia de construção da previsão dos itens classes A, B e C que representam 80%, 15% e 5% do volume vendido, respectivamente.

TABELA 1 - Resultado do WMAPE por classe de produto antes e depois do novo processo.

Classe Item	Quantidade Itens	WMAPE Antigo Processo	WMAPE Novo Processo	$\Delta\%$
A (80% Volume de venda)	358	18,20%	15,20%	-16,48%
B (15% Volume de venda)	1.788	29,60%	23,60%	-20,27%
C ( 5% Volume de venda)	6.854	44,50%	42,70%	- 4,04%
Total	9.000	22,10%	18,40%	-16,74%

Fonte: próprio autor.

FIGURA 6 – MAPE considerando somente os itens classe C, no antigo e no novo processo.



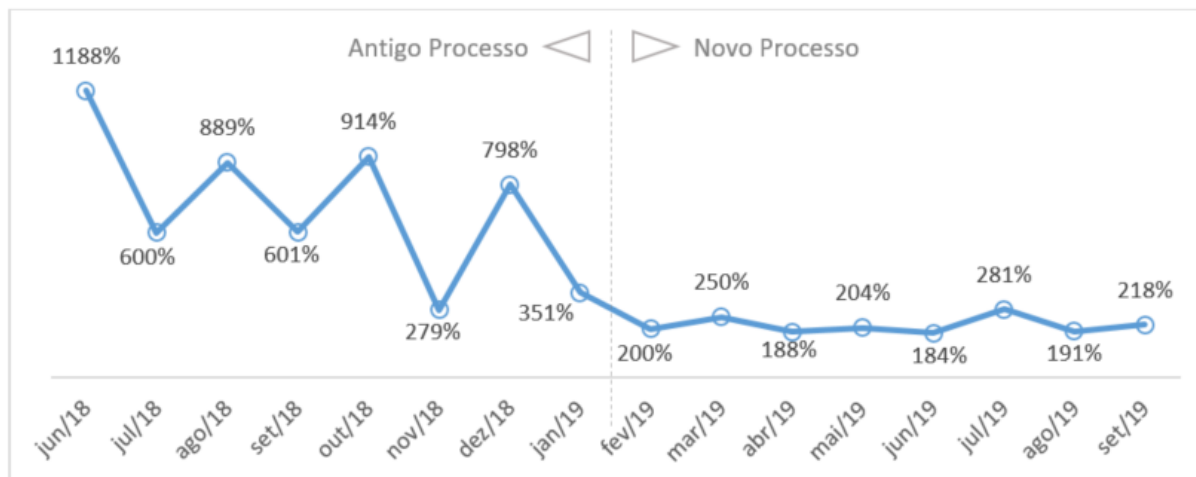
Fonte: próprio autor.

Percebe-se uma redução considerável do WMAPE dos itens classes A e B, o que reforça o argumento de que a nova estratégia de construção do plano de demanda influenciou positivamente a assertividade da previsão nos itens de maior giro.

Os itens classe C, que somente representam 5% do volume de vendas, porém 76% da quantidade de produtos comercializados, tiveram uma redução pouco significativa no WMAPE, que foi de 4,04%. Este fato mostra que deixar que a ferramenta sugira um valor de previsão baseado no histórico e na previsão agregada da respectiva família, em vez de inserir

manualmente item a item, não traz impacto negativo no indicador de WMAPE.

FIGURA 7 – Desvio padrão dos valores observados de MAPE dos itens classe C.



Fonte: próprio autor.

Outro ponto importante é que o MAPE e o desvio padrão dos erros percentuais dos itens que compõem a classe C tiveram melhora relevante, conforme ilustram os gráficos das Figuras 6 e 7.

A queda do MAPE e do desvio padrão dos erros percentuais absolutos indica que uma parcela importante do viés otimista incorporada pelo usuário foi removida. Isso ocorre devido ao fato de os itens de baixo giro normalmente estarem associados a demandas intermitentes, como por exemplo itens comercializados para um pequeno grupo de clientes com pedidos irregulares. Nessas situações, a previsão, quando inserida pelo usuário, normalmente corresponde à venda de um mês no qual o grupo de clientes consumidores do item de baixo giro realiza a aquisição do mesmo. Ocorre que, no decorrer dos meses, hora tem-se venda e hora não, assim a variabilidade do erro torna-se elevada, conforme pode-se observar na Figura 7, no período que compreende o processo antigo.

Quando se assume a sugestão da ferramenta, tendo em vista que a mesma possui um comportamento mediano, em virtude do tratamento dos dados executado no Nível 0, ilustrado na Figura 2, a variação do erro torna-se substancialmente menor, bem como o MAPE, ambos observados nas Figuras 6 e 7, respectivamente.

Esse fenômeno, que influencia negativamente tais indicadores observados no processo antigo, ocorre pelo excesso de otimismo inerente ao time comercial e pela falta de confiança na ferramenta utilizada, como, por exemplo, o fato de que todo período a ser previsto é considerado pelo usuário como algo completamente novo, portanto, não seguindo a sugestão construída utilizando o histórico (Goodwin et al. 2013).

Tais fatores também contribuíram para o ajuste da previsão de uma parcela relevante de itens das classes B e C no processo novo, mesmo com a orientação de revisar a sugestão fornecida pela aplicação computacional apenas dos itens de alto giro.

TABELA 1 - MAPE dos itens cujas previsões foram ajustadas considerando a previsão fornecida pelo sistema e a previsão alterada pelo usuário, separados por classe.

Classe	Erro Percentual Médio Absoluto - MAPE	
	Previsão Fornecida Sistema	Previsão Ajustada pelo Usuário
A	26,10%	23,10%
B	33,30%	48,20%
C	44,10%	114,60%

Fonte: próprio autor.

Avaliando a Tabela 1, percebe-se que o ajuste realizado nos itens pertencentes à classe A foram positivos, pois provocaram a redução do MAPE. Para os itens contidos nas classes B e C o resultado foi o inverso.

Neste caso, a melhora da assertividade dos itens de maior giro pode ser atribuída ao fato de que, por serem produtos que geram impacto no volume de vendas e que normalmente são submetidos a ações comerciais conforme as condições do mercado, estão mais presentes na rotina do gestor comercial. Portanto, o senso de causa do usuário faz com que o ajuste seja mais assertivo do que a previsão sugerida pela ferramenta, o que reforça o argumento apresentado por Fischer e Harvey (1999) e Webby et al. (2005) de que quando existe informação relevante do contexto de mercado, a intervenção por parte do usuário é benéfica.

No caso dos itens classes B e C, por serem em maior quantidade e por possuírem venda intermitente na medida em que têm representatividade menor no conjunto de itens comercializados na filial, o ajuste realizado pelo usuário piorou consideravelmente a assertividade da previsão destes.

## 6. CONCLUSÃO

Para a construção do planejamento da demanda, constata-se na literatura a combinação de projeções geradas através de métodos estatísticos e informações gerenciais oriundas dos profissionais pertencentes ao setor de vendas.

O resultado obtido aponta que, no processo proposto, a previsão atribuída para os itens de giro alto foi mais assertiva, WMAPE menor, em decorrência do fato de que tais itens, por serem em pequena quantidade e gerarem grande impacto na organização – em termos de

venda – normalmente possuem mais visibilidade e controle por parte do time vendas. Logo, o ajuste qualitativo incorpora informações de mercado que melhoram o plano de demanda.

Para os itens de baixo giro, o ajuste qualitativo realizado não trouxe melhoria, pois o valor sugerido pela ferramenta é mais assertivo por obter um resultado de MAPE e um desvio padrão inferior, o que mostra que as previsões para tal classe de itens baseadas em métodos estatísticos são mais consistentes. Isso pode ser atribuído ao fato de que os itens de baixo giro representam 95% do portfólio de itens e somente 5% do volume vendido, assim possuindo visibilidade reduzida e menor controle direto por parte do time de vendas.

Vê-se, portanto, que o processo proposto trouxe maior assertividade, consistência e colaboração para o planejamento da demanda, pois diminuiu os indicadores de erro e permitiu maior integração entre pessoas que acrescentam informações relevantes de mercado no plano.

## REFERÊNCIAS

- ARVAN, M., FAHIMNIA, B., REISI, M., & SIEMSEN, E. (2018). **Integrating human judgement into quantitative forecasting methods: A review**. Omega (United Kingdom).
- BUNN, D., & WRIGHT, G. (1991). **Interaction of Judgemental and Statistical Forecasting Methods: Issues & Analysis**. Management Science, 37(5), 501–518.
- 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, 62(3), 413–424.
- CROCE, V., & WÖBER, K. W. (2011). **Judgemental forecasting support systems in tourism**. Tourism Economics, 17(4), 709–724.
- FISCHER, I., & HARVEY, N. (1999). **Combining forecasts: What information do judges need to outperform the simple average?** International Journal of Forecasting, 15, 227–246.
- GANESAN, R. (2015). **Demand planning. In The Profitable Supply Chain** (pp. 139–157).
- GOODWIN, P., SINAN GÖNÜL, M., & ÖNKAL, D. (2013). **Antecedents and effects of trust in forecasting advice**. International Journal of Forecasting, 29(2), 354–366.
- HANKE, J., & WICHERN, D. (2008B). **Business Forecasting (9th ed.)**. Pearson.
- HELMS, M. M., ETTKIN, L. P., & CHAPMAN, S. (2000). **Supply chain forecasting: Collaborative forecasting supports supply chain management**. Business Process Management Journal, 6(5), 392–407.

IVERT, L. K., & JONSSON, P. (2010). **The potential benefits of advanced planning and scheduling systems in sales and operations planning.** *Industrial Management and Data Systems*, 110(5), 659–681.

MEYR, H. (2012). **Demand Planning.** In *Advanced Planning in Supply Chains*.

NADA R. SANDERS, & KARL B. MANRODT. (2003). **Forecasting Software in Practice: Use, Satisfaction, and Performance.** *Interfaces*, 33(5), 90–93.

NAKANO, M. (2009). **Collaborative forecasting and planning in supply chains: The impact on performance in Japanese manufacturers.** *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 39(2), 84–105.

O'LEARY-KELLY, S. W., & FLORES, B. E. (2002). **The integration of manufacturing and marketing/sales decisions: Impact on organizational performance.** *Journal of Operations Management*, 20(3), 221–240.

OLIVA, R., & WATSON, N. (2011). **Cross-functional alignment in supply chain planning: A case study of sales and operations planning.** *Journal of Operations Management*, 29(5), 434–448.

SANDERS, NADA R., & MANRODT, K. B. (1994). **Forecasting Practices in US Corporations: Survey Results.** *Interfaces*, 24(2), 92–100.

SANDERS, NADA R., & RITZMAN, L. P. (2004). **Integrating judgmental and quantitative forecasts: Methodologies for pooling marketing and operations information.** *International Journal of Operations and Production Management*, 514–529.

SANDERS, NADIA R., & MANRODT, K. B. (2003). **The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice.** *Omega*, 31(6), 511–522.

SONG, H., GAO, B. Z., & LIN, V. S. (2013). **Combining statistical and judgmental forecasts via a web-based tourism demand forecasting system.** *International Journal of Forecasting*, 29(2), 295–310.

SONG, H., WITT, S. F., & ZHANG, X. (2008). **Developing a Web-based tourism demand forecasting system.** *Tourism Economics*, 14(3), 445–468.

VLCKOVA, V., & PATAK, M. (2010). **Role of demand planning in business process management.** *BUSINESS AND MANAGEMENT*, 1119–1126.

WAGNER, M. (2005). **Demand Planning.** In *Supply Chain Management and Advanced Planning* (pp. 141–157).

WEBBY, R., O'CONNOR, M., & EDMUNDSON, B. (2005). **Forecasting support systems for the incorporation of event information: An empirical investigation.** *International Journal of Forecasting*, 21(3), 411–423.