

CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FEI

GUSTAVO FERREIRA COELHO LIPPI

**O VALOR DO COMPARTILHAMENTO DE INFORMAÇÃO DO PONTO DE
VENDA E NÍVEL DE AGREGAÇÃO NA PREVISÃO DE DEMANDA**

SÃO BERNARDO DO CAMPO

2014

GUSTAVO FERREIRA COELHO LIPPI

**O VALOR DO COMPARTILHAMENTO DE INFORMAÇÃO DO PONTO DE
VENDA E NÍVEL DE AGREGAÇÃO NA PREVISÃO DE DEMANDA**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Centro
Universitário FEI para obtenção do título de
Mestre em Engenharia Mecânica, orientado pelo
Prof. Dr. Mauro Sampaio.

SÃO BERNARDO DO CAMPO

2014

Lippi, Gustavo Ferreira Coelho.

O valor do compartilhamento de informação do ponto de venda e nível de agregação na previsão de demanda / Gustavo Ferreira Coelho Lippi. São Bernardo do Campo, 2014.

52 f. : il.

Dissertação - Centro Universitário da FEI.

Orientador: Prof^o Dr. Mauro Sampaio.

1. Ponto de venda (PDV). 2. Top-down e bottom-up. 3. Previsão de demanda. I. Sampaio Mauro, orient. II. Título.

CDU 65.012.2



Centro Universitário da **FEI**

APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO ATA DA BANCA JULGADORA

PGM-10

Programa de Mestrado de Engenharia Mecânica

Aluno: Gustavo Ferreira Coelho Lippi

Matrícula: 212116-8

Título do Trabalho: O valor do compartilhamento de informação do ponto de venda e nível de agregação na previsão de demanda

Área de Concentração: Produção

ORIGINAL ASSINADA

Orientador: Prof. Dr. Mauro Sampaio

Data da realização da defesa: 02/05/2014

A Banca Julgadora abaixo-assinada atribuiu ao aluno o seguinte:

APROVADO

REPROVADO

São Bernardo do Campo, 02 de Maio de 2014.

MEMBROS DA BANCA JULGADORA

Prof. Dr. Mauro Sampaio

Ass.: _____

Prof. Dr. Wilson de Castro Hilsdorf

Ass.: _____

Prof. Dr. Claude Machline

Ass.: _____

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

**ENDOSSO DO ORIENTADOR APÓS A INCLUSÃO DAS
RECOMENDAÇÕES DA BANCA EXAMINADORA**

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury

À minha namorada, pela paciência e compreensão, e aos meus pais, por tudo de bom e valioso que me ensinaram por toda a vida.

AGRADECIMENTOS

À minha família, pela compreensão de minha ausência nos momentos de dedicação e estudo para o curso.

Aos profissionais de minha empresa, pelo apoio à minha decisão de buscar mais conhecimento para a nossa área de atuação.

Ao Prof. Mauro Sampaio, pela dedicação, paciência e sabedoria na condução e orientação desta pesquisa, além de ter emergido da exposição de suas aulas a ideia e o formato original do estudo.

Ao Prof. Wilson Hilsdorf, pelas críticas construtivas na orientação da revisão da literatura, desenvolvida, em grande parte, a partir de suas aulas.

Ao Prof. Sergio Delijaicov, pela significativa contribuição no desenvolvimento da metodologia desta pesquisa.

RESUMO

As empresas têm dificuldade em ofertar um bom nível de serviço aos clientes, em parte em função por elevados erros de previsão de demanda. Muitas pesquisas já foram feitas para definir um processo de gestão de demanda eficaz. Nesse contexto, colaboração entre todas as áreas envolvidas no processo e compartilhamento de informações entre cliente e fornecedor são pontos vitais. Esta pesquisa teve o objetivo de avaliar duas variáveis importantes: diferentes bases de dados: ordem de pedidos (OP) e ponto de venda (PDV), e utilização de abordagens distintas de agregação de famílias de produtos: *top-down* (TD) e *bottom-up* (BU). O objetivo principal foi verificar qual base e tipo de abordagem resultam em uma maior acuracidade na previsão de demanda de uma empresa do ramo farmacêutico. Os resultados indicam que a variável "tipo de abordagem" não é significativa, porém o tipo de base de dados utilizada tem impacto importante na acuracidade. O fornecedor projetar os pedidos do varejista com base nos dados de PDV, pode reduzir de forma significativa os erros de previsão de demanda.

Palavras-chave: Ponto de Venda (PDV). *Top-down* e *bottom-up*. Previsão de Demanda.

ABSTRACT

Companies are finding it more difficult to offer a good level of customer service on a daily basis, due to the high uncertainty in performing a good forecast. Many research studies have been conducted in order to discover the variables that impact the accuracy of the forecast. In this context, the issues considered important for improving the forecast are the collaboration among all areas involved in the process and sharing the information between customer and supplier. This research aims to evaluate these two issues: (1) the impact of top-down versus bottom-up aggregation forms on forecast accuracy; and (2) whether shared POS data improves forecast accuracy. The main goal is to find the best processes to increase forecast accuracy. The results of this study indicate that aggregate approach is not significant and show that POS data is key in the forecast process.

Keywords: Point of Sale (POS). Top-down and bottom-up. Forecasting Demand.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Estudos anteriores	22
Tabela 2: Variáveis do experimento.....	30
Tabela 3: Característica das famílias de produtos	31
Tabela 4: Comparativo do crescimento das vendas da empresa e do varejo.....	32
Tabela 5: Formulário de coleta de dados da base PDV	33
Tabela 6: Formulário de coleta de dados da base OP.....	34
Tabela 7: Análise de variância dos dados do experimento.....	37
Tabela 8: Resumo final da comparação dos erros de previsão (MAPE).....	39
Tabela 9: Verificação das Hipóteses	41
Tabela 10: Resumo dos resultados	43

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Estrutura da dissertação por capítulos.....	18
Figura 2: Processo de Previsão de Demanda.....	21
Figura 3: Exemplo de abordagem Top-Down.....	23
Figura 4: Exemplo de abordagem Bottom-Up	24
Figura 5: Fluxo de informações da Cadeia de Suprimentos investigada.....	31
Figura 6: Efeito da base de dados e tipo de abordagem no MAPE	38
Figura 7: Gráfico da Comparação de erros de previsão com abordagem TD	40
Figura 8: Gráfico da Comparação de erros de previsão com abordagem BU	40

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Introdução ao campo do conhecimento.....	13
1.2	Problemas encontrados.....	14
1.3	Declaração do objetivo.....	16
1.4	Questão de pesquisa	16
1.5	Justificativa de pesquisa	16
1.6	Método.....	17
1.7	Estrutura do Trabalho.....	17
2	REVISÃO DA LITERATURA	19
2.1	Compartilhamento de informações	19
2.2	Gestão de Demanda.....	20
2.3	Agregação: Top-down vs. Bottom-up.....	22
2.4	Base de dados: Pedido do cliente vs. Ponto de venda.....	25
2.5	Mitigação do efeito chicote	27
2.6	Hipóteses da pesquisa.....	27
3	METODOLOGIA	30
3.1	Amostra.....	30
3.2	Instrumentos de coleta de dados	33
3.3	Análise dos dados	34
4	RESULTADOS	36
4.1	Discussão dos resultados.....	41
5	CONCLUSÃO	45
5.1	Limitações e pesquisas futuras.....	46
	REFERÊNCIAS	48
	APÊNDICE A – MÉTODOS ESTATÍSTICOS UTILIZADOS PARA PREVISÃO	52

APÊNDICE B – MAPE DE TODAS AS FAMÍLIAS	53
---	-----------

LISTA DE ABREVIATURAS

POS – *Point of Sale*

PDV – Ponto de Venda

OP – Ordem de pedidos

SKU – *Stock Keeping Unit*

S&OP – *Sales and Operation Planning*

TD – *Top-down*

BU – *Bottom-up*

CD – Centro de Distribuição

CPFR – *Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment*

MAPE – *Mean absolute percentage error*

ERP – *Enterprise Resource Planning*

CPG – Empresas de Bens de Consumo Inovadoras

VMI – *Vendor Managed Inventory*

1 INTRODUÇÃO

1.1 Introdução ao campo do conhecimento

Muitas empresas já declaram dificuldade em acompanhar a flutuação do mercado, pois todos os processos, desde a geração da demanda, gestão da cadeia de suprimento até a gestão dos clientes, perecem com a crescente necessidade de customização. Dessa forma, qualquer tentativa de previsão de demanda é muito difícil ou talvez impossível.

Cada vez mais as organizações precisam desenvolver a capacidade de sobreviver e prosperar em ambientes competitivos, imprevisíveis e em constante mudança (GUNASEKARAN, 2001). Vários autores alertam que ações isoladas não serão suficientes para o desenvolvimento de estratégias eficazes que apostem no aumento da satisfação do consumidor. Recomendam atenção especial a quatro elementos fundamentais: (a) desenvolvimento de uma estratégia integrada; (b) adoção de tecnologias para lidar com as últimas demandas; (c) desenvolvimento de uma estrutura organizacional flexível; e (d) opção por pessoas treinadas, educadas e hábeis para lidar com as incertezas.

Neste ambiente já complexo, o problema de previsão da demanda agravou-se com a crescente proliferação da diferenciação de produtos em múltiplos canais de marketing num mundo globalizado. Os erros de previsão de demanda reportados nos últimos anos são sensivelmente maiores que em décadas passadas (CHRISTOPHER, 1997; HOLWEG, 2011).

Por muitos anos, o histórico de vendas foi a única base disponível de dados para a previsão de demanda pelos fornecedores, até porque não havia alternativas. Na última década, novos softwares de previsão da demanda contribuíram para o desenvolvimento da área de demanda no tratamento estatístico dos históricos de vendas, embora a acuracidade da previsão não tenha melhorado na mesma proporção (MCCARTHY *et al.*, 2006). Nos últimos anos, graças aos avanços da tecnologia da informação e à maior disposição dos membros da cadeia de suprimento em compartilhar informações, os

dados capturados nos pontos de venda (PDV) pelos varejistas tornaram-se disponíveis a alguns fornecedores. Mas ainda sem grandes impactos sobre a acuracidade da previsão de demanda, além de atualizar as informações de fatia de mercado para as áreas de marketing e vendas (BORGOS, 2008).

Discussões a respeito do compartilhamento de informações proliferaram na recente literatura (CLOSS *et al.*, 1998; STANK *et al.*, 2001; HOYT; HUQ, 2000; SANDERS; PREMUS, 2002; XU; DONG, 2004; KAIPIA *et al.*, 2006). O senso comum considera que os fornecedores poderiam “obter vantagem pelo acesso a informações privadas e específicas, obtidas junto a seus varejistas, e melhorar o desempenho das projeções e a eficiência do planejamento de sua cadeia de suprimento” (XU; DONG, 2004). Teoricamente, estes dados de PDV ajudariam a mitigar o impacto do efeito chicote na cadeia de suprimento (KIELY, 1999; LAPIDE, 1999, 2005; ROMANOW *et al.*, 2004), porém poucas evidências empíricas foram identificadas até o momento na literatura comprovando a veracidade dessa hipótese.

Já outros autores (DUNN *et al.*, 1971; DANGERFIELD; MORRIS, 1988; GORDON *et al.*, 1997) sugerem que as previsões agregadas em nível de família de produtos, ao invés de *Stock Keeping Unit* (SKU), podem melhorar a acuracidade da previsão de demanda, embora ainda não exista consenso a esse respeito.

Resumindo, novas bases de dados estão disponíveis e novos softwares e diferentes formas de agregação de dados de vendas são possíveis. Esse cenário favorece a realização de estudos para o desenvolvimento de métodos e processos mais confiáveis de previsão de demanda, fundamentais para atender ao nível de atendimento a um consumidor cada vez mais exigente e, simultaneamente, promover a redução de custos totais da cadeia de suprimento.

1.2 Problemas encontrados

Mesmo com o aumento da discussão sobre a importância do compartilhamento dos dados de PDV (WILLIAMS; WALLER, 2010), o interesse dos fornecedores pelos dados do varejo não cresceu no mesmo ritmo. Esse fenômeno pode ser creditado a dois

fatores. Em primeiro lugar, apesar de algumas grandes redes do varejo, como o Wal-Mart, compartilharem facilmente seus dados de PDV com seus fornecedores, muitos varejistas ainda não disponibilizam esse tipo de informações, ou as oferecem apenas para um grupo seletivo de fornecedores. Em segundo, existe pouca evidência empírica que ateste uma queda dos erros nas projeções de demanda após a incorporação dos dados de PDV no processo de elaboração das projeções. Desse modo, mesmo que com reservas, muitos fornecedores preferem recorrer aos dados de ordens de pedidos (OP) dos clientes para prever demandas, mesmo reconhecendo que esse tipo de informação pode resultar em projeções menos acuradas, por seu grau adicional de variabilidade (como o efeito chicote, por exemplo).

Existe ainda no mercado pouco conhecimento do impacto da utilização dos dados de ponto-de-venda (PDV) nos sistemas de gestão de demanda dos fornecedores, fator que dificulta a proliferação do compartilhamento de informações entre os membros da cadeia de suprimento.

Os fornecedores também podem usar diferentes abordagens para a previsão de demanda. O fornecedor pode optar por uma abordagem mais ou menos agregada, adotando perspectivas “*top-down*” (TD) ou “*bottom-up*” (BU) para suas projeções em nível de SKU ou de família de produtos, respectivamente.

Com uma abordagem TD, o fornecedor cria uma única projeção para a demanda total do cliente (dos centros de distribuição (CDs), por exemplo), e depois divide por uma média histórica esse total em projeções individuais para cada CD, por exemplo. Por outro lado, a abordagem BU determina que o fornecedor crie projeções de demanda para cada CD individual e então some todas essas projeções para chegar a uma projeção final no nível da operação (LAPIDE, 1998). Desse modo, o fornecedor precisa determinar se é o caso de adotar uma abordagem TD ou BU para sua projeção de demanda, mas ele faz isso sem muita evidência empírica para apoiar sua decisão.

Os fornecedores também precisam chegar à outra conclusão, mais especificamente como a incorporação dos dados compartilhados de PDV ao seu processo de gestão de demanda afeta sua decisão na hora de escolher entre as abordagens TD e o BU. Por exemplo, a abordagem TD pode reduzir um pouco a variabilidade nos dados de pedidos dos clientes aos CDs porque ela condensa essas informações, e assim pode aprimorar a precisão das projeções no nível global. No

entanto, uma desvantagem potencial é a imprecisão nas projeções de demanda dos centros de distribuição. A literatura existente sugere que os dados compartilhados de PDV podem reduzir a variabilidade introduzida no processo de projeção de demanda, algo que cria vantagens similares à abordagem TD. Nessa situação, qualquer afirmação sobre os benefícios da abordagem TD frente à BU depende de como o fornecedor vai integrar os dados compartilhados de PDV ao seu processo de projeção de demanda.

1.3 Declaração do objetivo

Neste estudo, o objetivo é identificar empiricamente quais variáveis independentes (agregação e fonte de dados) afetam a acuracidade da previsão de demanda. Mais especificamente, pretende-se verificar se o nível de agregação dos dados (TD ou BU) e/ou as fonte de dados (OP vs. PDV) e suas respectivas interações afetam a acuracidade da previsão de demanda de produtos com demandas sazonais de um fabricante de produtos hospitalares.

1.4 Questão de pesquisa

Quais variáveis explicam a maior acuracidade da previsão de demanda?

1.5 Justificativa de pesquisa

O aumento da complexidade nos sistemas logísticos, com a multiplicação dos pontos-de-venda, aumento do número de locais de produção e armazenagens, redução do ciclo de vida e proliferação de produtos, resultou em um aumento da dificuldade de

realizar previsão de vendas (JULIANELLI, 2006). Nesse cenário, novas alternativas de processos de previsão de demanda são bem-vindas à literatura, pois podem possibilitar redução dos erros de previsão e, conseqüentemente, menores estoques e melhores níveis de serviços ao varejo e ao consumidor final.

Esta pesquisa também é importante para os gestores de Supply Chain, especialmente gestores de gestão de demanda que constantemente buscam alternativas e métodos para redução dos seus erros de previsão de demanda.

1.6 Método

Para atender aos objetivos do estudo e responder à questão de pesquisa proposta, foram coletados dados de demandas de um fabricante de produtos hospitalares e dados do ponto de venda de um de seus principais clientes, uma rede de varejo farmacêutica.

Com esses dados, foram criados vários experimentos fatoriais 2x2 para avaliar a influência de duas variáveis independentes (tipo de abordagem e base de dados) sobre a acuracidade da previsão de demanda. Os detalhes serão explicados, mais adiante, no capítulo 3 de metodologia.

1.7 Estrutura do Trabalho

Com a finalidade de atingir os objetivos da pesquisa, a dissertação está estruturada em seis capítulos, como mostra a Figura 1. Este primeiro capítulo faz uma introdução ao campo do conhecimento, explicita os problemas encontrados, descreve os objetivos propostos e finaliza com a justificativa da pesquisa. O segundo capítulo faz uma revisão da literatura e apresenta as hipóteses da pesquisa. O capítulo 3 mostra a metodologia da pesquisa. O capítulo 4 apresenta os resultados do estudo, o teste das hipóteses e a análise dos resultados. Por fim, o capítulo 5 responde às questões e fornece

direcionamentos para pesquisas futuras que poderão contribuir para a expansão do conhecimento sobre o tema estudado.

Estrutura da Pesquisa		Capítulos
INTRODUÇÃO		1
Introdução ao campo do conhecimento	1.1	
Problemas encontrados	1.2	
Declaração do objetivo	1.3	
Questão de pesquisa	1.4	
Justificativa da pesquisa	1.5	
Método	1.6	
Estrutura do trabalho	1.7	
REVISÃO DA LITERATURA		2
Compartilhamento de informações	2.1	
Gestão de demanda	2.2	
Agregação: Top-down vs. Bottom-up	2.3	
Base de dados: Pedido do cliente vs. Ponto de venda	2.4	
Mitigação do efeito chicote	2.5	
Hipóteses da pesquisa	2.6	
METODOLOGIA		3
Amostra	3.1	
Instrumentos de coleta de dados	3.2	
Análise dos dados	3.3	
RESULTADOS		4
Discussão dos resultados	4.1	
CONCLUSÃO		5
Limitações e pesquisas futuras	5.1	

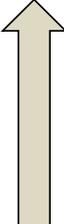
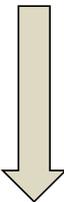
 **Teoria**
 **Pesquisa empírica**

Figura 1 Estrutura da dissertação por capítulos
 Fonte: Elaborado pelo autor

2 REVISÃO DA LITERATURA

Uma extensa literatura acadêmica reconhece a importância fundamental do processo de gestão de demanda em todos os aspectos para o sucesso do negócio (MENTZER *et al.*, 1999). Nas duas últimas décadas, as ferramentas disponíveis para a projeção de demandas foram aperfeiçoadas de forma substancial, porém, a precisão dessas projeções não melhorou na mesma proporção. McCarthy *et al.* (2006) mostraram que, comparando-se a níveis anteriores (MENTZER; COX, 1984; SANDERS; MANRODT, 1994; MENTZER; KAHN, 1995), houve uma queda na precisão das projeções. Os autores especulam que esse declínio pode ser causado por uma perda de foco no processo de gestão de demanda. Mentzer e Bienstock (1998) desenvolveram um processo de demanda subdividido em quatro dimensões: gestão, sistema, técnicas e avaliação de desempenho. Golicic *et al.* (2002) afirmam que uma empresa precisa enfatizar cada uma dessas dimensões para obter um processo de previsão e reposição colaborativo (CPFR) bem sucedido.

Ainda que haja vários aspectos do processo de gestão de demanda que podem ser aprimorados, este trabalho focará nos aspectos: compartilhamentos de informações, tipos de abordagens de agregação de dados e tipos de base de dados.

2.1 Compartilhamento de informações

O compartilhamento de informações é uma importante ferramenta para a integração da cadeia de suprimento e melhoria de seu desempenho (CHRISTOPHER, 1997; FROHLICH; WESTBROOK, 2001). Contudo, o compartilhamento efetivo exige a construção de um relacionamento de parceria entre os membros da cadeia de suprimentos que consomem recursos financeiros (por exemplo, *software*) e os membros que consomem recursos não financeiros (por exemplo, tempo), com envolvimento de ambas as partes. Até o momento, poucas foram as empresas que atingiram níveis satisfatórios de integração (JIN *et al.*, 2013; RAVICHANDRAN; LIU, 2011). Parte do

problema é decorrente da alta complexidade e do volume de dados coletados, além da baixa utilização dessa ferramenta com o objetivo de gerar informações gerenciais. Há diferenças entre codificações de produtos e em relação ao nível de agregação dos dados, bem como não há confiança entre empresas nem entre funções de uma mesma organização. Por outro lado, Kahn e Mentzer (1996) e Xu e Dong (2004) defendem que, quando utilizado adequadamente, o compartilhamento de informações pode aprimorar a acuracidade da previsão de demanda.

2.2 Gestão de Demanda

A principal função da gestão da cadeia de suprimento é garantir que o suprimento e a demanda sejam compatíveis e alinhados com a estratégia da organização. Uma boa gestão da cadeia de suprimento principia com uma boa gestão de demanda, pois esse é o principal *input* para o desdobramento do processo de planejamento. Muitos estudos debruçaram-se sobre esse tema, porém, focados principalmente em métodos estatísticos de previsão de demanda (MENTZER, 1999). Mais recentemente, as pesquisas dedicam-se a estudar o processo de gestão de demanda que determina, em linhas gerais, a forma com que uma série de atividades inter-relacionadas contribui para gerar uma previsão com maior acuracidade (CORRÊA, 2010). A Figura 2 ilustra o modelo do processo de gestão de demanda, sendo consideradas todas as etapas, desde a coleta de dados históricos até o tratamento estatístico.

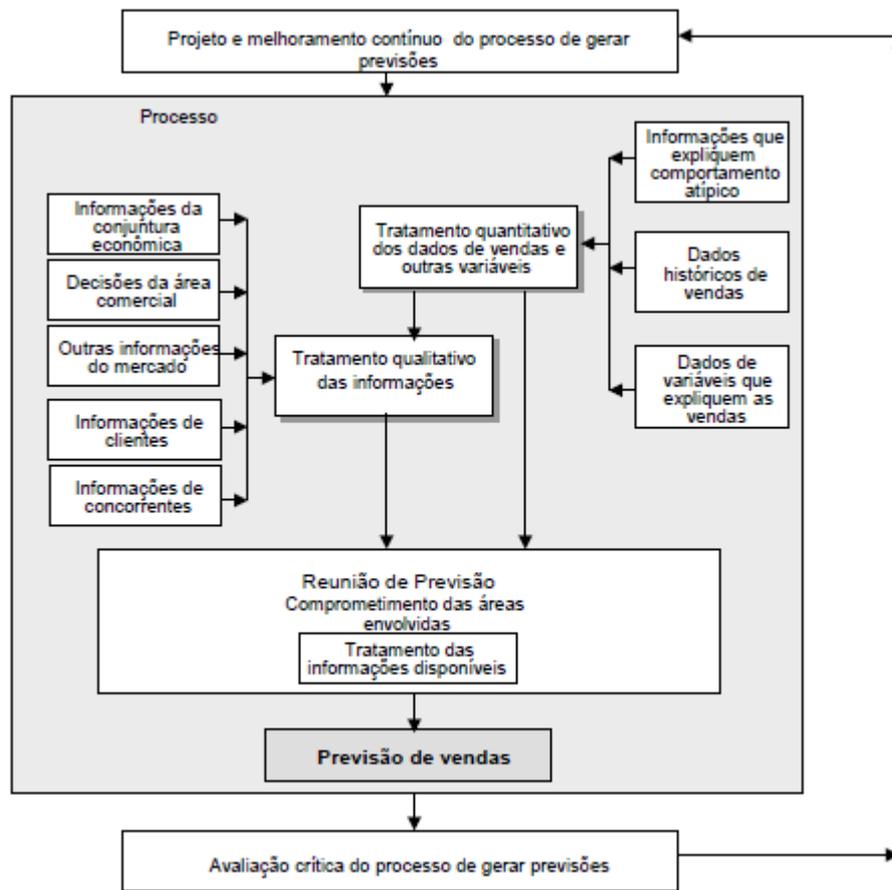


Figura 2: Processo de Previsão de Demanda
 Fonte: Corrêa; Corrêa, 2010, p. 166

Nesse processo, o presente estudo focaliza o impacto do uso de diferentes bases de dados, a partir de dois tipos de abordagem de agregação de dados, na acuracidade da previsão de demanda. Os principais artigos publicados sobre esses dois tópicos são apresentados na Tabela 1, comparando-os individualmente com a presente pesquisa.

Tabela 1: Estudos anteriores

Artigo	Descrição	Comparação com esta pesquisa
Dangerfield e Morris, 1992	Este estudo avaliou a previsão de 15.000 séries utilizando diferentes abordagens (BU vs TD). Conclui que a abordagem BU de famílias de itens produzem previsões mais acuradas.	O presente estudo utiliza dados empíricos e fixa o <i>software</i> para avaliação da previsão de demanda, enquanto o estudo de Dangerfield e Morris, 1992, utiliza apenas um método.
Gordon et. al., 1997	Avaliou empiricamente qual a melhor abordagem para previsão (TD vs BU). Conclui que a abordagem TD é melhor quando os skus são de tamanhos similares e a BU é melhor quando a demanda dos itens são correlacionadas positivamente.	A presente pesquisa avalia dados empíricos do mercado e fixa o <i>software</i> SPSS como ferramenta de avaliação do MAPE, enquanto o estudo de Gordon et. al., 1997 trabalha com dados simulados e diferentes métodos de previsão.
Wanke 2008	Avalia teoricamente o melhor tipo de abordagem para previsão de demanda. Conclui que quando a demanda são correlacionadas é preferível a abordagem TD, quando não são correlacionadas é preferível a abordagem BU.	A presente pesquisa amplia a análise considerando base de dados diferentes e dados empíricos do mercado.
William e Waller 2010	Compara a acuracidade da previsão de demanda utilizando base de dados de PDV vs OP para produtos de bens de consumo. Conclui que a acuracidade utilizando os dados de PDV é maior.	Esta pesquisa expande a análise ao considerar além de duas base de dados, tipos de abordagens diferentes, TD e BU.
William e Waller 2011	Compara a acuracidade da previsão de demanda utilizando base de dados de PDV e OP para produtos de bens de consumo com diferentes tipos de abordagens (TD vs BU). Conclui que a acuracidade utilizando os dados de PDV/BU é maior.	A presente pesquisa avalia outro setor da economia, produtos hospitalares e expande o número de famílias estudadas.
William et. al., 2014	Avalia a previsão de demanda utilizando as bases de dados PDV e OP simultaneamente utilizando o método com integração de séries temporais. Conclui que esse método proporciona uma redução significativa do erro da previsão.	A presente pesquisa examina a previsão de demanda com as bases de dados (PDV e OP) separadamente e avalia também diferentes tipos de abordagens (TD e BU).

Fonte: Elaborado pelo autor

Esses estudos serão detalhados a seguir, mas é digno de nota que são poucos os trabalhos que abordaram os tópicos centrais desta pesquisa individualmente, e muito menos aqueles realizados em interface.

2.3 Agregação: Top-down vs. Bottom-up

Existe consenso entre os autores sobre a conceituação e a operacionalização das abordagens *Top-down* (TD) e *Bottom-up* (BU) na previsão de vendas (WANKE, 2008). Segundo Lapede (1998), na abordagem TD, a previsão de vendas é feita de forma

agregada, por meio da soma de todos os itens, sendo, em seguida, desagregada item a item, geralmente com base no percentual histórico do item no total. Já na abordagem BU, cada um dos itens é previsto separadamente, e as previsões são somadas no nível de previsão de interesse da análise (LAPIDE, 1998).

A Figura 3 mostra um exemplo comum da abordagem TD nas indústrias de bens de consumo. A empresa realiza a previsão de vendas de um determinado SKU (stock keeping unit) com base nos dados históricos das vendas totais e, posteriormente, decide o volume que será enviado para cada centro de distribuição, segundo a representatividade (em %) do CD (JULIANELLI, 2006).

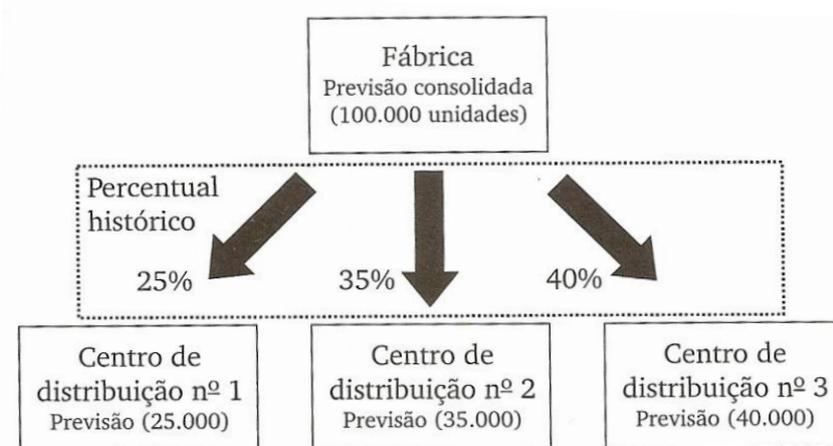


Figura 3: Exemplo de abordagem Top-Down
Fonte: Wanke, Julianelli, 2006, p.

A figura 4 apresenta um exemplo da abordagem BU. Neste caso, os centros de distribuição têm autonomia para realizar a previsão de vendas de um determinado SKU, que, então é enviada para fábrica e consolidada para gerar as ordens de produção e remessa (JULIANELLI, 2006).

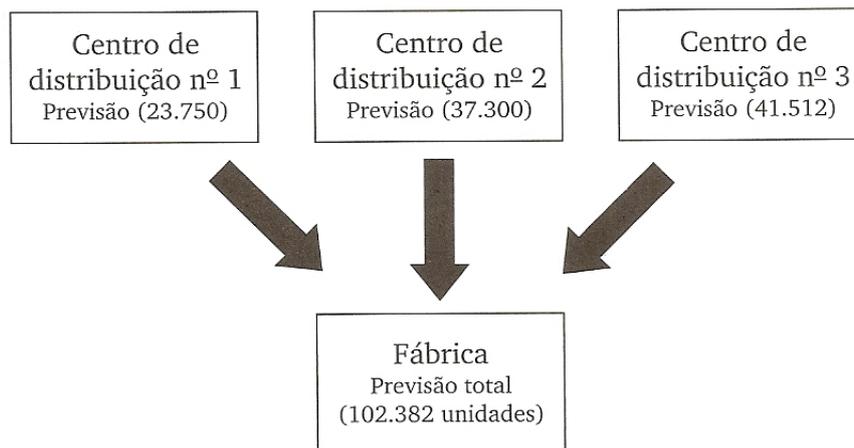


Figura 4: Exemplo de abordagem Bottom-Up
Fonte: Wanke, Julianelli, 2006, p.

Essas duas abordagens levam a resultados de previsão diferentes, influenciando diretamente no erro de previsão. As justificativas gerenciais para agregação dos dados é a redução da quantidade de previsões realizadas, o processo mais rápido para tomada de decisão gerencial e menor investimento em recursos de tecnologia da informação.

Dangerfield e Morris (1992) compararam essas duas abordagens, utilizando mais de 15.000 séries de vendas, de modo agregado e desagregado, em pares, a partir de todas as combinações possíveis de 178 séries originais, gerando previsões com amortecimento exponencial triplo. As correlações entre esses pares de séries variaram entre -0,96 a 1,0 para demandas sazonais ou com padrão de tendência. A acuracidade foi medida por meio do erro percentual absoluto médio (MAPE). Na maioria dos casos, a previsão BU foi mais acurada, contudo, o estudo limita-se a famílias com apenas dois itens e utiliza dados não empíricos, o que dificulta a generalização dos resultados.

Gordon e Morris (1997) compararam os resultados de previsão de 96 gestores de demanda, utilizando a mesma base de dados de Dangerfield e Morris (1992). Concluíram que a abordagem TD tem resultados melhores quando os *SKUs* dentro da família são de tamanhos equivalentes, e que a abordagem BU alcança melhores resultados quando os *SKUs* dentro da família de produtos não são de tamanhos similares. Os autores também concluíram que as previsões estatísticas são mais eficientes do que as previsões realizadas por julgamento qualitativo. Uma das premissas implícitas de Dangerfield e Morris (1992) e Gordon e Morris (1997) é a influência do efeito portfólio (ZINN *et. al.*, 1989). De acordo com esse conceito, a agregação de

vendas minimiza a variação total da demanda quando a correlação entre as séries temporais são baixas. Logo, famílias com baixo coeficiente de correlação de demanda favorecem a abordagem BU e famílias com elevado coeficiente de correlação favorecem a previsão de demanda com a abordagem TD (LAPIDE, 1998).

Wanke (2006), por meio de uma simulação, confirma o impacto das abordagens TD e BU na variância dos erros de previsão apresentados em pesquisas anteriores, mostrando seu impacto sobre o dimensionamento de estoque de segurança

Sichel (2008) apresenta algumas recomendações úteis para a agregação de itens a uma família de produtos de itens de moda, por marca, nível da categoria, linha de tempo (semanal mensal ou anual) e região. O autor afirma que encontrou melhorias do MAPE da ordem de 9,2% com uma formação de famílias de produtos mais homogêneas.

Chen e Lee (2012) estudaram o impacto da agregação por produto-CD e a agregação temporal sobre as medidas do efeito chicote e concluíram que algumas agregações distorcem o verdadeiro valor da variabilidade da demanda no nível desagregado. Para Williams e Waller (2011), ainda não está claro na literatura quando utilizar cada uma das abordagens.

2.4.Base de dados: Pedido do cliente vs. Ponto de venda

Os dados de PDV são o registro de vendas semanais dos produtos do varejo no nível de detalhe de *SKU*/loja. Os varejistas tipicamente transmitem semanalmente as informações do PDV para à indústria, embora existam alguns que disponibilizam esta informação diariamente via portal da internet. Segundo Lapide (2006), os dados proprietários do varejista transmitidos são: dia da semana, número da loja, código do produto, quantidade vendida, quantidade retornada, quantidade recebida, quantidade em trânsito, quantidade pedida, quantidade em mãos e preço de venda do dia. Dependendo do nível de detalhe desejado, os dados do PDV crescem de forma exponencial, dificultando assim sua gestão. Lapide (2006) recomenda às empresas a posse de ferramentas adequadas de tecnologia de informação para gerenciar esses dados e deles

se beneficiarem, transformando-os em informação úteis para diversas funções da empresa, tais como marketing, vendas e logística.

Tradicionalmente, os fabricantes utilizam seus históricos de vendas passadas ou pedidos do cliente para realizar suas previsões de demanda, que podem ser semanais, mensais ou trimestrais. Esses dados estão registrados nos bancos de dados do sistema integrado de gestão (ERP). Porém, há vários problemas ao se utilizar esses dados como base para a previsão. Por exemplo, Lapide (2006) alerta que esses dados podem refletir a capacidade de a empresa entregar os produtos solicitados pelos clientes e não a real demanda do mercado.

O conceito de utilização de PDV para gerar previsões mais precisas é o próximo passo de melhoria do processo de gestão de demanda. Empresas de bens de consumo (CPG) inovadoras já estão usando esses dados de forma eficaz (PARK, 2008), enquanto outras ainda não sabem como utilizá-los ou não têm acesso a essas informações (LAPIDE, 2006). Esse compartilhamento de dados de PDV pode se transformar em uma vantagem competitiva para CPG que conseguirem captar a demanda do cliente e entendê-la mais rapidamente que seus concorrentes (WEINSTEIN; JOHNSON, 1999).

A literatura sugere que os fornecedores da cadeia de abastecimento de varejo deveriam utilizar mais estas informações sobre a demanda do consumidor, isto é, utilizar o histórico do PDV para prever a demanda dos varejistas (LAPIDE, 1999). Contudo, os fornecedores no mercado de bens de consumo que têm acesso a dados consistentes de PDV ainda não os utilizam no processo de previsão de demanda. De acordo com Williams e Waller (2010), os fornecedores de varejo continuam a ignorar a sabedoria contemporânea de usar PDV, pois, embora tenham acesso a essa base, não a utilizam, pois preferem basear-se nos históricos de vendas dos pedidos.

Em seu trabalho, Williams e Waller (2010) investigaram empiricamente o benefício dos dados do PDV para a previsão e precisão de demanda de varejo e descobriram que, em 65 % dos casos, as previsões de pedidos com base em PDV exibiram erros de previsão menores do que aqueles baseados em dados de pedidos. Entretanto, esses resultados, apesar de satisfatórios, ainda são restritos a um grupo específico de produtos da realidade do mercado norte-americano.

Portanto, novas pesquisas são requisitadas na literatura para comprovar a eficácia dos dados de PDV no processo de gestão de demanda (KIELY, 1999).

2.5 Mitigação do efeito chicote

Adicionalmente, a literatura investiga o impacto do compartilhamento de informações sobre o efeito chicote. Lee, Padmanabhan e Whang (1997) formalizam o conceito do efeito chicote como a ampliação da variação da demanda a montante na cadeia de suprimento a partir de uma pequena variação da demanda no mercado. As consequências do efeito chicote são: excesso de estoques e de capacidade, aumento no custo de transporte e ineficiências operacionais. Uma das causas frequentemente associadas ao efeito chicote é a falta de compartilhamento de informações entre os membros da cadeia de suprimentos. Vários autores sugerem a utilização dos dados do PDV pelos membros a montante da cadeia de suprimentos para previsão de suas respectivas demandas (BOURLAND, POWELL; PYKE, 1996; CACHON; FISHER, 2000; GAVIRNENI, KAPUSCINSKI; TAYUR, 1999; LEE, SO; TANG, 2000; WILLIAMS; WALLER, 2010).

2.6 Hipóteses da pesquisa

Os fornecedores podem adotar uma abordagem TD ou BU para previsão de demanda, normalmente utilizando o histórico de dados dos pedidos do cliente, pois poucos fornecedores possuem acesso aos dados dos seus parceiros do varejo. Na abordagem TD, os fornecedores desenvolvem uma projeção única e agregada da demanda; então, dividem essa projeção em n projeções de centros de distribuição ou m itens de uma família de produtos. Normalmente, o método de alocação adotado é em função do volume de vendas em períodos passados por CD ou SKU (LAPIDE, 1998). Apesar de essa abordagem ser simples, intuitiva e fácil de gerenciar, ela tem potencial de induzir ao erro, pois parte do pressuposto de que o mix de vendas do passado se repetirá no futuro.

Esta pesquisa sugere que o MAPE baseado no histórico de PDV será menor que o MAPE utilizando o histórico de OP, pois o PDV reflete a demanda real do mercado e

não carrega problemas de comunicação entre varejista e fornecedor, que distorcem os dados históricos de OP (LEE, PADMANABHAN; WHANG, 1997). Logo, espera-se que:

H1: A previsão de demanda, baseada em histórico PDV, apresente um MAPE, ponderado pelo volume de vendas, menor do que a previsão de demanda baseada em histórico OP.

Em relação ao tipo de abordagem, esta pesquisa sugere que a abordagem BU deve levar a menores MAPEs na previsão de demanda. Esse resultado é esperado porque as demandas dos itens que compõem a família podem não ser perfeitamente correlacionados positivamente. Logo, espera-se que:

H2: A previsão de demanda BU apresente um MAPE, ponderado pelo de volume vendas, menor do que a previsão de demanda TD.

Em muitos casos, o histórico de PDV não está disponível para o fornecedor, não restando outra alternativa a não ser o histórico de OP. Mesmo nessa situação, o tipo de abordagem deve influenciar o MAPE, sendo esperado que o MAPE da abordagem BU seja menor do que o MAPE da abordagem TD, uma vez que o histórico de demanda dos itens de uma família de produtos não são perfeitamente correlacionados no mercado. Logo, espera-se que:

H3: A previsão de demanda BU, baseada em histórico OP, apresente um MAPE, ponderado pelo volume de vendas, menor do que a previsão TD, também baseada em histórico OP.

A previsão BU com histórico de pedidos do cliente é mais suscetível ao efeito chicote (KAIPIA; HARTIALA, 2006; WALLER *et al.*, 2006, 2008), tendo em vista que qualquer flutuação da demanda no consumo leva o varejista a solicitar aos seus fornecedores mais abastecimento do que o necessário para atendimento de sua demanda real. Como poucos varejistas compartilham informações, o fornecedor fica restrito à análise dos históricos de OP para fazer sua projeção de demanda. Desta forma, o

histórico de PDV deve refletir melhor a demanda real do consumo que os históricos de OP. Essa menor variabilidade esperada da demanda deve proporcionar menor erro na previsão de demanda. Logo, espera-se que:

H4: A previsão de demanda BU, baseada em histórico PDV, apresenta um MAPE, ponderado pelo volume de vendas, menor do que a previsão de demanda BU baseada em histórico OP.

3 METODOLOGIA

Esta seção apresenta os procedimentos metodológicos que levaram à avaliação das variáveis que explicam a maior acuracidade da previsão de demanda. Foi utilizado um experimento fatorial 2x2. Trata-se de uma metodologia apoiada fortemente em conceitos estatísticos, destinada a identificar o impacto das variáveis manipuladas sobre a variável dependente (acuracidade da previsão de demanda). O uso de Projeto de Experimentos permite que se estruture a sequência de ensaios de forma a traduzir os objetivos pré-estabelecidos pelo pesquisador. A eficiência do método de experimentos é superior, em termos de informação, a qualquer outra sequência não estruturada de ensaios. A seguir, detalham-se os procedimentos metodológicos adotados no estudo.

As variáveis manipuladas foram tipo de abordagem e base de dados, e a variável dependente mensurada foi o erro percentual absoluto médio (MAPE), conforme mostra a Tabela 2.

Tabela 2: Variáveis do experimento

Variável Independente	Amplitude	Nível
Tipo de Abordagem	BU;TD	2
Base de Dados	OP;PDV	2
Variável Dependente		
Erro percentual absoluto médio (MAPE)	0 — ∞	

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1 Amostra

Para realizar o experimento, foram coletados dados no nível de SKU x CD e SKU x Loja de um fornecedor e de um cliente direto de uma rede do varejo farmacêutica. As famílias investigadas foram: algodão, crepom, gaze, curativo e esparadrapo. As principais características dessas famílias são apresentadas na Tabela 3.

Tabela 3: Característica das famílias de produtos

Categoria	n° de sku	Vendas (Caixas/mês)	Desvio Padrão	Demanda do Consumidor	Sazonalidade	Ciclo de vida	Shelf Life	Vendas (Mil R\$/ano)
Algodão	3	24.559	6.678	Média	SIM	Maduro	Alto	650
Crepom	3	23.170	2.690	Média	SIM	Maduro	Alto	394
Gaze	4	150.340	17.169	Alta	SIM	Maduro	Alto	1.205
Curativo	1	11.707	1.994	Baixa	SIM	Maduro	Alto	450
Esparadrapo	3	13.489	1.747	Baixa	SIM	Maduro	Alto	570
TOTAL	14	223.265	30.278	-	-	-	-	3.269

Fonte: Elaborada pelo autor.

O cliente selecionado para a pesquisa compra, em média, R\$ 3.269.000,00 ao ano, montante que representa aproximadamente 15% do faturamento e a segunda maior margem do fornecedor.

A amostra inclui dados mensais de PDV de 830 lojas para 14 SKUs e dados de pedido do cliente para três centros de distribuição do fornecedor para os mesmos 14 SKUs. A Figura 5 ilustra a cadeia de suprimento investigada. Os produtos fluem da fábrica para o centro de distribuição do fornecedor que, por sua vez, recebe os pedidos do centro de distribuição do varejo que é responsável pelo abastecimento das lojas.

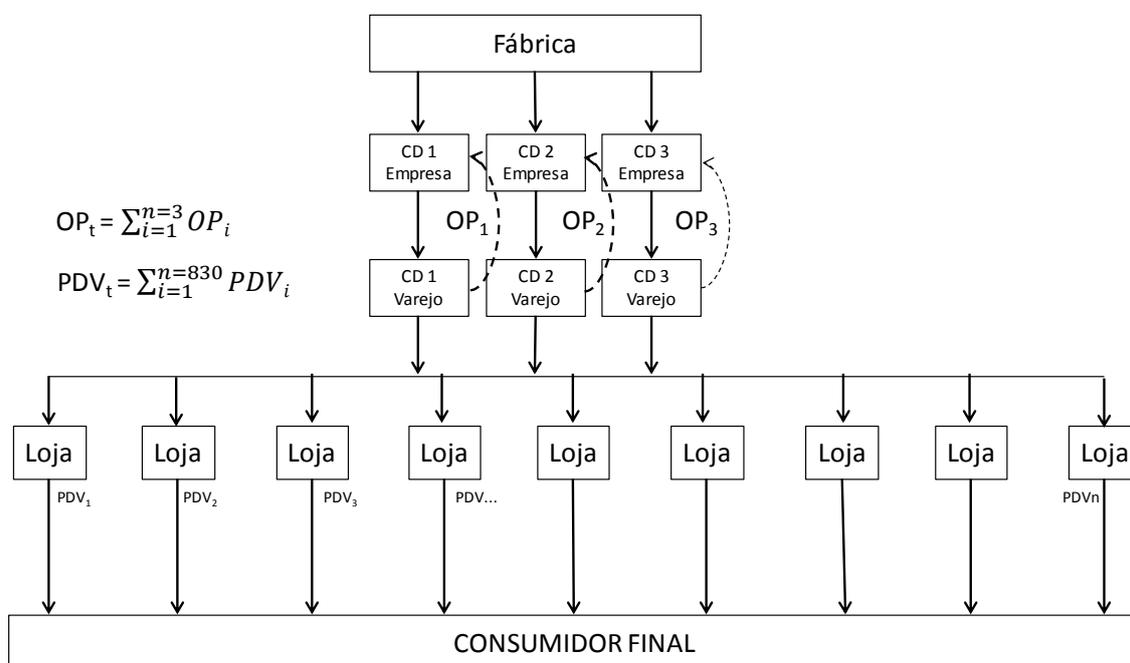


Figura 5: Fluxo de informações da Cadeia de Suprimentos investigada

Fonte: Elaborada pelo autor

No total, foram colhidas 42 séries de vendas de pedidos do cliente e 11.620 séries de vendas no PDV de uma grande rede varejista que atua no Brasil. Os dados mensais foram coletados ao longo de um período de 2 anos (janeiro de 2011 a dezembro de 2012).

A Tabela 4 mostra que as vendas do varejista cresceram 5,3% durante o período de amostragem (de 2011 para 2012), tendo sido encontradas tendências positivas dos dados de PDV dos produtos farmacêuticos. Já as vendas do fornecedor para o varejista cresceram 20,7% no mesmo período, devido ao fato de o cliente ter adotado uma política de recuperação de estoque durante esse período.

Tabela 4: Comparativo do crescimento das vendas da empresa e do varejo

Famílias de produtos	Vendas de 2012 ¹		Crescimento de vendas ⁴	
	OP ²	PDV ³	OP	PDV
Algodão	237.244	302.087	9,4%	5,1%
ALGODAO BOLAS 95g	94.080	115.194	0,5%	5,4%
ALGODAO BOLAS 95g	54.507	65.060	16,0%	5,4%
DISCO DE ALGODAO 37g	88.656	121.833	16,2%	4,7%
Atadura de Crepom	241.472	285.344	113,8%	5,4%
ATAD.CREP 10cmx1,80m	240.040	281.149	117,5%	5,3%
ATADURA CREP 10cmx1,80m	818	1.671	-38,6%	8,1%
ATADURA CREP 12cmx1,80m	614	2.524	-51,1%	9,3%
Compressa de Gaze	1.394.002	1.850.311	9,0%	5,3%
COMPRESA 11F 7,5CM ETO	563.500	750.575	30,8%	4,9%
COMPRESSA EST ETO 11F	712.347	944.127	0,9%	5,5%
COMPRESSA EST ETO 13F	108.100	143.844	-18,2%	5,5%
COMPRESSA IRIS 7,5x7,5	10.056	11.764	0,5%	5,6%
Curativo	123.768	144.348	206,2%	5,7%
CURATIVO TRANSP.	123.768	144.348	206,2%	5,7%
Esparadrapo	157.962	166.163	16,6%	5,5%
ESPARADRAPO 1,2x4,5	52.126	55.547	53,4%	5,5%
ESPARADRAPO 2,5x4,5	42.767	32.663	12,4%	5,3%
ESPARADRAPO 5cmX4,5m	63.069	77.953	-0,7%	5,5%
Total Geral	2.154.448	2.748.253	20,7%	5,3%

1 Vendas acumuladas no ano de 2012 (volume expresso em números de caixas)

2 Ordem de pedidos (OP)

3 Ponto de Venda (PDV)

4 Crescimento de vendas de 2011 para 2012 em percentual

Fonte: dados da empresa

A análise agregada desses dados mostra que, em função de políticas de estoques e níveis de serviços desalinhados, as tendências e padrões de vendas de pedidos do cliente e PDV não necessariamente apresentam o mesmo comportamento. Trazer essas duas informações para o processo de planejamento de demanda pode resultar em maior visibilidade e alinhamento entre demanda e suprimento, objeto de estudo deste trabalho.

3.2 Instrumentos de coleta de dados

Para a coleta de dados foram utilizados formulários padronizados, conforme mostram as Tabelas 5 e 6. Foram realizados pré-testes junto a executivos do fornecedor e varejista para garantir a confiabilidade dos dados. A tabela 5 mostra um extrato da coleta de dados de PDV de todas as lojas.

Tabela 5: Formulário de coleta de dados da base PDV

HISTÓRICO DE PDV (Ponto de Venda)							
Nº Loja	Descr. Loja	Código	Descrição	Volume	Un. De Med.	MÊS	Ano
10	AUGUSTA	197075	COMPRESSA EST ETO	6	Unidades	Maio	2011
101	GAVEA	197075	COMPRESSA EST ETO	4	Unidades	Maio	2011
102	JARDIM BOTANICO	197075	COMPRESSA EST ETO	2	Unidades	Maio	2011
103	BARRA DA TIJUCA	197075	COMPRESSA EST ETO	3	Unidades	Maio	2011
104	VILA LEOPOLDINA	197075	COMPRESSA EST ETO	6	Unidades	Maio	2011
105	SANTO AMARO	197075	COMPRESSA EST ETO	11	Unidades	Maio	2011
106	VILA SAO FRANCISCO	197075	COMPRESSA EST ETO	7	Unidades	Maio	2011
.
.
.

Fonte: Elaborado pelo autor

A tabela 6 mostra um extrato da coleta de dados de pedidos do cliente nos centros de distribuição.

Tabela 6: Formulário de coleta de dados da base OP

HISTÓRICO DE OP (Ordem de Pedidos)						
Nº CD	Descr. CD	Código	Descrição	Volume	Un. De Med.	MÊS Ano
19	São Paulo	197075	COMPRESSA EST ETO	9	Unidades	Maio 2011
21	Rio de Janeiro	197075	COMPRESSA EST ETO	11	Unidades	Maio 2011
45	Santa Catarina	197075	COMPRESSA EST ETO	7	Unidades	Maio 2011
.
.
.

Fonte: Elaborado pelo autor

O pré-teste foi conduzido pelo pesquisador. A principal contribuição desse instrumento de coleta é possibilitar a padronização das variáveis mensuradas.

Esses bancos de dados permitiram a mensuração das variáveis independentes: base de dados (Pedido do cliente vs PDV) e nível de agregação (TD vs BU), ou seja, a demanda de uma família de produtos pode ser prevista por quatro formas diferentes:

- a) base de dados pedido do cliente e abordagem *top-down*;
- b) base de dados pedido do cliente e abordagem *bottom-up*;
- c) base de dados ponto de venda e abordagem *top-down*;
- d) base de dados ponto de venda e abordagem *bottom-up*.

3.3 Análise dos dados

Uma vez construída a base de dados, foram utilizados os métodos de séries temporais, para estimar a demanda nos sete primeiros meses de 2013, sendo comparada a previsão com o resultado real do pedido do cliente em cada mês. Foi utilizado o módulo de previsão de demanda do software SPSS para fazer a previsão do mês subsequente. Para cada histórico de vendas (PDV ou pedidos do cliente) e nível de agregação (TD e BU), o software procura o melhor método para sugerir a previsão, que corresponde ao menor erro percentual absoluto médio (MAPE) entre os 50 métodos disponíveis. Os métodos de séries temporais são os mais populares na literatura de previsão (MCCARTHY *et al.*, 2006). Foram criadas projeções de demanda para cada mês, sendo elas comparadas com o resultado real do pedido do cliente investigado. Esse processo repetiu-se durante sete meses, garantindo assim uma replicação robusta do

experimento. Para avaliar o desempenho da previsão, foi utilizado o erro percentual absoluto médio (MAPE), que é a medida mais frequentemente utilizada para a mensuração da acuracidade da previsão (MENTZER; KAHN, 1995). O MAPE foi mensurado em múltiplas dimensões, ponderado pelo volume de vendas e ao longo de diferentes locações (loja do varejo ou CD).

4 RESULTADOS

Nesta seção é apresentado o resultado de cada um dos cinco experimentos realizados, e o resultado agregado, considerando todas as cinco famílias. A análise de variância, evidenciada na Tabela 7, mostra um valor t significativo no nível de 5% para o efeito principal base de dados para todas as famílias. Contudo, o efeito principal abordagem e a interação abordagem x base não é significativo no mesmo nível de 5%. Pode-se concluir, portanto, que a base de dados é a causa da melhoria do MAPE das famílias de produtos analisados.

Tabela 7: Análise de variância dos dados do experimento

Análise de variância de dados da família de Algodão

Causa da variação	Efeito	Coeficiente	SE Coef	t	p-valor
Abordagem	0,0188	0,0094	0,0361	0,5194	0,6082
Base	0,3364	0,1682	0,0361	9,3165	0,0000
Abordagem x Base	0,0192	0,0096	0,0361	0,5321	0,5996
S=0,0091289	R ² =0,78447	R ² Ajustado=0,75752			

Análise de variância de dados da família de Gaze

Causa da variação	Efeito	Coeficiente	SE Coef	t	p-valor
Abordagem	0,0159	0,0080	0,0250	0,6379	0,5296
Base	0,3739	0,1869	0,0250	14,9664	0,0000
Abordagem x Base	-0,0001	-0,0001	0,0250	-0,0056	0,9956
S=0,0043682	R ² =0,90338	R ² Ajustado=0,8913			

Análise de variância de dados da família de Esparadrapo

Causa da variação	Efeito	Coeficiente	SE Coef	t	p-valor
Abordagem	0,0011	0,0005	0,0328	0,0326	0,9743
Base	0,0938	0,0469	0,0328	2,8605	0,0086
Abordagem x Base	-0,0059	-0,0029	0,0328	-0,1792	0,8593
S=0,0075229	R ² =0,25502	R ² Ajustado=0,1619			

Análise de variância de dados da família de Crepom

Causa da variação	Efeito	Coeficiente	SE Coef	t	p-valor
Abordagem	-0,0049	-0,0025	0,1277	-0,0384	0,9697
Base	0,3819	0,1910	0,1277	2,9900	0,0064
Abordagem x Base	-0,0050	-0,0025	0,1277	-0,0395	0,9688
S=0,1142094	R ² =0,27147	R ² Ajustado=0,18041			

Análise de variância de dados da família de Curativos

Causa da variação	Efeito	Coeficiente	SE Coef	t	p-valor
Abordagem	0,0032	0,0016	0,0617	0,0520	0,9589
Base	0,2665	0,1333	0,0617	4,3179	0,0002
Abordagem x Base	-0,0023	-0,0012	0,0617	-0,0381	0,9700
S=0,0266678	R ² =0,43726	R ² Ajustado=0,36691			

Análise de variância de dados para todas as famílias de produtos

Causa da variação	Efeito	Coeficiente	SE Coef	t	p-valor
Abordagem	0,0068	0,0034	0,0314	0,2168	0,8287
Base	0,2905	0,1453	0,0314	9,2415	0,0000
Abordagem x Base	0,0012	0,0006	0,0314	0,0369	0,9706
S=0,34585	R ² =0,38588	R ² Ajustado=0,37233			

Fonte: Elaborada pelo autor

A Figura 6, a seguir, tem como objetivo expor a existência da interação entre as variáveis independentes base de dados e abordagem. Neste estudo, entretanto, observa-se que não houve a comprovação da presença dessa interação, pois o MAPE da base de dados PDV é sempre menor do que o MAPE da base de dados OP, independente do tipo de abordagem, BU ou TD.

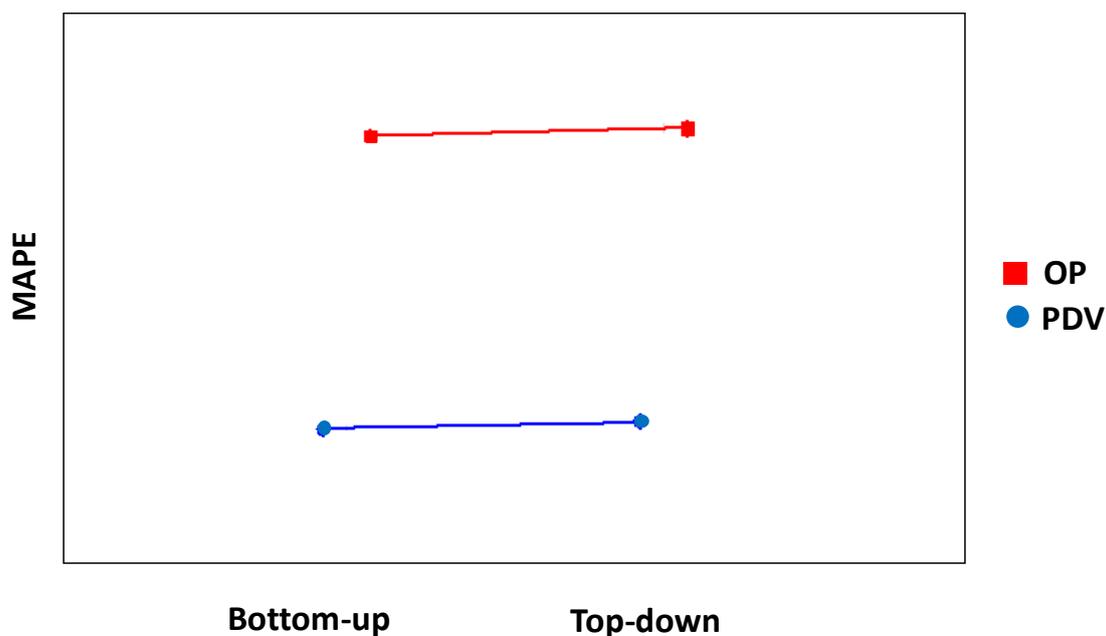


Figura 6: Efeito da base de dados e tipo de abordagem no MAPE
Fonte: Elaborado pelo autor

O fato de a previsão ser realizada no formato de agregação BU ou TD não alterar o MAPE de forma significativa pode ser explicado por um elevado grau de correlação positiva entre as demandas dos itens que compõem as cinco famílias de produtos.

A Tabela 8, em seguida, apresenta o resultado médio do MAPE para cada família estudada e para o conjunto total de famílias. A combinação base de dados PDV e abordagem BU apresentou MAPE (15,37 %) significativamente inferiores que a combinação base de dados OP e abordagem BU (49,58 %), ou seja, deve-se aceitar H1, se o fornecedor recebe dados de PDV do varejista terá um resultado de acuracidade de previsão de demanda superior aos fornecedores que utilizam dados de pedidos do cliente. A diferença entre a abordagem BU e TD não foi consideradas relevantes para o caso estudado. Esse resultado tem um impacto importante na gestão de demanda e dimensionamento de estoques da empresa estudada.

Tabela 8: Resumo final da comparação dos erros de previsão (MAPE)

MAPE¹ - Algodão			MAPE - Gaze			MAPE - Esparadrapo		
ABORDAGEM²			ABORDAGEM			ABORDAGEM		
BASE⁵	BU³	TD⁴	BASE	BU	TD	BASE	BU	TD
OP ⁶	51,73%	56,90%	OP	53,81%	55,54%	OP	27,67%	27,25%
PDV ⁷	18,71%	18,70%	PDV	14,94%	17,17%	PDV	16,03%	17,34%

MAPE - Crepom			MAPE - Curativo			MAPE - TOTAL		
ABORDAGEM			ABORDAGEM			ABORDAGEM		
BASE	BU	TD	BASE	BU	TD	BASE	BU	TD
OP	65,99%	65,39%	OP	42,46%	42,81%	OP	48,33%	49,58%
PDV	13,77%	14,46%	PDV	13,41%	14,46%	PDV	15,37%	16,43%

1 MAPE - Erro percentual absoluto médio

2 ABORDAGEM - Nível de agregação

3 BU - Bottom-up

4 TD - Top-down

5 BASE - Base de dados

6 OP - Ordem de pedidos

7 PDV - Ponto de vendas

Fonte: Elaborado pelo autor

Os resultados apresentados na tabela acima são parcialmente coerentes com o trabalho de Williams e Waller (2011) que também encontraram acuracidade da previsão de demanda com os dados do PDV superior ao OP. Por outro lado, os autores identificaram diferenças significativas dos MAPE's das abordagens TD e BU, fato não encontrado na presente pesquisa. Os resultados podem ser decorrentes do foco, em termos de tendência de demanda da empresa estudada, em uma família mais homogênea, o que favorece a realização das previsões no nível de abordagem TD. Corroborando a hipótese H1, utilizar os dados do PDV contribui mais para reduzir os erros da previsão de demanda do que fazer uso dos dados de pedido do cliente.

As figuras 7 e 8 mostram a evolução dos erros para as duas bases de dados, confirmando que, em 100 % dos meses estudados, o MAPE da previsão de demanda dos dados de PDV foi inferior ao MAPE da previsão de demanda da base de dados OP.

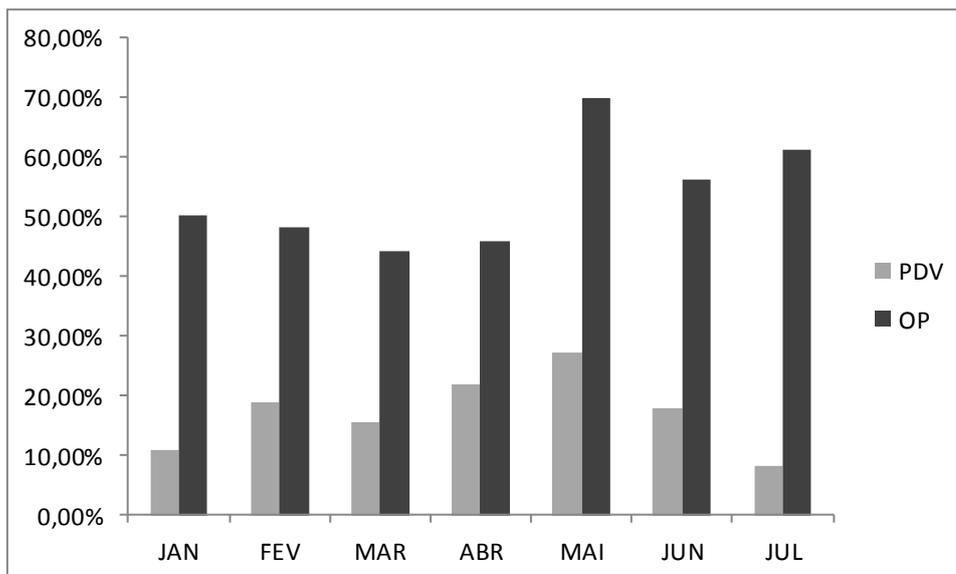


Figura 7: Gráfico da Comparação de erros de previsão com abordagem TD
Fonte: Elaborado pelo autor

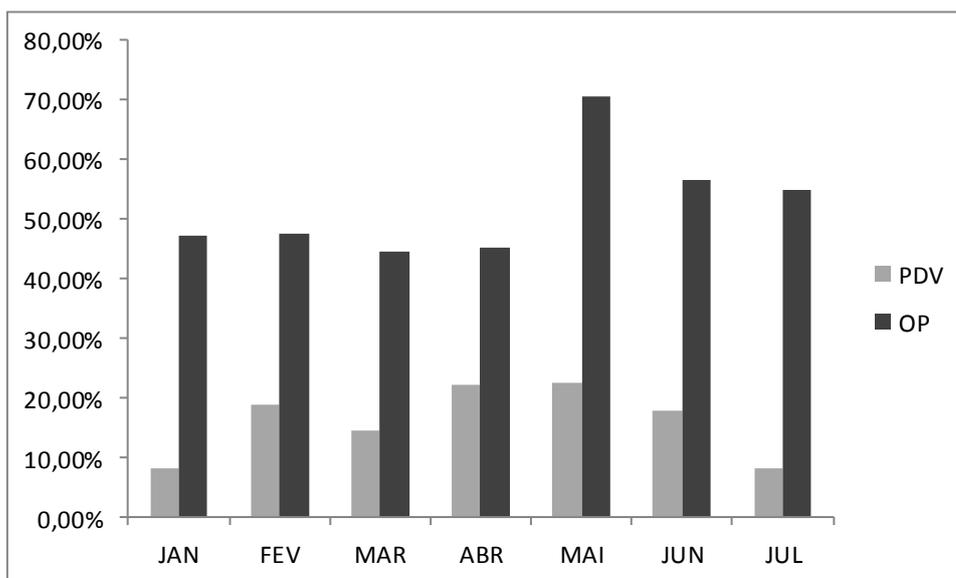


Figura 8: Gráfico da Comparação de erros de previsão com abordagem BU
Fonte: Elaborado pelo autor

Com os dados obtidos, foi verificado o resultado dos testes de hipótese proposta. Na Tabela 9, que apresenta esses resultados, observa-se que apenas uma hipótese (H1) foi suportada.

Tabela 9: Verificação das Hipóteses

Hipótese	Descrição	Resultado
H1	A previsão de demanda baseada em histórico PDV, apresente um MAPE, ponderado pelo volume vendas, menor do que a previsão de demanda baseada em histórico OP.	Suportada
H2	A previsão de demanda BU, apresente um MAPE, ponderado pelo volume vendas, menor do que a previsão de demanda TD.	Não suportada
H3	A previsão de demanda BU, baseada em histórico OP, apresente um MAPE, ponderado pelo volume vendas, menor do que a previsão TD, também baseada em histórico OP.	Não suportada
H4	A previsão de demanda BU, baseada em histórico PDV, apresente um MAPE, ponderado pelo volume de vendas, menor do que a previsão de demanda BU baseada em histórico OP.	Parcialmente suportada

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.1 Discussão dos resultados

A disponibilidade de dados do PDV não é uma novidade no mercado; o Walmart compartilha essas informações com os fornecedores, há muitos anos, por meio do sistema *retail link* (MCCARTHY, 2012). Como poucos são os fornecedores que integraram essas informações ao seu tradicional processo de planejamento, os benefícios do uso de informações dos dados do PDV são ainda desconhecidos pela indústria, que justifica tal postura em função da pequena parcela de varejos que compartilha essa informação (JIN, 2013). No entanto, esta dupla de fatores, desconhecimento dos benefícios do compartilhamento de informações e baixo investimento em integração de sistemas indústria e varejo, pode resultar em perdas de oportunidades de melhoria da acuracidade da previsão de demanda e em decisões erradas (ZOTTER; KALCHSCHMIDT, 2005). Com o aumento da disponibilidade de informações do PDV, os fornecedores precisam decidir não somente o modelo estatístico adequado para sua previsão de demanda, mas também se utilizam ou não as informações do PDV para realizar a previsão de demanda de seus clientes. Esta pesquisa demonstra empiricamente que, se o fornecedor projetar os pedidos do varejista com base nos dados de PDV, poderá reduzir os erros de previsão de demanda. Essa

informação tem potencial para reduzir os custos de estocagem e de transporte para o fornecedor e melhorar o nível de serviço para o cliente.

Uma das principais vantagens da utilização dos dados do PDV é o conhecimento e o alinhamento com a real demanda do consumidor, pois essas informações auxiliam fornecedores e clientes a evitar a ampliação da demanda (efeito chicote), criado por fenômenos, tais como:

- a) compra antecipada: o varejista aumenta seu estoque para realizar uma promoção futura ou aumentar seus pontos de venda e não avisa o fornecedor.
- b) jogo de faltas: o varejista aumenta seus pedidos para o fornecedor, em função de falhas nas entregas de períodos passados, ou o varejista coloca uma ordem duplicada propositalmente e a cancela, posteriormente, assim que recebe o primeiro pedido, contaminando o histórico de OP.
- c) lotes de compra: o varejista é incentivado a comprar quantidades não relacionadas à sua demanda para otimizar transporte e custos de manufatura do fornecedor.

O presente estudo demonstrou que os dados de OP induziram a erros de previsão de demanda de quase 50 % enquanto que, ao serem utilizados os dados de PDV, o erro diminuiu para cerca de 16 %, uma significativa redução do MAPE para as famílias de produtos estudados. A reposição, baseada nos dados de PDV, proporciona uma gestão da cadeia de suprimentos mais orientada para a demanda real. Esse resultado é coerente com alguns estudos da literatura, como os trabalhos de Williams e Waller (2010, 2011, 2014).

Se o varejista possui poucos centros de distribuição, compartilhar informações na gestão de demanda traz mais benefícios do que ocorre quando há um grande número de centros de distribuição, pois há uma redução da variabilidade da demanda, principalmente em demandas com baixos e/ou médios coeficientes de correlação entre diferentes regiões, o que implica um compartilhamento de riscos.

A fim de tornar realidade o compartilhamento de informações entre varejistas e fornecedores, é necessário adquirir tecnologia de informação para acesso aos dados em tempo real. Por outro lado, a falta de investimento nesse setor significa investimento em estoque para o mesmo nível de serviço.

Para os varejistas, seria interessante não somente compartilhar os dados do PDV, mas também a sua própria projeção de demanda, no sentido de garantir um bom atendimento em casos de promoções esporádicas (ACKERMAN, 2000).

Por fim, esta pesquisa sugere que usar uma única projeção de demanda para varejo e indústria pode aprimorar a integração, isto é, se o fornecedor tiver acesso aos dados de PDV e os itens das famílias de produtos apresentarem um comportamento de demanda homogêneo, este fornecedor deveria adotar a abordagem TD para a sua projeção de demanda, conforme mostra a Tabela 10.

Tabela 10: Resumo dos resultados

Tipo de Abordagem	Descrição	Desempenho da Previsão
Ordem de Pedidos (OP)	Captura pedidos dos clientes que carrega riscos idiossincráticos	Erros maiores
Ponto de Venda (PDV)	Captura o padrão de vendas do consumidor final	Erros menores

Fonte: Elaborado pelo autor.

No caso de o fornecedor não ter acesso às informações dos dados de PDV de todos os varejistas, seria recomendado segmentar a previsão de demanda em duas partes: aqueles varejistas que fornecem os dados de PDV e aqueles que não fornecem. Para os últimos, a estratégia de previsão baseada em OP é a única alternativa disponível; já para aqueles que fornecem os dados de PDV, provavelmente a base de dados de PDV é mais confiável. Todo o esforço gerencial deveria ser direcionado a reduzir o percentual de clientes que não fornecem dados de PDV, convencendo-os a fornecer essas informações, e a investir em tecnologia de informação com o intuito de capturar a informação em tempo real do PDV.

Quanto maiores os erros de previsão de demanda do fornecedor, maiores serão os benefícios com compartilhamento de informações com os clientes. Os dados do PDV trazem vários benefícios:

- a) geram maior visibilidade da demanda real do mercado;
- b) proporcionam uma melhor previsão de demanda, pois a série de vendas ao consumidor é mais estável que a série de pedidos de vendas dos clientes ao fornecedor;

- c) identificam mudanças de comportamento do consumidor mais rapidamente que os pedidos do cliente ao fornecedor;
- d) incentivam a participação de varejistas e fornecedores em programas de colaboração, como planejamento conjunto de previsão e reposição (CPFR) e estoque gerenciado pelo fornecedor (VMI);
- e) possibilitam melhor gestão de estoques de todos os membros da cadeia de suprimento.

A incorporação dos dados do PDV ao processo de previsão e planejamento da cadeia de suprimento beneficia diretamente varejista e fornecedores. O varejista é favorecido devido à redução de rupturas, à melhoria do giro de estoque, à melhor gestão da categoria e, conseqüentemente, ao aumento de venda. Segundo Hofman, Barrett e Cecere (2008), “uma redução da ruptura da gôndola pode aumentar o lucro do varejo em até 20%”. A margem do fornecedor, por sua vez, aumenta, em função da melhoria da acuracidade da previsão da demanda, da redução dos estoques e das rupturas, do aumento das vendas e de menores retornos. Adicionalmente, o fornecedor ganha lealdade do cliente e o varejista ganha lealdade do consumidor por ter o produto certo na prateleira. Com todos satisfeitos, o relacionamento entre cliente e fornecedor é reforçado.

5 CONCLUSÃO

O objetivo desta dissertação foi investigar empiricamente as variáveis independentes que afetam a acuracidade da previsão de demanda. Mais especificamente, avaliar até que ponto o nível de agregação de dados e a fonte de dados e suas respectivas interações afetam a acuracidade da previsão da demanda.

No intuito de atender a esse objetivo, foi realizado um experimento fatorial 2x2 com dados empíricos de uma cadeia de suprimentos de produtos hospitalares, durante o período de sete meses, com uma amostra de cinco famílias de produtos compostas por um total de 14 SKU's com demandas predominantemente sazonais.

Os resultados encontrados mostram que a única variável significativa foi o tipo de base de dados utilizada, isto é, a base de dados de PDV proporcionou ao fornecedor um erro de previsão de demanda na ordem de 16 %, enquanto o erro da previsão de demanda, utilizando a base de dados OP, foi muito maior, na ordem de 49 %, portanto, a hipótese H1 é considerada verdadeira. Já a variável independente tipo de abordagem mostrou-se não significativa, provavelmente em função de os itens da família de produtos possuírem comportamento de demanda com correlação positiva entre si ao longo do tempo, portanto, a hipótese H2 não foi suportada. A hipótese H3 previa que o erro da previsão de demanda BU, utilizando a base de dados de OP, seria menor que o erro de previsão de demanda TD, utilizando a mesma base de dados. Embora esse resultado tenha sido encontrado – os respectivos MAPE's foram 48,33 % e 49,58 % –, o projeto de experimento mostrou que a variável tipo de abordagem não é significativa. Portanto, a diferença encontrada entre os MAPE's não são significativamente diferentes, logo, a hipótese H3 não foi suportada. A hipótese H4 previa que o erro da previsão de demanda, utilizando a abordagem BU e base de dados PDV, seria menor do que o erro da previsão de demanda, utilizando a abordagem BU e base de dados OP. Ainda que esse resultado tenha sido encontrado, os respectivos MAPE's foram 15,37 % e 48,33 %, a melhoria da acuracidade deveu-se à base de dados e não ao tipo de abordagem, portanto, pode-se considerar a hipótese H4 parcialmente suportada.

A empresa fornecedora de dados desta pesquisa, assim como a maioria das empresas do mercado (BURSA, 2008), possui todo o seu processo de previsão de

demanda orientado para os pedidos do cliente, fato que quase sempre induz a excesso de estoque nos canais de distribuição e a baixos níveis de serviço para seus clientes. Foi observado que somente a tecnologia não vai transformar esta empresa em um fornecedor centrado no consumo, sendo necessária, para tanto, uma combinação de mudanças, de pessoas, processo e tecnologia.

Esta pesquisa reforça a recomendação de outros autores (WILLIAM; WALLER, 2011; JIN, 2013) da necessidade de introduzir os dados de PDV no sistema das empresas líderes em Supply Chain. Entretanto, essa recomendação é apenas um componente de um processo maior que é o planejamento de vendas e operações (S&OP) (LAPIDE, 2006). Também devem ser levadas em consideração ações gerenciais para influenciar a demanda (preço, promoção, produto e praça) e colaboração com os clientes para melhorar a acuracidade da demanda. Em conjunto, essas técnicas podem estabelecer um processo de gestão de demanda mais dinâmico e orientado para o mercado.

Problemas podem ocorrer na incorporação dos dados do PDV ao sistema de planejamento, tais como: o cliente pode não disponibilizar os dados do PDV, devido à falta de confiança em seus parceiros de negócio; as informações disponibilizadas podem não ser confiáveis por problemas de codificação de produtos, conversão de unidades, ruptura de estoque; ausência de uma tecnologia de informação avançada para gerenciar o sistema complexo com diversas fontes de informação e possíveis milhares de combinações entre SKU x loja x centro de distribuição x região (UF). Dificuldades existem, mas os gestores devem caminhar no sentido de resolvê-las e viabilizar a utilização dos dados de PDV.

5.1 Limitações e pesquisas futuras

Embora os resultados desta pesquisa sejam robustos, baseados em dados recentes, cedidos por um grande fornecedor de produtos hospitalares e uma rede de varejo farmacêutico, ambos líderes de mercado, e que fornecem visões diferentes de demanda, tanto BU e TD, nota-se que ainda existem algumas limitações. Em particular,

os experimentos foram realizados com apenas algumas famílias de produtos e uma única rede de varejo. Novas pesquisas podem resolver essas limitações, estudando outras categorias de produtos, especialmente as famílias que apresentem tendências instáveis, crescentes ou decrescentes como também sazonais. Novas pesquisas ainda podem ser direcionadas para estudos de outras redes de varejo com outros formatos (por exemplo: atacadistas, supermercados, distribuidores, hospitais, entre outros.) e outros patamares de preço (produtos populares x produtos de luxo).

Novas pesquisas também podem examinar métodos de previsão de demanda que utilizem dados de PDV e dados de OP, simultaneamente, para melhorar a acuracidade da previsão de demanda (WILLIAMS *et. al*, 2014). Esses métodos podem ser úteis para categorias e varejistas que adotem a prática de compra antecipada, pois, assim, apenas as informações de PDV podem ser insuficientes para melhorar a acuracidade da previsão de demanda.

Outra pesquisa interessante seria incorporar os estoques dos varejistas e suas demandas previstas, como forma de melhorar a previsão do fornecedor, aprimorando, dessa forma, a interação entre fornecedor e cliente (HOLMSTROM *et. al*, 2002).

REFERÊNCIAS

- ACKERMAN, K. B. CPFR-How it could change the warehouse. **Warehousing Forum**, v. 15, n. 10, p. 1-2, 2000.
- BORGOS, Mike. More Power with Point of Sales Data. **Journal of Business Forecasting Methods and Systems**, v. 27, n. 4, p. 19, 2008.
- BOURLAND, K.E.; POWELL, S.G.; PYKE, D.F. Exploring Timely Demand Information to Reduce Inventories. **European Journal of Operations Research**, v. 92, n. 2, p. 239–53, 1996.
- BURSA, Karin. How to effectively manage demand with demand sensing and shaping using point of sales data. **Journal of Business Forecasting Methods and Systems**, v. 27, n. 4, p. 26, 2008.
- CACHON, Gerard P.; FISHER, M. Supply Chain Inventory Management and Value of Shared Information. **Management Science**, v. 46, n. 8, p. 215-217, 2000.
- CHEN, L.; LEE, H. L. Bullwhip effect measurement and its implications. **Operations Research**, v. 60, p. 771-784, 2012.
- CHRISTOPHER, Martin. *Marketing Logistics*. Butterworth-Heinemann: Oxford, 1997.
- CHRISTOPHER, Martin; HOLWEG, Matthias. Supply Chain 2.0: managing supply chains in the era of turbulence. **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**, v. 41, n. 1, p. 63-82, 2011.
- CLOSS, David J. ROATH, Anthony S; GOLDSBY Thomas J.; ECKERT; James A., SWARTZ, Stephen M. An Empirical Comparison of Anticipatory and Response-Based Supply Chain Strategies, **International Journal of Logistics Management**, v. 9, n. 2, p.21 – 34, 1998.
- DANGERFIELD, B, MORRIS, J.S. An Empirical Evaluation of Top-Down and Bottom-Up Forecasting Strategies. **Proceedings of the Meeting of Western Decision Sciences Institute**, p. 322–24, 1988.
- DANGERFIELD, Byron J.; MORRIS, John S. Top-down or bottom-up: Aggregate versus disaggregate extrapolations. **International Journal of Forecasting**, v. 8, n. 2, p. 233-241, 1992.
- DUNN, D.M.; WILLIAM, W.H.; SPINEY, W.A. Analysis and Prediction of Telephone Demand in Local Geographic Areas. **Bell Journal of Economics and Management Science**, v. 2, n. 2, p.561–76, 1971.

- FROHLICH, Markham T.; WESTBROOK, Roy. Arcs of integration: an international study of supply chain strategies. **Journal of operations management**, v. 19, n. 2, p. 185-200, 2001.
- GAVIRNENI, S.; KAPUSCINSKI, R.; TAYUR, S. Value of Information in Capacitated Supply Chains. **Management Science**, v. 45, n. 1, p. 16–24, 1999.
- GUNASEKARAN, A.; PATEL, C.; TIRTIROGLU, E.. Performance measures and metrics in a supply chain environment. **International journal of operations & production Management**, v. 21, n. 1/2, p. 71-87, 2001.
- GOLICIC, Susan L.; DAVIS, Donna F.; MCCARTHY, Teresa M.; MENTZER, John T. The impact of e-commerce on supply chain relationships. **International Journal of Physical Distribution and Logistics Management**, v. 23, n. 10, p. 851–871, 2002.
- GORDON, Teresa P.; MORRIS, J.S.; DANGERFIELD, B.J. Top-Down or Bottom-Up: Which is the Best Approach to Forecasting. **Journal of Business Forecasting Methods & Systems**, v. 16, n. 3, p.13–16, 1997.
- HOFMAN, D.; BARRETT, J.; CECERE, L. Benchmark Your Supply Chain: Seven Factors for Success. **Industry Value Chain Strategies Report**, may 2008.
- HOLMSTROM, Jan et al. Collaborative planning forecasting and replenishment: new solutions needed for mass collaboration. **Supply Chain Management: An International Journal**, v. 7, n. 3, p. 136-145, 2002.
- HOYT, James; HUQ, Faizul. From arms-length to collaborative relationships in the supply chain: An evolutionary process. **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**, v. 30, n. 9, p.750 – 764, 2000
- JIN, Y.; FAWCETT, A.M.; FAWCETT, S.E. Awareness is not enough: commitment and performance implications of supply chain integration, **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**, v. 43, n. 3, p. 205-230, 2013.
- KAIPIA, Riikka.; KORHONEN, Hille.; HARTIALA, Helena. Planning nervousness in a demand supply network: an empirical study, **International Journal of Logistics Management**, v. 17, n. 1, 2006.
- KIELY, Daniel A. Synchronizing Supply Chain Operations With Consumer Demand Using Customer Data. **Journal of Business Forecasting**, v. 17, n. 4, p.3–9, 1999.
- LAPIDE, L. New Developments in Business Forecasting. **Journal of Business Forecasting Methods & Systems**, v. 17, n. 4, p. 29–30, 1998.
- LAPIDE, L. Multi Tier Forecasting: A way to Improve Accuracy, **The journal of business forecasting**, v. 18, n. 4, p.12-14, 1999.
- LAPIDE, Larry. Top-down & bottom-up forecasting in S&OP. **The journal of business**, v. 1, 2006.

LEE, Hau L.; PADMANABHAN, V.; WHANG, Seungjin. The bullwhip effect in supply Chains1. **Sloan management review**, v. 38, n. 3, p. 93-102, 1997.

LEE, H.L.; SO, K.C.; TANG, C.S. The Value of Information Sharing in a Two-Level Supply Chain. **Management Science**, v. 46, n. 5, p. :626–43, 2000.

MENTZER, John T.; COX, James E. Familiarity, application, and performance of sales forecasting techniques. **Journal of Forecasting**, v. 3, n. 1, p. 27-36, 1984.

MENTZER, J.T.; KAHN, K.B. Forecasting Technique Familiarity, Satisfaction, Usage, and Application. **Journal of Forecasting**, v. 14, n. 5, p. 465–76, 1995.

MENTZER, John T.; BIENSTOCK, Carol C. Sales Forecasting Management: Understanding the Techniques, Systems, and Management of the Sales Forecasting Process. Sage Publications, 1998.

MCCARTHY, Teresa M.; DAVIS, Donna F.; GOLICIC, Susan L.; MENTZER, John T. The Evolution of Sales Forecasting Management: A 20-Year Longitudinal Study of Forecasting Practices, **Journal of Forecasting**, v. 25, p.303–324, 2006.

MENTZER, J.T.; BIENSTOCK, C.; KAHN, K. Benchmarking Sales Forecasting Management. **Business Horizons**, v. 42, n. 3, p. 48–56, 1999.

—————.; GOLICIC, Susan L. Enhancing the demand planning process with POS forecasting, **The Journal of Business Forecasting**, winter 2008-2009

MOON, Mark A.; MENTZER, John T. Conducting a sales forecasting audit. **International Journal of Forecasting**, v. 19, p. 5–25, 2003.

PARK, Sara. How point of sales data are used in demand forecasting at heinz north america. **Journal of Business Forecasting Methods and Systems**, v. 27, n. 4, p. 39, 2008.

RAVICHANDRAN, T.; LIU, Yu. Environmental factors, managerial processes, and information technology investment strategies. **Decision Sciences**, v. 42, n. 3, p. 537-574, 2011.

ROMANOW, Kara; SULESKI, Janet; HOFMAN, Debra; KIRBY, .Paul J.; PRESLAN, Laura. POS Data: The Beginning of DDSN for Consumer Products Manufacturers. 2004 <http://www.amrresearch.com>.

SANDERS, N.R.; MANRODT, K.B. Forecasting Practices in US Corporations: Survey Results. **Interfaces**, v. 24, n. 2, p. 92–100, 1994.

SANDERS, N. R.; PREMUS, R., IT applications in supply chain organizations: a link between competitive priorities and organizational benefits. **Journal of business logistics**, v. 23: p 65–83; 2002.

SICHEL, Bill. Forecasting Demand with Point of Sales Data-a Case Study of Fashion Products. **Journal of Business Forecasting Methods and Systems**, v. 27, n. 4, p. 15, 2008.

STANK, Theodore, P.; KELLER, Scott, B.; CLOSS, David .J. Performance Benefits of Supply Chain Logistical Integration. **Transportation Journal**, v. 41, n. 2, p. 32–46, 2001.

WANKE, Peter. Variance of the forecasting error: revisiting top-down and bottom-up approaches under different updating conditions **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 15, n. 2, p. 231-245, maio-ago. 2008.

—————; JULIANELLI, Leonardo. **Previsão de Vendas: Processos Organizacionais & Métodos Quantitativos e Qualitativos**. São Paulo: Atlas, 2006.

WEINSTEIN, A.; JOHNSON, W. Designing and Delivering Superior Customer Value, Boca Raton: St. Lucie Press, 1999.

WILLIAMS, Brent D.; WALLER, Matthew A. Creating Order Forecast: Point-of-Sale or Order History, **Journal of Business Logistics**, v. 31, n. 2, p. 231, 2010.

WILLIAMS, Brent D.; WALLER, Matthew A. Council of Supply Chain Management Professionals Top-Down Versus Bottom-Up Demand Forecasts: The Value of Shared Point-of-Sale Data in the Retail Supply Chain, **Journal of Business Logistics**, v. 32, n. 1, p. 17–26, 2011.

WILLIAMS, Brent D. et al. Predicting retailer orders with POS and order data: The inventory balance effect. **European Journal of Operational Research**, v. 232, n. 3, p. 593-600, 2014.

—————. Creating Order Forecasts: Point-of-Sale or Order History?, **Journal of Business Logistics**; v. 31, n. 2, 231 p, 2010.

XU, K.; DONG, Y. Information Gaming in Demand Collaboration and Supply Chain Performance. **Journal of Business Logistics**, v. 25, n. 1. p.121–44, 2004.

ZOTTER, G.; KALCHSCHMIDT, M.; CANIATO, F. The impact of aggregation level on forecasting performance. **International Journal of production economics**, p. 479-491, 2005.

APÊNDICE A – MÉTODOS ESTATÍSTICOS UTILIZADOS PARA PREVISÃO

MÉTODO DAS FAMÍLIAS COM HISTÓRICO DE PDV									
Algodão		Crepom		Gaze		Curativo		Esparadrapo	
MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO
JAN	Aditivo Winters	JAN	Aditivo Winters	JAN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JAN	Aditivo Winters	JAN	Aditivo Winters
FEV	Sazonal Simples	FEV	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	FEV	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	FEV	Aditivo Winters	FEV	Aditivo Winters
MAR	Sazonal Simples	MAR	Sazonal Simples	MAR	Sazonal Simples	MAR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
ABR	Sazonal Simples	ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	ABR	Sazonal Simples	ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
MAI	Sazonal Simples	MAI	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAI	Sazonal Simples	MAI	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAI	Sazonal Simples
JUN	Sazonal Simples	JUN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JUN	Sazonal Simples	JUN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JUN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
JUL	Sazonal Simples	JUL	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JUL	Sazonal Simples	JUL	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JUL	Sazonal Simples/ Aditivo Winters

MÉTODO DAS FAMÍLIAS COM HISTÓRICO DE OP									
Algodão		Crepom		Gaze		Curativo		Esparadrapo	
MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO	MÊS	MÉTODO
JAN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JAN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JAN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JAN	Aditivo Winters	JAN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
FEV	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	FEV	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	FEV	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	FEV	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	FEV	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
MAR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAR	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	MAR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	ABR	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
MAI	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAI	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAI	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	MAI	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	MAI	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
JUN	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	JUN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JUN	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	JUN	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	JUN	Sazonal Simples/ Aditivo Winters
JUL	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	JUL	Sazonal Simples/ Aditivo Winters	JUL	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	JUL	Sazonal Simples /Aditivo Winters/Arima	JUL	Sazonal Simples/ Aditivo Winters

APÊNDICE B – MAPE DE TODAS AS FAMÍLIAS

MAPE DAS FAMÍLIAS COM HISTÓRICO DE PDV														
Algodão			Crepom			Gaze			Curativo			Esparadrapo		
MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM	
MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD
JAN	13,04%	13,09%	JAN	2,92%	2,94%	JAN	8,27%	12,55%	JAN	5,30%	3,41%	JAN	12,11%	11,70%
FEV	22,51%	22,64%	FEV	18,70%	18,30%	FEV	18,47%	18,44%	FEV	17,45%	18,00%	FEV	16,27%	17,93%
MAR	21,66%	21,89%	MAR	11,89%	11,34%	MAR	14,42%	15,24%	MAR	12,27%	13,74%	MAR	12,75%	16,63%
ABR	22,19%	21,87%	ABR	21,71%	21,84%	ABR	21,86%	21,47%	ABR	23,86%	23,05%	ABR	26,51%	22,43%
MAI	19,083%	19,076%	MAI	21,10%	20,45%	MAI	22,71%	29,85%	MAI	23,28%	24,71%	MAI	27,50%	30,48%
JUN	18,38%	17,79%	JUN	15,93%	15,66%	JUN	19,21%	19,26%	JUN	12,81%	14,08%	JUN	12,05%	12,11%
JUL	17,32%	17,50%	JUL	12,29%	14,13%	JUL	6,15%	5,52%	JUL	4,84%	6,71%	JUL	9,83%	10,60%

MAPE DAS FAMÍLIAS COM HISTÓRICO DE OP														
Algodão			Crepom			Gaze			Curativo			Esparadrapo		
MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM		MAPE	ABORDAGEM	
MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD	MÊS	BU	TD
JAN	45,15%	46,55%	JAN	27,50%	27,76%	JAN	52,59%	57,39%	JAN	51,99%	46,71%	JAN	33,94%	34,33%
FEV	40,70%	40,20%	FEV	48,38%	45,37%	FEV	50,91%	52,23%	FEV	52,06%	53,64%	FEV	30,34%	31,29%
MAR	65,17%	62,94%	MAR	21,28%	15,85%	MAR	46,13%	46,76%	MAR	62,09%	63,15%	MAR	19,66%	18,89%
ABR	32,74%	36,00%	ABR	49,77%	46,75%	ABR	48,72%	49,24%	ABR	66,31%	67,41%	ABR	17,66%	17,22%
MAI	55,67%	63,37%	MAI	156,25%	152,39%	MAI	52,95%	52,11%	MAI	18,62%	20,33%	MAI	13,89%	13,27%
JUN	60,41%	57,55%	JUN	17,75%	17,91%	JUN	61,67%	62,21%	JUN	21,18%	20,46%	JUN	42,25%	39,34%
JUL	56,40%	76,22%	JUL	54,49%	62,44%	JUL	59,91%	64,01%	JUL	15,77%	16,92%	JUL	29,04%	29,08%