

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E
SISTEMAS**

WÍLIAN ASSMANN FERRO

**PREVISÃO DE DEMANDA EM INDÚSTRIAS DE
ELETRODOMÉSTICOS POR MEIO DA INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS
QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS**

DISSERTAÇÃO

PATO BRANCO

2018

WÍLIAN ASSMANN FERRO

**PREVISÃO DE DEMANDA EM INDÚSTRIAS DE
ELETRODOMÉSTICOS POR MEIO DA INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS
QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas - Área de Concentração: Gestão dos Sistemas Produtivos, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Câmpus Pato Branco.

Orientador: Prof. Dr. José Donizetti de Lima

PATO BRANCO

2018

F395g Ferro, Willian Assmann.
Previsão de demanda em indústrias de eletrodomésticos por meio da
integração de métodos quantitativos e qualificativos / Willian Assmann
Ferro. -- 2018.
114 f. : il. ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. José Donizetti de Lima
Dissertação (Mestrado) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas.
Pato Branco, PR, 2018.
Inclui bibliografia.

1. Previsão de demanda. 2. Combinação de previsão. 3. Julgamento de
especialistas. 4. Julgamento estruturado. I. Lima, José Donizetti, orient. II.
Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação
em Engenharia de Produção e Sistemas. III. Título.

CDD 22. ed. 670.42



TERMO DE APROVAÇÃO DE DISSERTAÇÃO Nº 30

A Dissertação de Mestrado intitulada “**Previsão de demanda em indústrias de eletrodomésticos por meio da integração de métodos quantitativos e qualitativos**”, defendida em sessão pública pelo candidato **Wílian Assmann Ferro**, no dia 21 de fevereiro de 2018, foi julgada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas, área de concentração Gestão dos Sistemas Produtivos, e aprovada em sua forma final, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. José Donizetti de Lima - Presidente - UTFPR

Prof. Dr. Marcelo Gonçalves Trentin - UTFPR

Prof^ª. Dr^ª. Vera Lúcia Milani Martins - IFRS

A via original deste documento encontra-se arquivada na Secretaria do Programa, contendo a assinatura da Coordenação após a entrega da versão corrigida do trabalho.

Pato Branco, 21 de fevereiro de 2018.

Prof. Dr. Fernando José Avancini Schenatto
Vice-Coordenador do PPGEPS

Dedico este trabalho à minha esposa, Joseane Adriana Sabatovicz Ferro. Seu amor, sua parceria, amizade, paciência, compreensão e por ser o meu porto seguro nos momentos de dificuldade. Sem o seu apoio incondicional não seria possível alcançar essa grande conquista.

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, pela saúde e a benção da vida.

A minha esposa pela paciência e atenção durante esses dois anos.

Aos membros da banca Prof. Dr. José Donizetti de Lima, Prof. Dr. Marcelo Gonçalves Trentin e a Prof. Dra. Vera Lúcia Milani Martins, muito obrigado pelas contribuições.

Em especial, ao Prof. Dr. José Donizetti de Lima por permitir a realização deste trabalho, pois seus conselhos e ajuda foram fundamentais.

Ao Prof. Dr. Dalmarino Setti pelas contribuições foram muito importantes.

Aos professores do PPGEPS pelas inúmeras contribuições e orientações durante estes dois anos de mestrado.

Aos especialistas da empresa, pela receptividade e compartilhamento de experiências.

A secretária do programa, Adriani Michelin, pelas orientações e cordialidade em todos os momentos que busquei auxílio.

A CAPES pelo financiamento da pesquisa.

Ao PPGEPS pela oportunidade do mestrado.

“No que diz respeito ao desempenho, esforço, dedicação e compromisso
não existe meio termo ou você faz um trabalho bem feito ou não faz”

Ayrton Senna da Silva

FERRO, Wílian Assmann. **Previsão de demanda em indústrias de eletrodomésticos por meio da integração de métodos quantitativos e qualitativos**. 2018. 114 folhas. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Pato Branco.

RESUMO

A busca constante pelo conhecimento do mercado consumidor leva as empresas a desenvolverem mecanismos para analisar as informações sobre as intenções de compras dos consumidores. O atual nível competitivo, imposto por mercados globalizados, força as empresas a desenvolverem habilidades para prever a demanda no curto, médio ou longo prazo. Neste contexto, a integração de métodos de previsões de demanda qualitativos e quantitativos com ajustes de especialistas se tornou um dos principais métodos empregados no intuito de melhorar a precisão das previsões. Por meio de uma revisão estruturada da literatura sobre esse tema, permitiu-se identificar uma carência de estudos referente a temática apresentada com ênfase na estruturação do julgamento por especialistas. Logo, o objetivo principal deste estudo é propor uma metodologia para prever a demanda de vendas de eletrodomésticos em indústrias do ramo da linha branca por meio da integração de métodos qualitativos e quantitativos. Para isso, utiliza-se três séries temporais em que cada uma é composta por uma família de eletrodomésticos; inicialmente realiza-se a previsão individual de cada série com a utilização de técnicas da família (ARIMA e Suavização Exponencial). Na sequência, os melhores métodos são escolhidos via critério AIC e são combinados via médias aritmética, ponderada, harmônica e geométrica. A medida de acurácia utilizada para avaliar as previsões é o MAPE. Os resultados obtidos enfatizam somente melhoria da previsão da família alfa quando esta é combinada para as demais famílias beta e gama isso não ocorreu. Por fim, as melhores previsões quantitativas obtidas são ajustadas pelos especialistas via julgamento estruturado. Com a implementação da metodologia, obteve-se uma redução do MAPE, em relação as melhores previsões quantitativas na ordem de: 17,00% para a 1ª família; 10,55% para a 2ª família; 72,93% para a 3ª família e 10,57% para a previsão global. Portanto, fica evidente que, com os resultados obtidos, ocorre a melhoria da acuracidade da previsão quando se implementa a metodologia proposta.

Palavras-chave: Previsão de demanda. Combinação de previsão. Julgamento de especialistas. Julgamento estruturado. Métodos multicritério de apoio a decisão.

FERRO, Wílian Assmann. **Demand forecasting in the home appliance industries through the integration of quantitative and qualitative methods**. 2018. 114 pages. Dissertation (Master's Degree in Production Engineering and Systems) - Federal Technology University of Paraná. Pato Branco.

ABSTRACT

The constant search for knowledge of the consumer market leads companies to develop mechanisms to analyze information about the intentions of consumers. The current competitive level, imposed by globalized markets, forces companies to develop skills to forecast demand in the short, medium or long term. In this context, the integration of qualitative and quantitative demand forecasting methods with expert adjustments has become one of the main methods used to improve forecast accuracy. Through a structured review of the literature on this subject, it was possible to identify a lack of studies regarding the theme presented with an emphasis on structuring the judgment of specialists. Therefore, as the main objective of this dissertation is to structure these expert judgments way multiple criteria method of decision support. For this, three time series are used, each of which is composed of a family of household appliances; the individual prediction of each series is initially performed with the use of family techniques (ARIMA and Exponential Smoothing). Following the best methods are chosen by AIC criteria and are combined via means arithmetic, weighted, harmonic and geometric. The measure of accuracy used to evaluate the predictions is MAPE. The results obtained only emphasize improvement of the alpha family prediction when this is combined for the other beta and gamma families, this did not occur. Finally, the best quantitative forecasts obtained are adjusted by the experts via structured judgment. With the implementation of the methodology, a reduction of MAPE was obtained, in relation to the best quantitative predictions, of: 17.00% for the 1st family; 10.55% for the 2nd family; 72.93% for the 3rd family and 10.57% for the global forecast. Therefore, it is evident that, with the obtained results, the accuracy of the forecast occurs when the proposed methodology is implemented.

Keywords: Forecast of Demand, Combination of Forecasts, Expert Judgment, Structured Judgment, Multiple Criteria Method Decision Support Decision.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Metodologia empregada no desenvolvimento do trabalho	22
Figura 2: Etapas da metodologia <i>Proknow-C</i>	29
Figura 3: Eixos e palavras-chave da pesquisa	30
Figura 4: Combinação das palavras-chave nas bases de dados.....	32
Figura 5: Reconhecimento científico dos artigos	33
Figura 6: Portfólio bibliométrico do tema: integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajustes de especialistas.	34
Figura 7: Quantidade de artigos por periódico dentro do portfólio bibliográfico	35
Figura 8: Quantidade de citações por artigos do portfólio bibliográfico	36
Figura 9: Autores de destaque do portfólio bibliográfico e suas referências	37
Figura 10: Grau de relevância dos periódicos presentes nos artigos e referências do portfólio bibliográfico	38
Figura 11: Enquadramento dos artigos em: revisões, resumos ou análise teórica	40
Figura 12.1: Enquadramento dos artigos quanto: ii) abordagem qualitativa e quantitativa; iii) método de integração; iv) estruturação dos julgamentos; e v) melhorias nas previsões	41
Figura 12.2: Continuação do enquadramento dos artigos quanto: ii) abordagem qualitativa e quantitativa; iii) método de integração; iv) estruturação dos julgamentos; e v) melhorias nas previsões	42
Figura 12.3: Continuação do enquadramento dos artigos quanto: ii) abordagem qualitativa e quantitativa; iii) método de integração; iv) estruturação dos julgamentos; e v) melhorias nas previsões.	43
Figura 13: Visão geral da metodologia para obtenção da previsão de demanda combinada..	59
Figura 14: Resultados das previsões individuais das séries temporais alfa, beta e gama	65
Figura 15: Autocorrelograma dos resíduos	66
Figura 16: Ajuste subjetivo de previsões	77
Figura 17: Descrição dos tipos de vieses praticados por especialistas.....	77
Figura 18: Descrição das etapas de aplicação do método TOPSIS.....	81
Figura 19: Metodologia para obtenção da previsão de demanda via ajuste subjetivo estruturado	83
Figura 20: Modelo de folha disponibilizada para os especialistas realizarem os ajustes.....	89
Figura 21: Aplicação do método TOPSIS.....	91
Figura 22: Confrontamento entre erro absoluto da previsão ajustada x previsão quantitativa	94

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família alfa (2010-2016).....	61
Gráfico 2: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família beta (2010-2016).....	62
Gráfico 3: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família gama (2010-2016).....	62
Gráfico 4: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família alfa (2010-2015).....	85
Gráfico 5: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família beta (2010-2015).....	85
Gráfico 6: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família gama (2010-2015).....	86

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Métodos de combinações de previsões	60
Tabela 2: Testes estatísticos não-paramétricos.....	63
Tabela 3: Melhores modelos segundo critério de AIC	64
Tabela 4: Análise dos resíduos pelo teste de Box-Pierce	65
Tabela 5: MAPE das técnicas individuais de previsão.....	67
Tabela 6: MAPE das previsões combinadas	68
Tabela 7: Melhores previsões de demanda quantitativas	86
Tabela 8: Pré-tratamento dos dados, método TOPSIS, baseado na normatização por meta....	89
Tabela 9: Pesos dos quatro melhores especialistas	90
Tabela 10: Previsão ajustada pelos especialistas para a família alfa.....	92
Tabela 11: Previsão ajustada pelos especialistas para a família beta	92
Tabela 12: Previsão ajustada pelos especialistas para a família gama	93
Tabela 13: Previsão ajustada pelos especialistas para a família global.....	93
Tabela 14: Erro médio da previsão ajustada para cada família	95
Tabela 15: Avaliação comparativa da previsão ajustada x previsão quantitativa quanto ao ganho de acuracidade.....	95

LISTA DE SIGLAS

A	Constante da suavização
A_1	Alternativa um
A^+	Solução ideal positiva
A^-	Solução ideal negativa
AIC	<i>Akaike's Information Criterion</i>
ADLM	Autorregressivo de Atraso Distribuído
AHP	Processo Analítico Hierárquico
AMD	Apoio Multicritério a Decisão
APE1	Ajuste da previsão especialista um
APE2	Ajuste da previsão especialista dois
APE3	Ajuste da previsão especialista três
APE4	Ajuste da previsão especialista quatro
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
C	Constante da suavização
C_1	Critério um
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
D	Constante da suavização
D	Número de diferenciações sazonais (SARIMA)
d_j^+	Distância da solução ideal positiva
d_j^-	Distância da solução ideal negativa
ELETROS	Associação Nacional de Fabricantes de Produtos Eletroeletrônicos
ELECTRE	<i>Elimination Et Choix Traduisant la Réalité</i>
F_1	Previsão um
F_2	Previsão dois
F_c	Previsão combinada
\hat{F}_t	Valor do fator sazonal
IPI	Imposto sobre Produtos Industrializados
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
MAUT	<i>Multiple Attribute Utility Theory</i>
MCDM	<i>Multiple-Criteria Decision Method</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
P	Ordem máxima dos parâmetros autorregressão sazonal (SARIMA)
$P.\alpha$	Problemática da Seleção
$P.\beta$	Problemática Classificação
$P.\gamma$	Problemática da Ordenação
$P.\delta$	Problemática da Descrição
$(P_{ij})_{m \times n}$	Matriz de decisão normalizada
<i>Proknow-C</i>	<i>Knowledge Development Process-Constructivist</i>
PROMÉTHÉE	<i>Preference Ranking Organisation Method for Enrichment Evaluations</i>
Q	Ordem máxima dos parâmetros de média móvel sazonal (SARIMA)
RNA	Redes Neurais
r_{ij}	Normalização (alternativas x critérios)
R_j^+	Similaridade relativa da solução ideal
SARIMA	<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>
SE	Suavização Exponencial

SES	Suavização exponencial simples
SEH	Suavização exponencial linear de Holt
SEHW	Suavização exponencial de Holt-Winters
SEHWa	Suavização exponencial de Holt-Winters aditiva
SEHWm	Suavização exponencial de Holt-Winters multiplicativa
s	Ciclo completo da sazonalidade na SEHW
T_j	Valor alvo (meta)
TOPSIS	<i>Technique for Order Preference by Smilarity to Ideal Solution</i>
x_{ij}	Valor da alternativa (i) x critério (j)
x_{ij}^{max}	Valor máximo obtido dentre as alternativas para o critério (j)
x_{ij}^{min}	Valor mínimo obtido dentre as alternativas para o critério (j)
X_1	Peso especialista um
X_n	Peso especialista n
Y_{ij}	Matriz de decisão ponderada
Y_{FA}	Previsão ajustada família alfa
Y_{FB}	Previsão ajustada família beta
Y_{FG}	Previsão ajustada família gama
Y_F	Previsão final
$\hat{Z}_t(h)$	Valor da previsão para h passos à frente
\bar{Z}_t	Valor do nível no instante t
α	Constante de suavização
\hat{T}_{t+1}	Valor da tendência no instante t
$\hat{Z}_{t+1}(h - 1)$	Valor da previsão para h passos à frente
w	Peso
w_{ij}	Peso de cada critério
ϕ	Coefficiente de priorização

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA DA PESQUISA	16
1.2 OBJETIVO GERAL E ESPECÍFICOS	18
1.3 JUSTIFICATIVA	18
1.4 MÉTODO DE PESQUISA	20
1.5 MÉTODO DE TRABALHO	20
1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	21
1.6 DELIMITAÇÕES DA DISSERTAÇÃO	23
1.8 REFERÊNCIAS	23
2 ESTUDO BIBLIOMÉTRICO E SISTÊMICO DA LITERATURA SOBRE A INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS NA PREVISÃO DE DEMANDA COM AJUSTE DE ESPECIALISTAS.	27
2.1 INTRODUÇÃO.....	27
2.2 PROCEDIMENTOS PARA SELEÇÃO E ANÁLISE DO PORTFÓLIO BIBLIOMÉTRICO	29
2.2.2 Definições das palavras-chave.....	30
2.2.3 Seleções da base de dados	31
2.2.4 Formação do banco de dados de artigos brutos.....	31
2.2.5 Análise dos artigos do banco de artigos brutos	32
2.3 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	34
2.3.1 Análise bibliométrica.....	34
2.3.1.1 <i>Relevância dos periódicos dentro do portfólio bibliográfico</i>	35
2.3.1.2 <i>Reconhecimento científico dos artigos no portfólio bibliográfico</i>	36
2.3.1.3 <i>Autores referência dentro do portfólio bibliográfico</i>	37
2.3.1.4 <i>Periódicos e artigos em destaque nas referências no portfólio</i>	38
2.3.2 Análise de conteúdo.....	38
2.4 CONCLUSÃO.....	45
2.5 REFERÊNCIAS	46
3 COMBINAÇÕES DE MÉTODOS QUANTITATIVOS NA PREVISÃO DE DEMANDA DE VENDAS DE ELETRODOMÉSTICOS	49
3.1 INTRODUÇÃO.....	49
3.2 MODELOS DE PREVISÃO	51
3.2.1 Técnicas de Suavização Exponencial (SE).....	51
3.2.1.1 <i>Suavização Exponencial Simples (SES)</i>	51
3.2.1.3 <i>Suavização Exponencial de Holt-Winters (SEHW)</i>	53

3.2.2 Modelos de Box-Jenkins	54
3.2.3 Combinações de previsões.....	55
3.2.4 Medidas de acurácia	57
3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	58
3.4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	61
3.4.1 Fase I: Série de dados histórica	61
3.4.2 Fase I: Tratamento preliminar dos dados	62
3.4.3 Fase II: Aplicação das técnicas individuais.....	64
3.4.4 Fase III e IV: Aplicação dos métodos de combinação e escolha do melhor	67
3.5 CONCLUSÃO.....	69
3.6 REFERÊNCIAS	69
4 INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE ELETRODOMÉSTICO POR MEIO DE MÉTODO MULTICRITÉRIO	73
4.1 INTRODUÇÃO.....	73
4.2 MODELOS DE INTEGRAÇÃO DE PREVISÃO DE DEMANDA.....	75
4.2.1 Ajuste subjetivo via opinião de especialistas	76
4.2.2 Métodos multicritério de apoio a tomada decisão	79
4.2.2.1 TOPSIS (Técnica de Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal) ..	80
4.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	82
4.4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	84
4.4.1 Fase I: Origem dos dados de entrada.....	84
4.4.2 Fase II – A: Ajuste estruturado do julgamento dos especialistas	87
4.4.3 Fase II – B: Obtenção da previsão ajustada por meio dos especialistas.....	90
4.4.4 Fase III: Verificação da presença de vieses e avaliação comparativa da acuracidade ...	93
4.5 CONCLUSÕES	97
4.6 REFERÊNCIAS	97
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	101
5.1 CONCLUSÕES DA DISSERTAÇÃO.....	101
5.2 SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS.....	103
5.3 REFERÊNCIAS	104
REFERÊNCIAS	105
APÊNDICE	113

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo versa sobre a contextualização do tema da dissertação, posteriormente trata do objetivo geral e específicos. Na sequência, apresenta a justificativa para a escolha do tema, como também a metodologia da pesquisa e o método de trabalho. Por fim, descreve a estrutura da dissertação e finaliza com as delimitações.

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA DA PESQUISA

O setor de eletrodomésticos no Brasil, na década de 1990, passou por profundas mudanças devido ao controle da hiperinflação, abertura do mercado e o adendo do plano real. Tais transformações não foram suficientes para manter o setor competitivo que era composto principalmente por empresas de capital nacional. Dessa forma, nesse período, empresas multinacionais, líderes globais no segmento, adquiriram várias empresas brasileiras. Após esse período tanto a indústria quanto o varejo apresentaram aumento nas vendas de eletrodomésticos (MASCARENHAS, 2005; MILANEZE e RACHID, 2016).

No entanto, isso não se sustentou, pois no final da década de 1990 e início do século XXI, devido à desvalorização cambial, altas taxas de juros e elevação dos custos de produção, o modo de operação entre a indústria e o varejo desorganizaram-se e novamente o setor apresentou diminuição nas vendas (MASCARENHAS, 2005). Contudo, devido a estabilização da economia entre 2003 e 2008, o setor de eletrodomésticos voltou a crescer.

Entretanto, diante da crise econômica de 2008, o setor novamente foi afetado e o governo brasileiro iniciou uma série de mudanças para estimular a economia, sendo que a redução do Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI) auxiliou o segmento da linha branca a superar a crise, visto que, já em 2009, houve aumento nas vendas de eletrodomésticos (LIMA e DEUS, 2013; MILANEZE e RACHID, 2016).

Segundo dados da Associação Nacional de Fabricantes de Produtos Eletroeletrônicos (ELETROS, 2016), em 2011, o volume de vendas da linha branca registrou alta de 9% e em 2012, cresceu 18%. No entanto, em 2013 e 2014 recuou 4% e 3%, respectivamente, essa tendência de queda persistiu em 2015 com redução de 17% e 2016 com 11% (ELETROS, 2017). Ainda, de acordo com ELETROS (2017), esta diminuição nas vendas está associada à

crise econômica que o país passa atualmente, isto fez diminuir o interesse de compra do consumidor que está mais receoso em se endividar.

Diante disso, atualmente, devido a contínua mudança no cenário econômico, as indústrias vêm enfrentando um mercado altamente competitivo. Logo, torna-se um desafio garantir a própria sobrevivência (PARRA *et al.*, 2003; HILSDORF *et al.*, 2009).

Perante essa acirrada competição estabelecida pelo mercado, a busca por novos padrões de desempenhos operacionais que permitam a otimização dos recursos disponíveis, a fim de melhorar a capacidade de adaptação, diante de uma demanda instável, é de fundamental importância, assegurando-se assim como uma vantagem competitiva (SOBREIRO *et al.*, 2008)

Dentro deste contexto, Werner (2004) e Danese e Kalchschmidt (2011) mencionam a importância de as indústrias de manufatura desenvolverem mecanismos de tomada de decisões ágeis e eficientes para lidar com a variabilidade da demanda de seus produtos, a fim de atender às necessidades do mercado consumidor.

Assim, a previsão de demanda assume expressiva importância nas indústrias de manufatura pois, fornece informações para a área financeira planejar a soma de recursos financeiros, a área de gestão de pessoas utiliza estas informações para o planejamento da mão de obra e a área de *marketing* e vendas para o agendamento de promoções de vendas (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998; KAHN, 2002)

Pellegrini e Fogliatto (2001), também destacam o importante papel que as previsões de demanda desempenham no gerenciamento da produção, como, por exemplo, na gestão de estoques, no desenvolvimento de planos agregados da produção e no gerenciamento de materiais, permitindo que a empresa obtenha vantagens competitivas frente a concorrência.

Dado que a obtenção de uma previsão acurada é a base para o bom andamento da empresa, utilizar várias técnicas de previsão de demanda permite abranger expressiva quantidade de dados e informações disponíveis (WERNER, 2004).

Dessa forma, as técnicas de previsão de demanda podem ser divididas em: qualitativas (subjetivas) e as quantitativas (objetivas). As técnicas objetivas, fundamentam-se na matemática, e podem trabalhar com séries temporais, pois é possível determinar o comportamento da série (tendência, sazonalidade, ciclo ou volatilidade), e produzir uma previsão (MONTGOMERY *et al.*, 1990; MAKRIDAKIS *et al.*, 1998). Por outro lado, as técnicas subjetivas são baseadas em informações contextuais e da opinião de especialistas para gerar previsões (MONTGOMERY *et al.*, 1990; SANDERS e RITZMAN, 2004).

De acordo com Webby e O'Connor (1996) e Goodwin (2002), uma alternativa para a obtenção de previsões mais acuradas é a integração de métodos quantitativos e qualitativos,

sintetizando os benefícios das previsões objetivas dos métodos matemáticos e habilidades interpretativas dos especialistas. Mas Goodwin (2000), destaca que a integração de métodos quantitativos com o julgamento de especialistas deve ser feita quando informações especiais puderem ser agregadas aos modelos estatísticos.

1.2 OBJETIVO GERAL E ESPECÍFICOS

O objetivo principal desta dissertação é propor uma metodologia para prever a demanda de vendas de eletrodomésticos em indústrias de eletrodomésticos por meio da integração de métodos qualitativos e quantitativos.

Almeja-se, assim, atingir os seguintes objetivos específicos:

- i. Avaliação dos métodos de previsão de demanda que utilizam a integração qualitativa e quantitativa, a fim de identificar lacunas de pesquisa;
- ii. Avaliar de forma comparativa o desempenho das técnicas individuais Suavização Exponencial (SE) e *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) e suas combinações que melhor descrevem o perfil de demanda; e
- iii. Elaborar um método de julgamento de especialista que integre os métodos quantitativos e qualitativos de previsão de demanda por meio de séries temporais com alta variabilidade;

1.3 JUSTIFICATIVA

A habilidade para prever eventos futuros constitui umas das mais antigas virtudes gerenciais. Diante das contínuas evoluções que o mundo vem sofrendo, é necessário que a tomada de decisão seja planejada (WERNER, 2004).

Silva (2014), afirma que no meio empresarial o processo de tomada de decisões deve ser rápido e preciso para caracterizar-se como um diferencial competitivo. Para isto, é necessário que o tomador de decisões tenha dados disponíveis e habilidade suficiente para interpretar as informações sobre tais dados. Nesse sentido, para Lindberg e Zackrisson (1991)

e Moon *et al.* (1998), as previsões de demanda são largamente utilizadas na tomada de decisões de curto, médio e longo prazo e a escolha do melhor método de previsão dentre os vários existentes, apresenta-se como um grande desafio para obter previsões mais acuradas.

Mesmo cientes dos benefícios que a aplicação de previsões de demanda produz para as organizações, Ramos *et al.* (2001) afirmam que muitas organizações ainda formulam as previsões a partir de análises subjetivas. Além disso, Werner e Ribeiro (2006) mencionam que diversas áreas usam somente uma única técnica de previsão de demanda dentre as diversas existentes, comprometendo assim a acurácia da previsão, pois perdem flexibilidade na utilização de novos dados.

Nesse contexto, identificar quais métodos ajusta-se melhor dentro do ramo industrial torna-se importante, pois permite que os tomadores de decisão possam planejar diversas áreas da empresa, como por exemplo: planejamento estratégico, plano agregado e desagregado de produção; plano mestre de produção e o planejamento e controle da produção (MOON *et al.*, 1998)

Desse modo, o uso da integração de métodos de previsões de demanda qualitativos e quantitativos tem-se apresentado como uma alternativa para aprimorar a precisão das previsões, melhorar a tomada de decisão tornando-as mais ágeis e conseqüentemente suprir as lacunas produtivas permitindo que as empresas reduzam as perdas e apresentem maior competitividade perante o mercado (WRIGHT *et al.*, 1996; RODRIGUES e STEVENSON, 2013).

O mercado de eletrodomésticos apresenta uma demanda instável que é influenciada por fatores socioeconômicos impondo dificuldades para realizar previsões de demanda acuradas. Assim, a integração quali-quantitativa visa diminuir essa incerteza por meio da agregação de informações subjetivas dos especialistas não consideradas pelos modelos quantitativos (SANDERS e RITZMAN, 1995).

Além disso, outra justificativa para a escolha do tema é a importância que o ramo de eletrodomésticos possui, visto que, no ano de 2016, de acordo com a ELETROS, o setor manteve 135.590 postos de trabalho (diretos e indiretos) e as exportações registraram um volume de R\$ 233,6 milhões. Portanto, para aumentar a produtividade, eficiência e a redução de custos do setor, faz-se necessário propor uma metodologia para prever a demanda de vendas de eletrodomésticos.

1.4 MÉTODO DE PESQUISA

De acordo com Marconi e Lakatos (2003), a pesquisa é “um procedimento formal, que requer um tratamento científico e se constitui no caminho para conhecer a realidade ou para descobrir verdades parciais”.

Na classificação adotada por Silva e Menezes (2005), a forma de abordagem do problema da presente pesquisa é quantitativa e qualitativa, pois faz uso de técnicas e recursos já existentes na literatura, com destaque para análises objetivas e subjetivas. Do ponto de vista da finalidade, esta pesquisa é aplicada, pois busca-se gerar conhecimentos para a solução de problemas existentes. Quanto a natureza esta pesquisa é bibliográfica e documental, pois no primeiro caso é elaborada a partir de materiais científicos já publicados na literatura e no segundo porque faz uso de dados estatísticos e fontes históricas primárias. Por fim, esta pesquisa é considerada exploratória, pois visa agregar conhecimento sobre a temática abordada.

1.5 MÉTODO DE TRABALHO

Na Figura 1, é possível visualizar as etapas de desenvolvimento da presente dissertação. Além disso, o método de trabalho divide-se em três etapas que detalham a forma como o mesmo foi conduzido.

No segundo capítulo é realizada a revisão sistêmica da literatura referente a temática integração de métodos de previsão de demanda quantitativos e qualitativos com ajustes de especialistas. Para isso, fez-se uso da metodologia *Knowledge Development Process-Constructivist (Proknow-C)* (ENSSLIN *et al.*, 2010) que por meio da definição de palavras-chave, eixos de pesquisa e base de dados e posteriormente a busca por artigos nos periódicos resultou na formação de um banco de artigos brutos que passaram por uma sequência de análise com destaque para: (i) remoção de duplicados; (ii) leitura dos títulos; (iii) verificação do reconhecimento científico; (iv) leitura dos resumos; (v) leitura completa dos artigos; (vi) formação do portfólio bibliográfico que posteriormente passou pela análise bibliométrica e por fim efetuou-se a análise de conteúdo para encontrar a lacuna científica (BARDIN, 2011).

Já, no terceiro capítulo, inicialmente, encontra-se as melhores previsões individuais dentro das famílias ARIMA e SE, para isso fez-se o uso do software *Statgraphics*[®] que por sua

vez executou-se no modo automático para obter os melhores parâmetros dentro de cada família de técnicas, a escolha da melhor técnica deu-se pela utilização do critério de AIC (*Akaike's Information Criterion*). Posteriormente, é realizada a combinação via média aritmética, ponderada, geométrica e harmônica das melhores técnicas de previsões individuais de cada família. Na sequência, verifica-se a acuracidade das técnicas individuais e dos métodos de combinação por meio do MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Por fim, para atingir esses objetivos fez-se uso de três séries temporais reais alfa, beta e gama que representam a produção de eletrodomésticos de uma indústria.

No quarto capítulo, última etapa do método de trabalho, é apresentado um método de julgamento de especialista que integra os métodos quantitativos e qualitativos de previsão de demanda. Para isso, faz-se uso de um ajuste estruturado do julgamento dos especialistas. Dentro desse ajuste o método multicritério, TOPSIS (*Technique for Order Preference by Smilarity to Ideal Solution*), é utilizado para ordenar os especialistas com base na assertividade preditiva de cada um. Além disso o TOPSIS define os pesos de importância de cada especialista utilizando também para isso a acuracidade preditiva. Para avaliar o ganho ou não de acuracidade utilizou-se o MAPE.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A dissertação possui cinco capítulos. No primeiro capítulo, contextualiza o tema da pesquisa e trás, os objetivos, as justificativas, os procedimentos metodológicos e a estrutura da dissertação. O segundo capítulo apresenta um estudo bibliométrico da literatura juntamente com análise de conteúdo sobre a temática integração de métodos de previsão de demanda quantitativos e qualitativos com ajuste de especialistas.

O terceiro capítulo apresenta um estudo de caso sobre a combinação quantitativa das previsões de demanda de três famílias de produtos, utilizando duas famílias de técnicas individuais (SE e ARIMA). No quarto capítulo, propõe-se uma metodologia para integração de métodos de previsões de demanda quantitativas com ajuste de especialistas via método multicritério de apoio a decisão. Por fim, o quinto capítulo apresenta as considerações finais da dissertação, em que os resultados obtidos são analisados de acordo com os objetivos propostos.

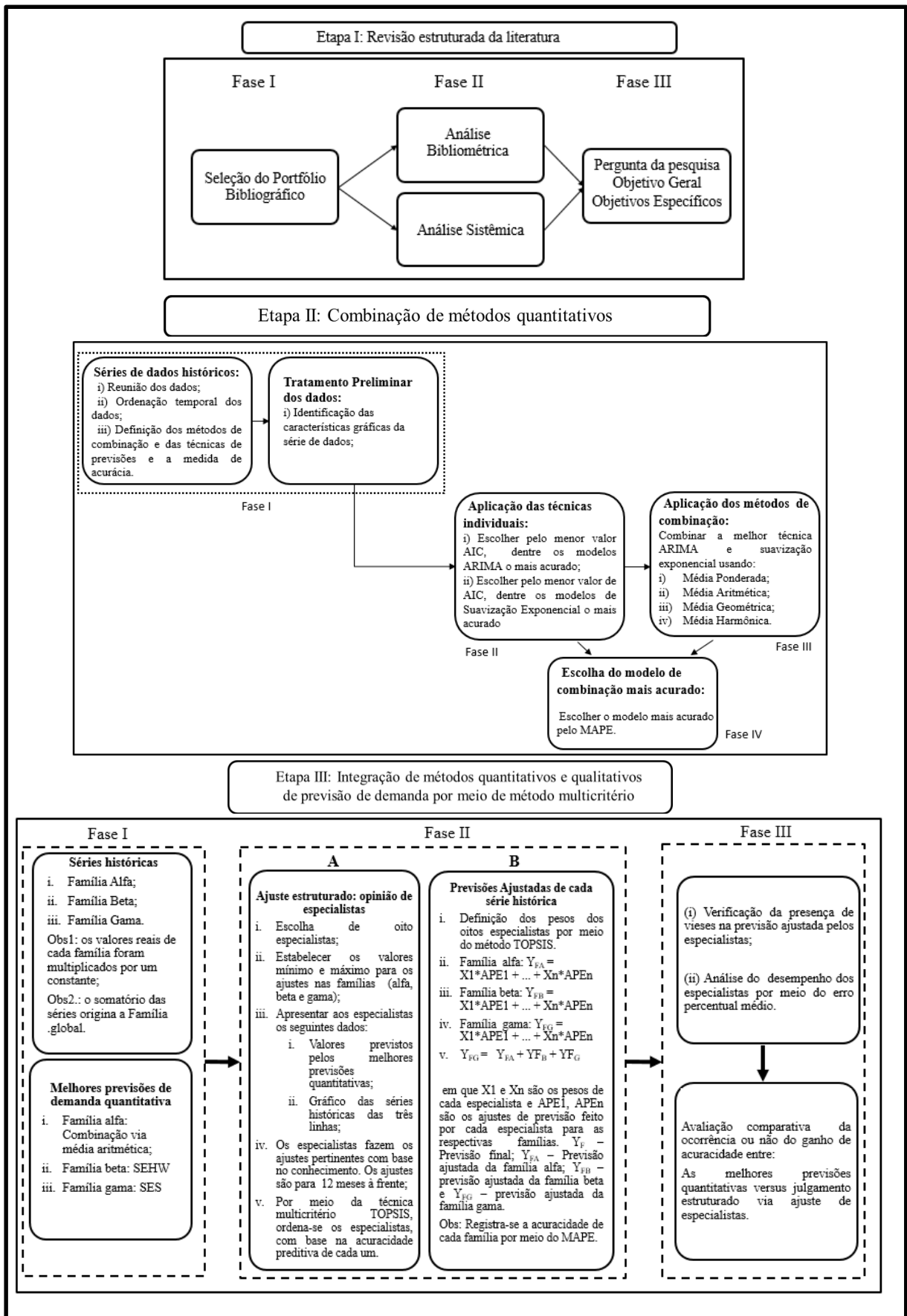


Figura 1: Metodologia empregada no desenvolvimento do trabalho
Fonte: Elaborado pelo autor.

1.6 DELIMITAÇÕES DA DISSERTAÇÃO

No segundo capítulo desta dissertação, o qual trata da revisão sistêmica da literatura, apresenta limitações no horizonte de tempo que é restrito ao período de 1990 até 2016, pois (CLEMEN, 1989) realizou uma extensa revisão da literatura até o ano de 1989. Limita-se também quanto a utilização de palavras-chave e filtros de busca (títulos, resumos e palavras-chave), além de concentrar-se em apenas três bases de periódicos: *Web of Science*, *Wiley Online Library* e *Scopus*.

No terceiro capítulo, para o desenvolvimento das previsões quantitativas, foram utilizadas três séries de dados reais que representam a produção de uma indústria. Nesse ponto, considera-se que o total produzido é comercializado. Assim, os dados das séries representam também as vendas. Além disso, é levado em consideração apenas as características de tendência e sazonalidade existentes ou não nas três séries. Com relação as técnicas de previsões individuais e métodos de combinação, o capítulo limita-se dentre as diversas técnicas e métodos existentes: no primeiro caso na utilização de duas famílias de técnicas (SE e ARIMA); em relação ao segundo, são utilizadas técnicas de combinação (médias: aritmética, ponderada, geométrica e harmônica). Por fim, a precisão das previsões é verificada somente pela medida de acuracidade MAPE.

No quarto capítulo, dentre as alternativas de métodos de integração de previsões de demanda quantitativas e qualitativas fez-se o uso do ajuste subjetivo via julgamento estruturado. Com relação aos métodos multicritério existentes na literatura, utilizou-se o TOPSIS.

1.8 REFERÊNCIAS

ARMSTRONG, J. S. **Principles of Forecasting: A handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

DANESE, P.; KALCHSCHMIDT, M. The role of the forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance. **International Journal of Production Economics**, v. 131(1), p.204-214, 2011.

ELETROS - Associação Nacional de Fabricantes de Produtos Eletroeletrônico. **Queda do setor de linha branca perde ritmo, mas ainda é de 3% no 1º tri.** Disponível em: http://www.eletros.org.br/noticias.php?p=2&_utmt=1. Acessado em 2017.

ELETROS - Associação Nacional de Fabricantes de Produtos Eletroeletrônico. **Linha branca cresce em 2013 com produtos de maior valor.** Disponível em: <http://www.eletros.org.br/lenoticia.php?id=152>. Acessado em 2016.

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; LACERDA, R. T. O.; TASCA, J. E. Proknow-C, Knowledge Development Process – Constructivist. **Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI.** Brasil, 2010.

GOODWIN, P. Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecast. **Omega**, v.30, n.2, p.127-135, 2002.

GOODWIN, P. Improving the voluntary integration of statistical forecasts and judgement. **International Journal of Forecasting**, v.16, p.85-99, 2000.

HILSDORF, W. C.; ROTONDARO, R. G.; PIRES, S. R. I. Integração de processos na cadeia de suprimentos e desempenho do serviço ao cliente: um estudo na indústria calçadista de Franca. **Gest. Prod. [online]**, v.16, n.2, p.232-244, 2009.

LIMA, T. D.; DEUS, L. N. A crise de 2008 e seus efeitos na economia brasileira. **Revista Cadernos de Economia**, v.17, n.32, p.52-65, 2013.

LINDBERG, E.; ZACKRISSON, U. Deciding about the Uncertain: The use of forecasts as an Aid to Decision-making. **Scandinavian Journal of Management**, v.7, n.4, p.271-283, 1991.

KAHN, K. Benchmarking sales forecasting performance measures. **The Journal of Business Forecasting**, winter, p.19-23, 1998.

KAHN, K. Na Exploratory Investigation of New Product Forecasting Practices. **The Journal of Product Innovation Management**, v.19, n.2, p.133-143, 2002.

MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M. **Fundamentos de metodologia científica.** 5 ed., São Paulo: Atlas, 2003.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting methods and applications.** 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MASCARENHAS, H. R. **O setor de eletrodomésticos de linha branca: um diagnóstico e a relação varejo-indústria**. Dissertação de Mestrado Fundação Getúlio Vargas/Escola de economia de São Paulo. São Paulo, 2005.

MILANEZE, K. L. N.; RACHID, A. Internacionalização e mudança na gestão: um estudo de caso na indústria de eletrodomésticos. **Desafio online**, v.4, n.2, 2016.

MONTGOMERY, D.; JOHNSON, L.; GARDINER, J. **Forecasting and time series analysis**. New York: McGraw-Hill, 1990.

MOON, M.; MENTZER, J.; SMITH, C.; GARVER, M. Seven keys to batter forecasting. **Business horizons**, v.41, n.5, p.44-52, 1998.

PARRA, P. H.; PIRES, S. R. I. Análise da gestão da cadeia de suprimentos na indústria de computadores. **Gest. Prod. [online]**, v.10, n.1, p.1-15, 2003.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda – Técnicas e estudo de caso. **Revista Produção**, v.11, n.1, p.43-64, 2001.

RAMOS, E. S.; KONRATH, A. C.; SAMOHYL, R. W. **Previsão em MRP usando a transformação de box-cox através do aplicativo GLIM, com aplicação**. Anais ENEGEP, XXI, Salvador – BA, 2001.

RODRIGUES, B. D.; STEVENSON, M. J. Takeover prediction using forecast combinations. **International Journal of Forecasting**, v.29, n.4, p.628-641, 2013.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Integrating judgmental and quantitative forecasts: methodologies for pooling marketing and operations information. **International Journal of Operations & Production Management**, v.24, p.514-529, 2004.

SILVA, R. B. **Previsão de demanda no setor de suplementação animal usando combinação e ajuste de previsões**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2014.

SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. 4 ed, Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Florianópolis, 2005.

SOBREIRO, V. A.; ARAÚJO, P. H. S. L; NAGANO, M.S. Aplicação de sistemas dinâmicos na previsão de custos da produção. **Revista Eletrônica Produção & Engenharia**, v.1, n.1, p. 27-39, 2008.

TERENCE, A. C. F.; FILHO, E. E. **Abordagem quantitativa, qualitativa e a utilização da pesquisa-ação nos estudos organizacionais**. XXVI ENEGEP – Fortaleza, 2006.

WERNER, L. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação e de previsões e ajustes baseados na opinião**. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2004.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. **Prod. [online]**, v.16, n.3, p.493-509, 2006.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: A review of the Literature. **International Journal of Forecasting**, v.2, n.1, p.91-118, 1996.

WRIGHT, G.; LAWRENCE, M.; COLLOPY, F. The role and Validity of Judgment in forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.12, n.,1 p.1-8, 1996.

2 ESTUDO BIBLIOMÉTRICO E SISTÊMICO DA LITERATURA SOBRE A INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS NA PREVISÃO DE DEMANDA COM AJUSTE DE ESPECIALISTAS.

(Publicado no ConBRepro 2016)

RESUMO

O presente artigo visa elaborar uma análise bibliométrica e de conteúdo sobre o tema “integração de métodos de previsão de demanda quantitativos e qualitativos com ajuste de especialistas”, por meio da aplicação da metodologia *Proknow-C* (*Knowledge Development Process – Constructivist*), os principais resultados encontrados foram: (i) selecionou-se um portfólio bibliográfico contendo 21 artigos alinhados com o tema da pesquisa; (ii) o *International Journal of Forecasting* foi identificado como o principal periódico sobre a temática; (iii) os autores ARMSTRONG Scott J.; GOODWIN, Paul e LAWRENCE, Michael são destaques do tema da pesquisa; e (iv) o artigo de maior reconhecimento científico é “25 years of time series forecasting” de 2006 dos autores GOOIJER, Jan G. e HYNDMAN, Rob J. O emprego da metodologia *Proknow-C* permitiu contribuir cientificamente com um processo estruturado, análise bibliométrica, sobre o tema integração de métodos de previsão de demanda quantitativos e qualitativos com ajuste de especialistas. Já a análise de conteúdo, permitiu encontrar como oportunidade de pesquisa a seguinte temática: integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas via método multicritério de apoio a tomada de decisão.

Palavras-chave: *Proknow-C*. Previsão de demanda. Métodos quantitativos. Métodos qualitativos. Integração de previsão.

2.1 INTRODUÇÃO

A habilidade para antever eventos futuros constitui umas das mais antigas virtudes gerenciais. Diante das constantes evoluções que o mundo vem sofrendo, é necessário que a tomada de decisão seja planejada (WERNER, 2004). Para isso, é importante entender a dinâmica da previsão de demanda que em um primeiro momento poder ser entendida como a quantidade que é vendida de um determinado produto ou serviço, contudo esse conceito é mais amplo e engloba questões econômicas, sociais e legais. Assim, para prever a demanda, é necessária uma análise completa dos atores e variáveis envolvidas no negócio (GREEN e ARMSTRONG, 2011).

Diante disso e considerando o ambiente de negócios atual, que é caracterizado por incerteza e tempos de resposta curtos, a capacidade de prever as futuras demandas, tornou-se

uma tarefa crítica dentro das organizações (SANDERS e RITZMAN, 2004). Nesse contexto, a falta da previsão de demanda provoca impactos negativos na compra de matérias-primas, na definição da mão de obra e perdas financeiras e de produtividade afetando assim o planejamento e tomada de decisão das empresas.

Para assegurar a qualidade e a produtividade e fazer disto uma vantagem competitiva, a previsão de demanda torna-se indispensável nas organizações, pois todas as áreas das empresas fazem direta ou indiretamente uso dela para dimensionar o volume de produção, formalizar estratégias de marketing ou planejar o fluxo financeiro (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998; PELLEGRINI e FOGLIATTO, 2001; WERNER e RIBEIRO, 2006). Logo, torna-se necessário utilizar estratégias, que viabilizem determinar com precisão a demanda.

Assim, uma alternativa que se apresenta dentre várias existentes é a previsão de demanda integrada por métodos estatísticos juntamente com o julgamento de especialistas. Essa integração proporciona melhorias na precisão das previsões, pois incorpora os benefícios das duas metodologias (WEBBY e O'CONNOR, 1996; GOODWIN, 2002). Dentro deste contexto Lawrence *et al.* (2006), destacam que para implementar um efetivo sistema de previsão de demanda envolvendo julgamentos, os mesmos devem ser gerenciados.

Portanto, o interesse no tema da pesquisa, integração de métodos quantitativos e qualitativos na previsão de demanda com ajuste de especialistas justifica-se, pois, apesar do tema ser largamente estudado (WEBBY e O'CONNOR, 1996; LAWRENCE *et al.*, 2006; GOOIJER e HYNDMAN, 2006; WALLIS, 2011; MANCUSO e WERNER, 2013; SANTOS *et al.*, 2015), ainda necessita de aprofundamentos no tocante a acuracidade das previsões a fim de esclarecer possíveis lacunas científicas.

Dentro deste contexto, surge o questionamento da pesquisa: como identificar lacunas científicas dentro da temática integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas?

Para encontrar a resposta do questionamento, tem-se como objetivo: selecionar por meio de um processo estruturado um portfólio de artigos, alinhados com a temática, integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas. Já os objetivos específicos são: (i) analisar esse portfólio por meio da análise bibliométrica, com a finalidade de evidenciar os principais artigos, autores e periódicos sobre o tema; (ii) realizar uma análise de conteúdo que permita encontrar a lacuna científica para o desenvolvimento de novas pesquisas.

Diante do exposto, para construir o portfólio bibliográfico e a partir desde encontrar a lacuna científica sobre o tema mencionado, será utilizando: i) uma abordagem quantitativa

baseada na metodologia *Proknow-C*, *Knowledge Development Process-Constructivist* (ENSSLIN *et al.*, 2010); ii) uma abordagem qualitativa adotando a análise de conteúdo baseada na técnica de análise categorial (BARDIN, 2011). Como delimitação da pesquisa, a busca pelos artigos ocorre na base de dados da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e nas bases de dados: *Web of Science*, *Wiley Online Library* e *Scopus*.

2.2 PROCEDIMENTOS PARA SELEÇÃO E ANÁLISE DO PORTFÓLIO BIBLIOMÉTRICO

O primeiro objetivo desse estudo é formar um portfólio bibliográfico voltado ao tema integração de métodos de previsão de demanda quantitativos e qualitativos com ajuste de especialistas. Para isso, optou-se pela utilização da metodologia *Proknow-C*, pois essa abordagem construtivista possibilita melhorar a compreensão e a elaboração do conhecimento sobre o tema (MARAFAON *et al.*, 2012; LIZOT *et al.*, 2015). Além disso, o *Proknow-C*, é amplamente utilizado no meio acadêmico, com destaque para as publicações de (ENSSLIN, *et al.*, 2010; TASCA *et al.*, 2010; BORTOLUZZI *et al.*, 2011; VILELA, 2011; ENSSLIN, *et al.*, 2013; LIZOT *et al.*, 2015). A estrutura base da metodologia *Proknow-C* pode ser visualizada na Figura 2.

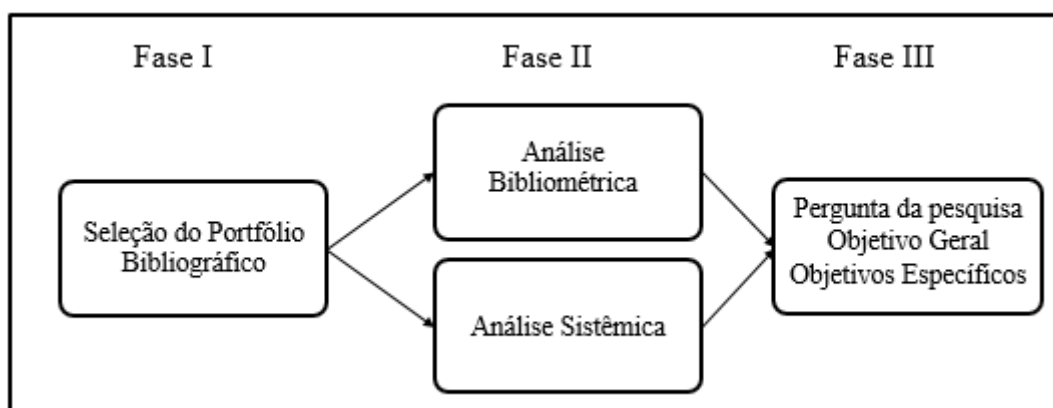


Figura 2: Etapas da metodologia *Proknow-C*
Fonte: Adaptado de Ensslin *et al.* (2010).

Nesse trabalho será utilizado, conforme destaca a Figura 2, a Fase I – Seleção do

Portfólio e a análise bibliométrica da Fase II. A análise sistêmica das Fases II e III, não seguiram a abordagem *Proknow-C*. Isso ocorreu em virtude de que as lentes utilizadas na análise de conteúdo não permitem realizar a categorização satisfatória dos artigos do portfólio bibliográfico. Com isso cria empecilhos para encontrar a lacuna científica do trabalho. Portanto, a análise de conteúdo é baseada na técnica: análise categorial, que de acordo com Bardin (2011), tem por base o desmembramento do texto em categorias.

2.2.1 Definição dos eixos de pesquisa

O ponto inicial da pesquisa consiste em definir os eixos. Como o tema proposto é a integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão da demanda com ajuste de especialista, os eixos da pesquisa têm origem nesse tema. Com o intuito de obter maior amplitude na pesquisa, as palavras que compõem os eixos foram traduzidas para língua inglesa, são elas:

- i. Combinação de previsões - *Combining Forecast*;
- ii. Integração de previsões - *Integrate Forecast*;
- iii. Previsão de demanda - *Demand Forecast*.

2.2.2 Definições das palavras-chave

Para definir as palavras-chave utilizou-se o mesmo critério de escolha dos eixos da pesquisa. Por meio, das palavras-chave, expostas na Figura 3, realizou-se a pesquisa nas bases de dados mencionadas no item 2.3.

1° Eixo	2° Eixo	3° Eixo
Integrate	Combining forecasting	Demand forecasting
Integrate forecasting	Combining or Combine or Combination	Forecasting or Forecast
Qualitative methods	Quantitative methods	Time series
Judgment or Judgmental		

Figura 3: Eixos e palavras-chave da pesquisa

Fonte: Dados da pesquisa.

2.2.3 Seleções da base de dados

Para a realização desta pesquisa optou-se pelas seguintes bases de dados: *Web of Science*, *Wiley Online Library* e *Scopus*, pois ambas estão alinhadas com o tema da pesquisa, disponíveis no portal periódicos da CAPES e são as mais relevantes no contexto internacional.

2.2.4 Formação do banco de dados de artigos brutos

Para formar a base de artigos brutos realizou-se a pesquisa durante o mês de junho de 2016. Por meio das palavras-chave e eixos da pesquisa, obteve-se 36 combinações. Não se aplicou nenhum filtro para as palavras-chave do primeiro eixo, porém as palavras-chave do segundo eixo foram aplicados o filtro “título”, considerando somente as palavras presentes nos títulos dos artigos.

Com relação às palavras-chave do terceiro eixo aplicaram-se o filtro “título, resumo e palavras-chave” para a base *Scopus*; já para a base *Wiley Online Library*, aplicou-se o filtro “resumo”; e para base *Web of Science* aplicou-se o filtro “título”. Para todas as combinações entre os eixos, foi aplicado o operador booleano “and” e entre as palavras-chave o operador booleano “or”. Por meio da Figura 4, é exemplificado o processo de combinação das palavras-chave nas bases de dados.

Com base nos exemplos de combinações realizados na Figura 4, replicou-se para as demais 36 combinações. A busca pelos resultados considerou somente “articles e reviews”. Para “área do conhecimento” não foi aplicado nenhuma restrição, logo a pesquisa abrangeu todas as áreas. Com relação à temporalidade a pesquisa abrangeu o período compreendido entre 1990 e 2016 totalizando 27 anos, visto que, até o ano de 1989, já existe um amplo trabalho de revisão da literatura, totalizando a análise de 209 artigos, sobre os métodos de combinações de previsão de demanda incluindo também o julgamento de especialistas, realizado por Clemen (1989). Assim, obteve-se um número total de 1.104 artigos.

Filtro	1º Eixo	Op.	Filtro	2º Eixo	Op.	Filtro	3º Eixo	Wiley Online Library	Scopus	Web of Science
Todos	Integrate	and	Titulo	Forecasting or Forecast	and	Titulo, Resumo, palavras-chave	Combining or Combine or Combination	256	36	67
Todos	Integrate	and	Titulo	"Time Series"	and	Titulo, Resumo, palavras-chave	Combining or Combine or Combination	85	13	13
Todos	Judgment or Judgmental	and	Titulo	Forecasting or Forecast	and	Titulo, Resumo, palavras-chave	Combining or Combine or Combination	42	193	25

Figura 4: Combinação das palavras-chave nas bases de dados

Fonte: Elaborado pelo autor.

A fim de confirmar a aderência das palavras-chave com o tema, escolheram-se dois artigos de forma aleatória (GRAEFE *et al.*, 2014; SACCANI, 2011) e verificou-se que as palavras-chave escolhidas estão de acordo e assim não foram adicionadas novas palavras-chave.

2.2.5 Análise dos artigos do banco de artigos brutos

Na primeira análise do banco de artigos brutos realizou-se a verificação dos artigos duplicados. Com auxílio do software de gerenciamento bibliográfico *Mendeley*[®], foi possível eliminar 387 artigos duplicados, restando 717 artigos não repetidos. Na sequência, realizou-se a leitura dos 717 títulos dos artigos do banco de dados de artigos brutos, sendo que foram retirados do portfólio 605 artigos, os quais não estão alinhados com o tema da pesquisa. Restando assim, 112 artigos.

Posteriormente verificou-se o reconhecimento científico desses 112 artigos. Para isso, efetuou-se uma pesquisa no *Google Acadêmico* (GOOGLE, 2016), o qual quantifica o número de citações totais das referências pesquisadas. Por meio da análise dos 112 artigos, encontrou-se um total de 4.764 citações. Conforme ilustra a Figura 5, determinou-se que os artigos com menos de 5 citações fossem eliminados. Isso ocorreu em 41 artigos, 1,54% do total das citações. Por outro lado, 71 artigos apresentavam título e reconhecimento científico que estão alinhados com o tema da pesquisa, isso representa um total de 98,46% das citações.

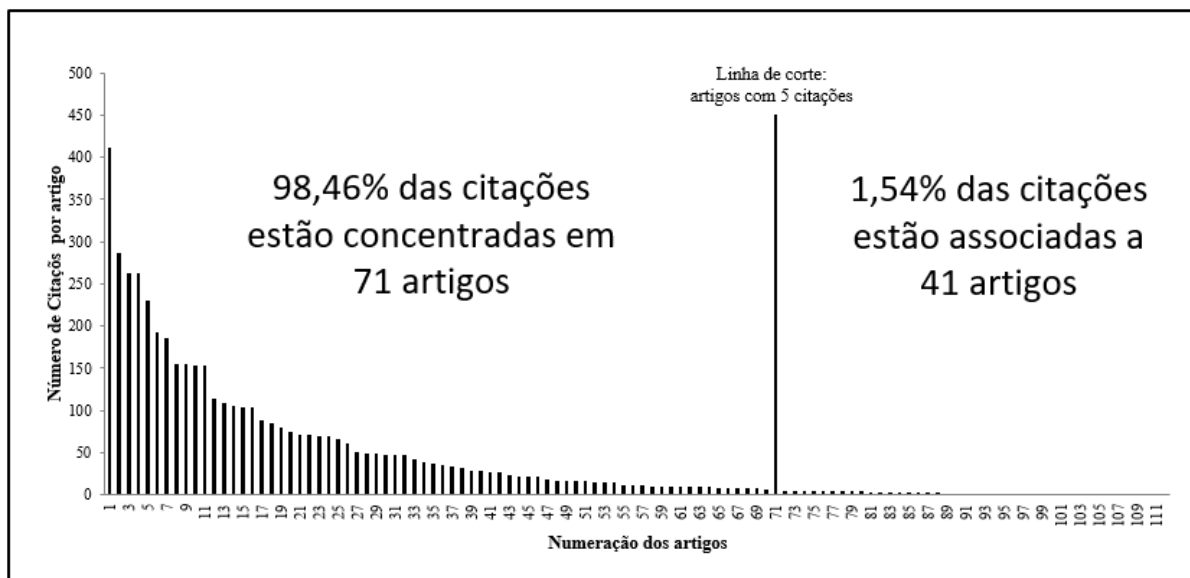


Figura 5: Reconhecimento científico dos artigos

Fonte: Elaborado pelo autor.

Após o reconhecimento científico de 71 artigos, iniciou-se a leitura dos resumos desse procedimento, resultou na remoção de 46 artigos do portfólio. Assim, para formar o banco de dados de artigos brutos com título, reconhecimento científico e resumos alinhados com o tema da pesquisa manteve-se um total de 25 artigos.

Por meio desses 25 artigos elaborou-se a lista de autores, totalizando 39 autores. Na sequência, com o intuito de verificar, se nos 41 artigos sem reconhecimento científico, existe algum alinhado com o tema da pesquisa, efetuou-se dois procedimentos:

a) Separação dos artigos com menos de dois anos da publicação. Neste caso, obteve-se 19 artigos que após a leitura dos resumos não se identificou nenhum alinhado com o tema da pesquisa; e

b) Verificou-se a presença dos 39 autores nos artigos sem reconhecimento científico. Após confrontar os nomes não se encontrou nenhum artigo que contivesse os autores supracitados. Logo, não foi adicionado nenhum artigo a base de dados de artigos brutos.

Dessa forma, não se incluiu nenhum artigo ao portfólio bibliográfico. Na próxima etapa, efetuou-se a leitura completa desses 25 artigos, sendo que por meio deste procedimento foram eliminados 4 artigos que não estão alinhados com o tema da pesquisa. Para compor o portfólio bibliográfico, após todas as etapas, obteve-se um total de 21 artigos, conforme destaca a Figura 6.

Lista de artigos selecionados sobre o tema	Reconhecimento Científico
GOOIJER, Jan G.;HYNDAMAN, Rob J. 25 years of time series forecasting . International Journal of Forecasting.v. 22, 443– 473, 2006.	412
LAWRENCE, M. GOODWIN, P; O'CONNOR, M. ONKAL, D. Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years . International Journal of forecasting. v. 22, p. 493-518, 2006	286
COLLOPY Fred; ARMSTRONG Scott J. Rule-based forecasting - development and validation of an expert systems-approach to combining time-series extrapolations . Management Science. V.38, 1394-1414, 1992.	262
MAKRIDAKIS, Spyros; CHATFIELD, Chris; HIBON, Michèle; LAWRENCE, Michael; MILLS, Terence; ORD, Keith; SIMMONS, Leroy F. The M2-competition: A real-time judgmentally based forecasting study . International Journal of Forecasting. v.9, 5-22, 1993.	230
FILDES, R.; GOODWIN, P; LAWRENCE, M.; NIKOLOPOULOS, K. Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement in supply-chain . International Journal of Forecasting. v.25, p. 3-23, 2009	192
WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: a Review of the Literature . International Journal of Forecasting. v.12, n.1, p. 91-118, 1996.	155
ARMSTRONG, J. S. Findings from evidence-based forecasting: methods for reducing forecast error . International Journal of Forecasting. v.22, p. 583-598, 2006.	154
GOODWIN, Paul; FILDES, Robert. Judgmental forecasts of time series affected by special events: Does providing a statistical forecast improve accuracy? Journal of Behavioral Decision Making. v.12, 37-53,1999.	105
GOODWIN, P. Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecast . Omega. V.30, n.2, p. 127-135, 2002.	103
FISCHER, Ian; HARLEY, Nigel. Combining forecasts: What information do judges need to outperform the simple average? International Journal of Forecasting. v.15, 227–246, 1999.	89
SANDERS, Nada R.; MANRODT, Karl B. The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice . Omega International Journal of Management Science. v.31, 511 – 522, 2003.	79
WOLFE, Christopher; FLORES, Benito E. Judgmental adjustment of earnings forecasts . Journal of Forecasting. v. 9, 389-405, 1990.	71
GOODWIN, Paul. Correct or combine? Mechanically integrating judgmental forecasts with statistical methods . International Journal of Forecasting.v.16, 261–275, 2000.	69
SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Integrating judgmental and quantitative forecasts: methodologies for pooling marketing and operations information . International Journal of Operations & Production Management, v. 24, 514-529, 2004.	60
FLORES, Benito E.; OLSON, David L.; WOLFE, Christopher. Judgmental adjustment of forecasts: A comparison of method . International Journal of Forecasting. v.7, 421-433, 1992.	47
LOBO, Gerakl J.; NAIR, R. D. Combining judgmental and statistical forecasts - an application to earnings forecasts . Decision Science. v.21, 446-460, 1990.	42
SANDERS, Nada R.; RITZMAN, Larry P. Bringing judgment into combination forecasts . Journal of Operations Management. v.13, 311-321, 1995.	37
GOODWIN, Paul. Statistical correction of judgmental point forecasts and decisions . Omega International Journal of Management Science. v. 24, 551-559, 1996.	35
SANDERS, Nada R. The impact of task properties feedback on time series judgmental forecasting tasks . Omega International Journal of Management Science. v. 25, 135-144, 1997	27
SONG, H.; GAO, B. Z; LIN, V. S. Combining statistical and judgmental forecasts via a web-based tourism demand forecasting system . International Journal of Forecasting. v.29, p. 295- 310, 2013	23
GREEN Kesten C; ARMSTRONG, J S. Demand forecasting: evidence-based methods . Wharton University of Pennsylvania. Disponível em: https://marketing.wharton.upenn.edu/index.cfm/research/research-listing/?whdmsaction=publications.list&pubFilter=all&pubYearFilter=2012 . Acessado em 22/06/2016.	9

Figura 6: Portfólio bibliométrico do tema: integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajustes de especialistas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

2.3.1 Análise bibliométrica

De posse dos 21 artigos do portfólio bibliográfico, iniciou-se a análise bibliométrica. Esse procedimento, possibilita a ampliação do conhecimento sobre o tema e também obter informações sobre artigos, periódicos e autores mais relevantes para a pesquisa (ENSSLIN, 2010). Para sistematizar, a aplicação da metodologia *Proknow-C*, realizar-se-á as seguintes fases:

- a) Relevância dos periódicos dentro do portfólio bibliográfico;
- b) Reconhecimento científico dos artigos no portfólio bibliográfico;

- c) Relevância dos autores do portfólio bibliográfico; e
- d) Análise cruzada dos periódicos e artigos destaque.

2.3.1.1 Relevância dos periódicos dentro do portfólio bibliográfico

Nesta fase, busca-se identificar qual periódico tem mais importância dentro do portfólio bibliográfico. De acordo com a Figura 7, pode-se evidenciar que o periódico “*International Journal of Forecasting*” apresenta maior relevância, pois detêm 47,61% dos artigos, perfazendo um total de 10 artigos. Esse periódico é o principal *Journal* da área de métodos de previsão. Outro periódico de destaque é o “*Omega International Journal of Management Science*” com uma representatividade de 19,04%, isto é, 4 artigos dentro do portfólio bibliográfico.

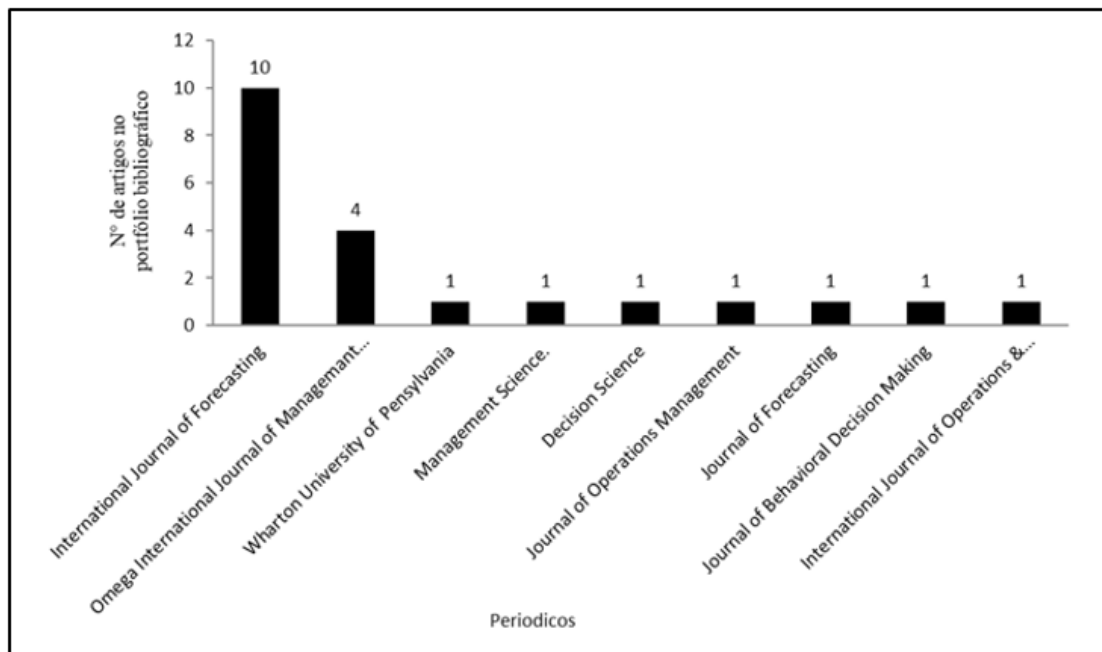


Figura 7: Quantidade de artigos por periódico dentro do portfólio bibliográfico
Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3.1.2 Reconhecimento científico dos artigos no portfólio bibliográfico

Nesta etapa, buscou-se identificar o reconhecimento científico dos artigos do portfólio bibliográfico. Conforme exposto na Figura 8, pode-se visualizar que o artigo “25 years of time series forecasting” de 2006 dos autores (GOOIJER, J. G. e HYNDMAN, R. J.) publicado no periódico “*International Journal of Forecasting*” apresenta o maior número de citações: 412. A força desse artigo ocorre devido a extensa revisão da literatura feita sobre o tema desde 1981 até 2006, aliado ao fato de já estar publicado a mais de 10 anos.

Além disso, a Figura 8 mostra que o artigo “*Demand forecasting: evidence-based methods*” de 2011 dos autores (GREEN, K. C. e ARMSTRONG, S. J.) publicado por intermédio da “*Wharton University of Pennsylvania*” apresentou o menor número de citações. Isto é explicado devido o artigo conter como autor principal (GREEN, K. C.) e estar disponível no site da universidade “*Wharton University of Pennsylvania*”. Este mesmo artigo no Google acadêmico apresenta 53 citações considerando como autor principal (ARMSTRONG, S. J.), porém não foi possível obter o artigo completo de uma fonte confiável, assim considerou-se a primeira opção. Os demais artigos apresentam número relevante de citações.

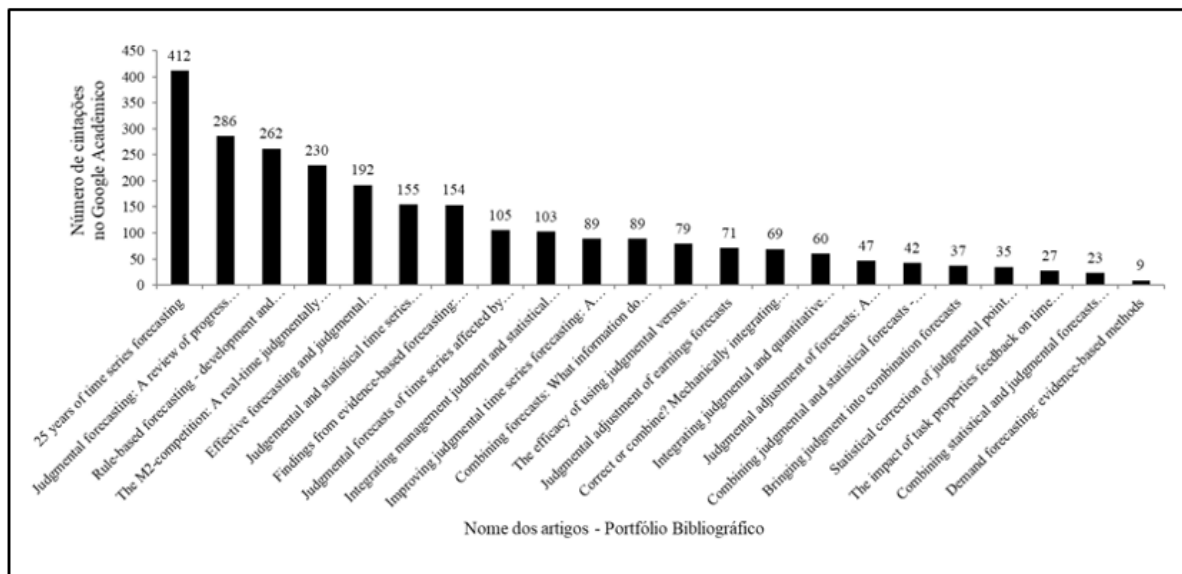


Figura 8: Quantidade de citações por artigos do portfólio bibliográfico

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3.1.3 Autores referência dentro do portfólio bibliográfico

A fim de evidenciar e direcionar o conhecimento referente aos principais autores do tema da pesquisa, realizou-se o cruzamento dos autores presentes no portfólio bibliográfico com o número de publicações desses autores nas referências dos artigos do portfólio bibliográfico.

De acordo com a Figura 9, é possível evidenciar que os autores de destaque, dentro do portfólio bibliográfico e nas referências, são ARMSTRONG S. J.; GOODWIN, P. e LAWRENCE, M., sendo que o número de artigos no portfólio bibliográfico e referências do portfólio são respectivamente (3 e 79; 6 e 58; 3 e 60). Além do mais, os autores, O'CONNOR, M e FILDES, R. são destaques nas referências do portfólio bibliográfico sendo que o primeiro possui 51 e o segundo 50 artigos.

Ademais, a Figura 9 permite identificar os autores relevantes para o tema da pesquisa que são respectivamente, FLORES, B. E.; RITZMAN, L.P. e COLLOPY, F. Além disso, SANDERS, N. R é destaque no portfólio bibliográfico.

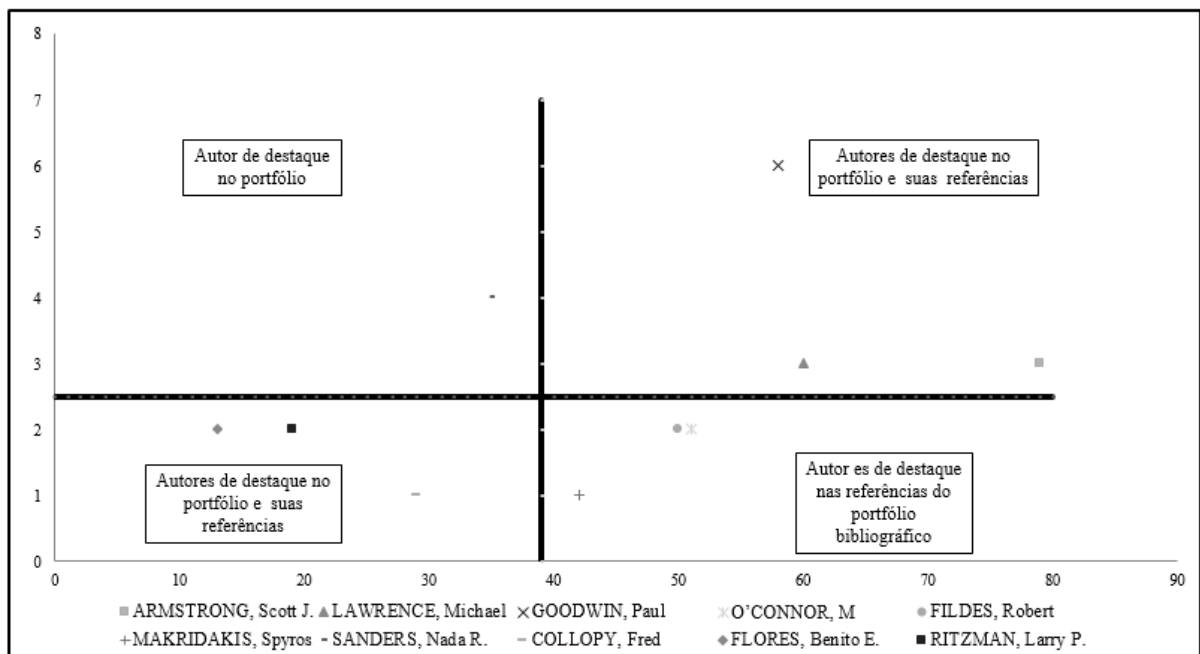


Figura 9: Autores de destaque do portfólio bibliográfico e suas referências

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3.1.4 Periódicos e artigos em destaque nas referências no portfólio

Com o intuito de identificar, quais são os periódicos relevantes dentro do tema da pesquisa, integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas, e para direcionar o envio de artigos para publicação, efetuou-se os cruzamentos dos periódicos presentes no portfólio bibliográfico, com os periódicos presentes nas referências do portfólio bibliográfico.

Por meio da análise da Figura 10, constata-se que o periódico de destaque no portfólio bibliográfico e nas referências é o *International Journal of Forecasting*, com 10 e 500 citações, respectivamente no portfólio bibliográfico e nas referências. Além disso, o periódico destaque nas referências é o *Journal of Forecasting* com 1 citação no portfólio e 164 citações nas referências. Por outro lado, o periódico de destaque no portfólio bibliográfico é *Omega International Journal of Management Science*, com 4 citações no portfólio e 22 nas referências.

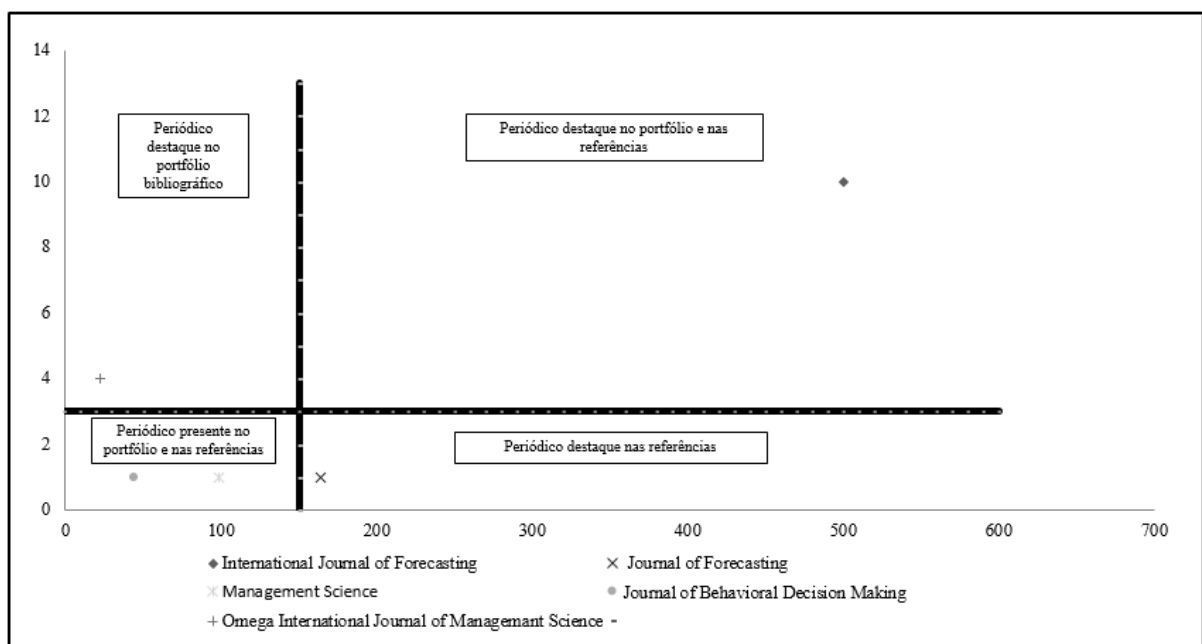


Figura 10: Grau de relevância dos periódicos presentes nos artigos e referências do portfólio bibliográfico

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3.2 Análise de conteúdo

O principal objetivo da análise de conteúdo é encontrar a lacuna científica existente

dentro da temática integração de previsões qualitativas e quantitativas com ajuste de especialistas, ou seja, qual será a contribuição científica que a pesquisa trará para a academia.

Diante disso, a análise de conteúdo é conduzida dentro de uma análise categorial, utilizando os 21 artigos do portfólio bibliográfico e levando em consideração o conteúdo de cada um. Assim, as categorias adotadas para classifica-los foram: (i) revisões, resumos ou análise teórica; (ii) abordagem qualitativa ou quantitativa; (iii) método de integração; (iv) estruturação dos julgamentos; e (v) melhorias nas previsões.

Os artigos que sintetizam a análise de conteúdo estão separados em quatro Figuras 11, 12.1; 12.2 e 12,3 em que a primeira apresenta a categorização dos artigos em: revisões, resumos ou análise teórica. Já nas outras três, a categorização apresentada é: abordagem qualitativa e quantitativa; método de integração; estruturação dos julgamentos; e melhorias nas previsões.

Dentre os 21 artigos analisados, a Figura 11, sintetiza o enquadramento de oito artigos referente a revisão da literatura, resumos ou análise teórica. Sendo que quatro deles categorizam-se como revisão da literatura, são eles: Webby e O'Connor (1996), examina o papel do julgamento na previsão de séries temporais; já Goodwin (2002), apresenta uma revisão da literatura sobre a eficácia da integração de métodos estatísticos com julgamentos em previsões pontuais de curto prazo. Lawrence *et al.* (2006), realiza uma revisão da literatura dos últimos 25 anos sobre o julgamento humano nas previsões e Gooijer e Hyndman (2006) realizaram uma revisão da literatura dos últimos 25 anos de pesquisas que envolvem previsões com séries temporais.

Os artigos de Sanders e Manrodt (2003) e Sanders e Ritzman (2004), categorizam-se como análises teóricas. O primeiro propõe um modelo conceitual para identificar os motivos que levam as empresas a adotar sistemáticas de previsão de demanda voltadas ao julgamento, em detrimento das previsões via modelagem quantitativa. O segundo, tem por objetivo desenvolver quatro metodologias de integração de previsões qualitativas e quantitativas.

Por fim os últimos dois artigos da Figura 11, categorizam-se como resumos da literatura em que Armstrong (2006) resume o que foi aprendido nos últimos 25 anos sobre a precisão dos métodos de previsão e ainda destaca sete métodos bem estabelecidos que mostraram melhorar a precisão das previsões. Por sua vez, Green e Armstrong (2011), resumem o progresso substancial na previsão da demanda, descrevendo primeiro métodos baseados em evidências e, em seguida, descrevendo os princípios para selecionar e os melhores métodos de previsão de demanda em certas condições de problemas.

Autores	Descrição	Aplicação
WEBBY e O'CONNOR, 1996	Os autores procuram focalizar, no presente artigo, uma revisão da literatura que examina papel do julgamento na previsão de séries temporais. Para isso, examinaram artigos em que o julgamento humano foi integrado com os dados estatísticos ou integrados com métodos de previsão estruturados. Para fazer isso de forma unificada, desenvolveram um enquadramento metodológico que classifica a integração de previsões objetivas em quatro abordagens: (i) construção de modelos; (ii) decomposição baseada em opinião; (iii) ajuste baseado na opinião; e (iv) combinação de previsão. Além disso, os autores sugerem que as previsões mecânica objetiva sejam sintetizadas com as habilidades do julgamento subjetivo, a fim de obter o duplo benefício das duas abordagens.	Artigo de Revisão
GOODWIN, 2002	Este artigo apresenta uma revisão da literatura sobre a eficácia da integração de métodos estatísticos com julgamentos em previsões pontuais de curto prazo. Para isso, considera a aplicação da integração voluntária, que envolve informações contextuais via julgamento com a integração mecânica, que considera métodos estatístico. Dentro desse cenário, o autor disserta a respeito dos vieses na incorporação do julgamento que podem ser influenciados por motivos particulares. Mesmo assim o autor sugere que embora reconhecendo o poder dos métodos de integração mecânica que excluem o julgamento do processo de integração, que as pesquisas futuras devem se concentrar no sistemas de apoio a tomada de decisão que facilitam a integração voluntária.	Artigo de Revisão
LAWRENC E, M. et al., 2006	Apresenta-se uma revisão da literatura dos últimos 25 anos sobre o julgamento humano nas previsões. Os autores observaram um crescimento na utilização de abordagens julgadoras nas previsões e uma mudança na atitude dos pesquisadores referente aos ganhos advindos do julgamento. A revisão, os autores referenciaram 200 estudos sobre previsão de vendas e identificaram duas formas para incorporar o domínio do conhecimento. Na primeira, as previsões são produzidas pelo julgamento individual ou de um grupo. Já na segunda, as previsões são formadas com a união dos julgamentos com as previsões estatísticas. Por fim, os autores também destacam que o julgamento humano trás melhorias na precisão da previsão.	Artigo de Revisão
GOOIJER e HYNDMAN, 2006	Nesse estudo, os autores realizaram uma revisão da literatura dos últimos 25 anos de pesquisas que envolvem previsões com séries temporais. O trabalho fornece um guia seletivo com aproximadamente 940 artigos dos quais foram referenciados 380 periódicos e 20 livros. A classificação inicial dos artigos baseou-se nos modelos utilizados como por exemplo ARIMA, Suavização Exponencial, além disso outras classificações foram adotadas, artigos com abordagem voltada para combinações de previsões e medidas de acurácia. Os autores destacam ainda que a revisão não pretende ser crítica, mas sim um (breve) passeio histórico e pessoal dos principais trabalhos desenvolvidos no período. Por fim, o artigo de revisão trás várias sugestões de trabalhos futuros sobre a previsão envolvendo séries temporais.	Artigo de Revisão
SANDERS e MANRODT, 2003	Nesse estudo os autores propõem um modelo conceitual para identificar os motivos que levam as empresas a adotar sistemáticas de previsão de demanda voltadas ao julgamento em detrimento das previsões via modelagem quantitativas. Para isso enviaram um questionário para 2394 empresas sendo que somente 240 responderam. No tratamento dos dados separaram os previsores das empresas em dois grupos: i) previsões via julgamento; ii) previsões via métodos quantitativos. Posteriormente avaliaram os grupos sobre as seguintes lentes: acesso e uso da informação, incerteza de produto e meio ambiente e acesso e uso de software. Por fim compararam os erros de previsão envolvidos em cada situação. Como resultado encontraram que as empresas que fazem uso de métodos quantitativos apresentaram menores erros de previsão comparado as empresas que usam métodos subjetivos. Dessa forma, concluem que isso ocorre devido ao fato dos previsores das empresas que fazem uso de métodos via julgamento terem menos acesso a dados históricos quantificáveis, informações e menor uso de tecnologias.	Análise teórica
SANDERS e RITZMAN, 2004	Este artigo tem por objetivo desenvolver quatro metodologias de integração de previsões qualitativas e quantitativas. São elas: i) ajuste da previsão quantitativa via julgamento; ii) Previsão via julgamento corrigida quantitativamente; iii) combinação das previsões qualitativas e quantitativas; e iv) utiliza o julgamento para seleção e desenvolvimento da previsão quantitativa. A avaliação das metodologias é baseada em questões de comportamento humano, como grau de parcialidade, sensação de propriedade, questões organizacionais de pontualidade e ainda de acordo com a localização da geração de previsão final dentro da organização (setor de operações, marketing ou terceiros). Os resultados encontrados para cada metodologia, indicam quais às condições mais adequadas para uso, considerando as características da organização. Para isso fornecem um enquadramento das metodologias com o local da geração da previsão final. Por fim, os autores concluíram que cada metodologia tem pontos fortes e fracos e que nem todas são apropriadas para cada contexto organizacional.	Análise teórica
ARMSTRONG, 2006	Este artigo resume o que foi aprendido nos últimos 25 anos sobre a precisão dos métodos de previsão. O autor destaca sete métodos bem estabelecidos que mostraram melhorar a precisão, são eles: a) dois desses métodos se aplicam a todos tipos de dados: i) previsões combinadas com uma estimativa redução de erros de 12%, e ii) a técnica delphi, que melhorou a precisão em 79%; b) três métodos aplicam-se aos dados de secção transversal: i) modelos causais com uma redução de erros de 10%, ii) bootstrapping julgamento em 6%, e o iii) julgamento estruturado em que não tinha estimativa da redução de erros; c) dois métodos se aplicam a dados de séries temporais: i) tendência amortecida com um erro de 5% de redução, e ii) modelos causais com maior precisão, mais de 3/4 das comparações para médias e previsões de longo alcance. Como sugestão o autor indica que os profissionais devem implementar estes métodos que já estão consolidados na literatura.	Resumo da Literatura
GREEN e ARMSTRONG, 2011	Os autores resumem o progresso substancial na previsão da demanda, descrevendo primeiro métodos baseados em evidências e, em seguida, descrevendo princípios para selecionar os melhores métodos de previsão de demanda em certas condições de problemas. Eles resumem os procedimentos para melhorar as previsões, combinando ou ajustando e comunicando incertezas. Diante disso, o artigo resume as principais conclusões sobre o que fazer e o que não fazer para gerar previsões quando os dados quantitativos são escassos: i) usar pesquisas estruturadas de especialistas; ii) pesquisas de intenções; iii) bootstrapping de julgamento; iv) previsão de mercados; v) analogias estruturadas e interação de simulações. Por outro lado quando os dados quantitativos são abundantes usar: i) extrapolação, ii) analogias quantitativas, iii) previsões baseadas em regras e iv) métodos causais. Se a intenção é incorporar conhecimento prévio de especialistas deve-se usar métodos estruturados. Por fim os autores alertam para evitar o uso de mas são apropriadas para cada contexto organizacional. Finalmente, descreve procedimentos para facilitar a implementação de novos métodos.	Resumo da Literatura

Figura 11: Enquadramento dos artigos em: revisões, resumos ou análise teórica

Fonte: Elaborado pelo autor

Autores	Descrição	Abordagem Quantitativa	Abordagem Qualitativa	Método de Integração	Estruturação dos Julgamentos	Melhorou à Previsão
LOBO e NAIR, 1990	Essa pesquisa examinou dois problemas: i) a determinação do melhor modelo estatístico e ii) a comparação da precisão das previsões entre modelos estatísticos versus previsões dos analistas via julgamentos. Dessa forma, investiga-se: quando a precisão das previsões pode ser melhorada combinando as previsões via julgamento com previsões de modelos estatísticos amplamente utilizados na literatura financeira e contábilística. Foram usadas as seguintes formas de combinação de previsões: i) média aritmética e média ponderada em que os pesos foram definidos via regressão. Os dados foram obtidos de 96 empresas e as séries temporais utilizadas englobam os ganhos trimestrais de cada uma no período de 1976 a 1983. Como resultado os autores descobriram que se as duas previsões não estiverem perfeitamente correlacionadas, então a combinação, em média, resultará em uma previsão mais precisa do que qualquer uma das previsões individuais.	i) Previsão via ARIMA; ii) Previsão via média simples	i) Previsão via Julgamento fornecida por empresa de corretagem (considerando a média de previsões de vários analistas; ii) Questionário de Investimento por linha de valor (VL)	Previsão Combinada i) via média aritmética; ii) média ponderada	Não	Sim
WOLFE e FLORES, 1990	Este artigo trabalha com o ajuste via julgamento de previsões quantitativas. Para isso efetuou previsões utilizando a técnica ARIMA e posteriormente ajustou essas previsões objetivas com auxílio de especialistas por meio da abordagem estruturada baseada no Processo Analítico Hierárquico (AHP). Para executar os trabalhos foram utilizados os ganhos trimestrais de 32 empresas constantes no banco de dados da Value Line. Com relação ao ajuste subjetivo 14 mestrandos em administração de empresas e 14 analistas de crédito corporativo foram utilizados. Os autores concluíram que, as previsões não foram melhoradas pelo ajuste subjetivo, nos períodos em que os especialistas tinham níveis mais elevados de informação. Por outro lado, os resultados mostram que a precisão das previsões objetivas quando não corrigidas podem ser melhoradas por meio do ajuste por julgamento.	ARIMA	Não	Ajuste via especialistas	AHP	Sim
FLORES <i>et al.</i> , 1992	A proposta dos autores é realizar um comparativo entre ajustes de previsões quantitativas via julgamento estruturado. Para isso, comparam a metodologia AHP utilizada por (WOLFE e FLORES, 1990) com o método do centróide, que apresenta custo mais baixo de implantação e facilidades de uso. Para realizar o comparativo entre os métodos estruturados, foram utilizados os ganhos trimestrais de 28 empresas constantes no banco de dados da Value Line. Com relação ao ajuste subjetivo, 14 estudantes de mestrado executivo em administração comercial e 14 analistas de crédito corporativo foram utilizados. Como resultado os autores concluíram que enquanto o AHP permite um ajuste mais preciso para refletir o julgamento dos tomadores de decisões o método centróide produz resultados muito semelhantes e é muito mais fácil de usar no ajuste da previsão.	ARIMA	Não	Ajuste via especialistas	AHP Centróide	Sim
ARMSTROG e COLLOPY, 1992	Este artigo trata da aplicabilidade da previsão baseada em regras que usa o julgamento de especialista sobre as características dos dados. Também trata das forças causais que afetam séries temporais como insumos no procedimento estatístico. A base de regras proposta pelos autores, integra várias estratégias para extrapolação, entre elas estão: (i) usar recursos da própria série para estabelecer pesos e posteriormente combinar previsões; ii) usar heurísticas para estabelecer parâmetros para modelos de suavização exponencial; iii) usar modelos separados para previsões de longo alcance e curto alcance; iv) amortecimento da tendência abaixo de certas condições; e v) incorporar o domínio do conhecimento por meio da extrapolação. O desenvolvimento da base de regras envolveu a análise dos protocolos de cinco especialistas em métodos de previsão. Como resultado obteve-se 99 regras e previsões combinadas a partir de quatro métodos de extrapolação (a caminhada aleatória, a regressão, o exponencial linear de Brown Alisamento e suavização exponencial de Holt) de acordo com regras usando 18 características das séries temporais. Os autores concluíram que as previsões para um ano a frente, a previsão baseada em regras foi 13% mais precisa que a combinação de previsões com pesos iguais e quando a previsão envolveu seis anos a frente a melhoria foi de 42%. Mas nos casos que as regras não foram seguidas não ocorreu melhoria nas previsões.	Modelos de Suavização Exponencial	Não	Previsão Combinada i) via média ponderada;	Não	Sim

Figura 12.1: Enquadramento dos artigos quanto: ii) abordagem qualitativa e quantitativa; iii) método de integração; iv) estruturação dos julgamentos; e v) melhorias nas previsões

Fonte: Elaborado pelo autor.

Autores	Descrição	Abordagem Quantitativa	Abordagem Qualitativa	Método de Integração	Estruturação dos Julgamentos	Melhorou à Previsão
Makridakis <i>et al.</i> , 1993	A M2-competição tem por objetivo determinar a exatidão de vários métodos de previsão, iniciou em 1987 e terminou em 1990. É um estudo empírico organizado para avaliar dados em situações reais em que os previsores podem usar informações adicionais para melhorar a exatidão preditiva de métodos quantitativo. Essas informações pode envolver conhecimento interno como por exemplo, (avaria da máquina, um ataque futuro de um importante concorrente ou aumento acentuado de preços, etc). Por estas razões, foi decidido realizar uma competição com dados do presente e exigindo previsões para o futuro. Para concretizar isso, foram distribuídas 29 séries reais oriundas de quatro empresas, os dados foram manipulados por um constante multiplicativa e cinco previsores fizeram previsões que posteriormente foram comparadas com os métodos quantitativos. Os autores concluíram que os métodos simples de previsão de demanda podem ser usados com segurança na previsão de séries reais, pois são métodos com baixo custo e de fácil aplicação e geram previsões satisfatórias.	Família de ARIMA; Família Suavização Exponencial; Métodos ingenuos	Previsões individual via julgamento ii) Combinação das previsões individuais via média aritmética;	Não	Não	Sim
SANDERS e RITZMAN, 1995	Esta pesquisa investiga os benefícios gerados na precisão das previsões via combinação de métodos estatísticos com o julgamento humano. Para isso, dois grupos de previsores são utilizados um com conhecimento contextual, que envolve os previsores da empresa e outro grupo com conhecimento técnico em métodos de previsões, que utiliza estudades de graduação. São utilizados no trabalho 22 séries temporais, que abrangem um período de 3 anos, coletados de um armazém público. Como resultado os autores encontraram que, uma relação entre a inclusão do conhecimento contextual na combinação, depende do nível de variabilidade presentes nas séries temporais. Sendo assim quanto mais variabilidade estiver presente nos dados, mais conhecimento contextual é necessário.	Suavização Exponencial de Holt	i) Previsões geradas pelos planejadores do Armazém - Com conhecimento contextual; ii) Previsão gerada por Estudantes com conhecimento das técnicas objetivas.	Previsão Combinada i) via média aritmética;	Não	Sim
GOODWIN, 1996	Este artigo sugere um procedimento que envolve a correção estatística. Para isso, o autor aplica a análise de regressão para prever erros futuros, e esses erros passam por uma correção estatística usando a correção linear ótima de Theil e posteriormente os erros previstos são adicionados aos valores originais. O procedimento de correção foi aplicado nas, "previsões de vendas via julgamento" de uma empresa que projeta e fábrica equipamentos industriais. O autor concluiu que a correção foi bem sucedida quando as séries apresentaram altos níveis de ruído. Em particular, para a série de ruído branco, a correção teve o efeito de suavizar a variação nas previsões de julgamento causadas pelos previsores.	Não	i) Previsão gerada via julgamento de três especialistas	Correção estatística	Não	Sim
SANDERS, 1997	Este estudo avalia o impacto do feedback sobre a precisão da previsão de séries temporais em quatro cenários de julgamento preditivo, são eles: i) previsões individuais de julgamento; ii) previsões de grupos interativos; iii) combinações do julgamento individual de previsões com a previsão em grupos; iv) combinações de julgamento individual com previsões quantitativas. Para atingir tal objetivo a autora avalia o impacto de fornecer informações sobre padrões de dados da série temporal e nível de ruído para 98 alunos da área de negócios que geraram as previsões individuais. Essas previsões foram combinadas via média aritmética 3 a 3 para formar a previsão de grupos. Ainda a autora gerou previsões quantitativas por meio das técnicas de Suavização Exponencial e combinou-as (via média aritmética) com a previsão individual via julgamento. Para executar o trabalho a autora gerou 8 séries temporais artificiais com 60 observações. Os resultados encontrados mostram que feedback leva a melhorias na precisão das previsões para todos processos de previsão testados, particularmente para séries com alto nível de ruídos.	Suavização Exponencial Simples Suavização Exponencial de Winters	i) Previsão individual via Julgamento; ii) Combinação das previsões individuais em grupos de 3, via média aritmética;	Previsão Combinada i) via média aritmética;	Não	Sim
GOODWIN e FILDES, 1999	Os autores conduziram experimentos de laboratório para simular problemas de previsão de vendas em condições (normais, promoção e pós-promoção). Para isso as séries temporais geradas foram investigadas em diferentes condições de perturbações: i) complexidade da série temporal; ii) poder preditivo com perturbação nas vendas; iii) monitoramento posterior da perturbação das vendas; e iv) tipo de feedback. Nesse último caso os previsores foram convidados a produzir previsões e durante o experimento, eles receberam: i) um feedback de resultados simples, ii) uma previsão estatística de séries temporais, e iii) uma previsão estatística, juntamente com uma explicação regular da sua fundamentação. Os autores concluíram que os julgamentos feitos pelos analistas que realizaram a integração voluntária foi ineficientemente. Eles fizeram ajustes prejudiciais para as previsões estatísticas confiável e ignoraram essas previsões em períodos quando elas formaram uma linha de base ideal para ajuste.	Suavização Exponencial Simples Suavização Exponencial de Holt - Winters	i) Previsão individual via Julgamento;	Ajuste via especialistas	Não	Não

Figura 12.2: Continuação do enquadramento dos artigos quanto: ii) abordagem qualitativa e quantitativa; iii) método de integração; iv) estruturação dos julgamentos; e v) melhorias nas previsões

Fonte: Elaborado pelo autor.

Autores	Descrição	Abordagem Quantitativa	Abordagem Qualitativa	Método de Integração	Estruturação dos Julgamentos	Melhorou à Previsão
FISCHER e HARVEY, 1999	A abordagem utilizada nesse artigo consiste em realizar três experimentos que visam responder aos seguintes questionamentos: i) O feedback de resultados facilita a aprendizagem na combinação de previsão ou não tem efeito?; ii) Se o feedback do resultado tiver um efeito, informações adicionais projetadas podem ajudar os julgadores a apreender relações de critério e fornecer mais benefícios ou se tornará redundante?; iii) Como melhorar a precisão da combinação de julgamento de previsões comparadas com as combinações produzidas por uma média simples sob várias diferentes condições de feedback? Os autores concluíram que no primeiro experimento os julgadores quando recebem informações, eles aprendem a poderar separadamente as previsões. Já com o segundo e terceiro experimento eles forneceram aos julgadores informações sobre erros cometidos nas previsões individuais. Os resultados mostram que fornecer informações sobre seus MAPE atualizados para cada período permite aos previsores combinar suas previsões de forma a superar as previsões por média simples.	Não	Previsões individual via julgamento ii) Combinação das previsões individuais via média aritmética;	Ajuste via especialistas	Não	Sim
GOODWIN, 2000	O autor desenvolve um experimento de laboratório e dois estudos de campo para comparar a precisão de três métodos de integração entre previsões via julgamento com métodos estatísticos. Nos três estudos, os especialistas tiveram acesso exclusivo a informações contextuais. Os três métodos comparados foram: (i) correção estatística de vieses de julgamento usando a correção linear ótima de Theil; (ii) combinação de previsões de julgamento e previsões estatísticas de séries temporais usando uma média simples e (iii) correção de vieses de julgamento seguido de combinação. Para atingir tal fim, o autor delineia a metodologia em um experimento de laboratório e posteriormente aplica a metodologia em dados de vendas de uma empresa têxtil e uma empresa de engenharia ambas da Europa. Como resultados o autor conclui que houve pouca evidência em qualquer um dos estudos de que vale a pena combinar previsões de julgamento com uma previsão estatística de séries temporais - simplesmente corrigir vieses de julgamento geralmente era suficiente para obter melhorias na precisão	Suavização Exponencial Simples Suavização Exponencial de Holt - Winters	i) Previsão individual via Julgamento;	Previsão Combinada i) via média aritmética;	Não	Não
FILDES <i>et al.</i> , 2009	Nesse estudo os autores desenvolvem uma temática envolvendo previsão de demanda quantitativa que posteriormente é ajustada por especialistas. Dentro dessa perspectiva os autores indagam: fazer ajustes subjetivos pode efetivamente melhorar a precisão? e alguns tipos de ajuste são mais efetivos do que outros? Para investigar isso, os autores coletaram dados em quatro empresas dos setores (varejo, produtos domésticos, farmacêutica e de alimentos) referente a cadeia de suprimentos, totalizando uma análise de mais de 60.000 previsões. Concluíram que em três das empresas, em média, os ajustes de julgamento aumentaram a precisão. No entanto, uma análise detalhada revelou que, os ajustes maior tendem a levar a maiores melhorias na precisão e os ajustes menores geralmente danificaram a precisão. Além disso, os ajustes positivos, realizados para cima, foram muito menos propensos a melhorar a precisão do que os ajustes negativos. Devido ao fato de os ajustes serem feitos com mais frequência na direção errada, sugere um viés para o otimismo.	Geradas por software estatísticos que utiliza técnicas da Família Suavização Exponencial	Não	Ajuste via especialistas	Não	Sim
SONG <i>et al.</i> , 2013	Este artigo apresenta um sistema de previsão de demanda de turismo baseado na web (TDFS) que é projetado para prever a demanda turística de Hong Kong. O sistema considera as seguintes séries temporais: i) chegadas de turistas, ii) despesas turísticas totais e setoriais, e iii) a demanda por quartos de hotel. O processo TDFS compreende três estágios: análise preliminar de dados, geração de previsões quantitativas e ajustes via julgamentos. Para analisar o desempenho do sistema de demanda proposto os autores realizaram um estudo de caso recente envolvendo as previsões quantitativas, ajustado por um painel de especialistas via técnica DELPHI em que fornecem previsões precisas sobre a procura turística da cidade Hong Kong. Os resultados mostram que esta combinação de previsões quantitativas e julgamento melhoram a precisão global do forecasting.	Modelo Econométrico Modelo autoregressivo de atraso distribuído (ADLM)	Não	Análise de Cenários Ajuste via especialistas Feedback e registro das alterações pelos especialistas A previsão feita pelos especialistas é obtida pela média.	DELPHI	Sim

Figura 12.3: Continuação do enquadramento dos artigos quanto: ii) abordagem qualitativa e quantitativa; iii) método de integração; iv) estruturação dos julgamentos; e v) melhorias nas previsões.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os outros treze artigos analisados são apresentados, nas Figuras 12.1; 12.2 e 12.3, os quais são categorizados em: ii) abordagem qualitativa e quantitativa; iii) método de integração; iv) estruturação dos julgamentos; e v) melhorias nas previsões. Diante disso, somente dois artigos não trabalham com métodos quantitativos de previsão são eles Goodwin (1996) e Fischer e Harvey (1999). Os outros onze artigos utilizam a abordagem quantitativa para prever a demanda. Sendo que desses quatro artigos fazem uso de modelos ARIMA, são eles: Lobo e Nair (1990); Wolfe e Flores (1990); Flores *et al.* (1992) e Makridakis *et al.* (1993). Já os artigos Collopy e Armstrong (1992); Makridakis *et al.* (1993); Sanders e Ritzman (1995); Sanders (1997); Goodwin e Fildes (1999); Goodwin (2000) e Fildes *et al.* (2009) utilizam técnicas de SE. Song *et al.* (2013), trabalham com modelos econométricos e autorregressivo de atraso distribuído (ADLM).

As Figuras 12.1; 12.2 e 12.3 permitem ainda categorizar os artigos quanto a utilização da abordagem qualitativa, ou seja, que fazem uso de previsões via julgamento de especialistas ou combinação dessas. Dos treze artigos, cinco não utilizam a abordagem qualitativa, são eles: Wolfe e Flores (1990); Flores *et al.* (1992); Collopy e Armstrong (1992); Fildes *et al.* (2009) e Song *et al.* (2013). Mas outros oito artigos utilizam, sendo que cinco utilizam somente previsões via julgamento, são eles: Lobo e Nair (1990); Sanders e Ritzman (1995); Goodwin (1996); Goodwin e Fildes (1999); Goodwin (2000) e três além de previsão via julgamento combinam essas previsões, são eles: Makridakis *et al.* (1993); Sanders (1997) e Fischer e Harvey (1999).

A fim de identificar quais artigos utilizam métodos de integração é possível por meio das Figuras 12.1; 12.2 e 12.3 observar que os trabalhos de Wolfe e Flores (1990); Flores *et al.* (1992); Goodwin e Fildes (1999); e Fischer e Harvey (1999); Fildes *et al.* (2009) e Song *et al.* (2013) utilizam ajustes via especialistas. Já os trabalhos de Lobo e Nair (1990); Collopy e Armstrong (1992); Sanders e Ritzman (1995); Sanders (1997) e Goodwin (2000) fazem uso da combinação para integrar a previsão subjetiva com a objetiva.

As últimas duas categorizações tratadas nas Figuras 12.1; 12.2 e 12.3, referem-se à estruturação dos julgamentos e a melhoria das previsões. Destaca-se que somente três artigos utilizam a abordagem de estruturação de julgamentos, são eles: Wolfe e Flores (1990) usam a técnica Processo Analítico Hierárquico (AHP). Já Flores *et al.* (1992) fazem um comparativo entre a técnica AHP e a técnica do centroide. Por fim, Song *et al.* (2013) em seu artigo aborda a utilização da técnica DELPHI. Referente a melhoria das previsões somente dois artigos não obtiveram êxito Goodwin e Fildes (1999) e Goodwin (2000).

Assim, diante do exposto, este estudo procura responder ao seguinte questionamento: Como encontrar a lacuna científica dentro da temática integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas? Por meio da análise de conteúdo de 21 artigos do portfólio bibliográfico foi possível evidenciar que apesar do esforços até o presente momento, os artigos estão concentrados em melhorar a precisão das previsões, como combinar as previsões e de que forma fazer os ajustes dos julgamentos dos especialistas, pois dos 21 artigos 18 trabalham sob esse enfoque, são eles: Lobo e Nair (1990); Collopy e Armstrong (1992); Makridakis *et al.* (1993); Sanders e Ritzman (1995); Webby e O'Connor (1996); Goodwin (1996); Sanders (1997); Fischer e Harvey (1999); Goodwin e Fildes (1999); Goodwin (2000); Goodwin (2002); Sanders e Manrodt (2003) e Sanders e Ritzman (2004); Lawrence *et al.* (2006); Gooijer e Hyndman (2006); Armstrong (2006); Fildes *et al.* (2009); e Green e Armstrong (2011).

No entanto, pouca atenção da literatura é dada para métodos de estruturação dos julgamentos via métodos multicritério de apoio a tomada de decisão, sendo que somente três artigos trabalharam com essa temática, são eles: Wolfe e Flores (1990); Flores *et al.* (1992); Song *et al.* (2013). Portanto, a oportunidade encontrada e que será abordada nessa pesquisa envolve a seguinte temática: integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas via métodos multicritério de apoio a tomada de decisão.

2.4 CONCLUSÃO

O presente artigo buscou, com a utilização da metodologia empregada, construir um portfólio bibliográfico, selecionar por meio da análise bibliométrica os principais autores, periódicos e artigos e também encontrar uma lacuna científica dentro da temática: integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas.

A fim de atender os objetivos propostos, obteve-se um portfólio bibliográfico com 21 artigos, sendo que o periódico de destaque no portfólio bibliográfico e nas referências é o *International Journal of Forecasting*. Além disso, foi possível identificar que os autores de destaque dentro desse portfólio bibliográfico e nas referências são: ARMSTRONG S. J.; GOODWIN, P. e LAWRENCE, M. No entanto, o artigo com o maior reconhecimento científico é dos autores (GOOIJER, J. G. e HYNDMAN, R. J.) intitulado “25 years of time series

forecasting” com 412 citações. Com relação a análise de conteúdo, foi possível encontrar a lacuna científica sendo que a temática a ser abordada é a integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas via método multicritério de apoio a tomada de decisão.

Assim, fica evidente que o objetivo proposto no presente artigo foi alcançado e que, por meio desse, foi possível construir conhecimento sólido sobre a bibliometria e análise do conteúdo do tema proposto. Finalmente, o presente artigo apresenta como contribuição científica um processo estruturado sobre a temática pesquisada como também uma sugestão de categorização. Como sugestão para trabalhos futuros, é possível realizar a pesquisa utilizando outras palavras-chaves e ampliar a utilização das bases de dados pesquisadas.

2.5 REFERÊNCIAS

BARDIN, L. **Análise de Conteúdo**. São Paulo: 70 ed., 2011.

BORTOLUZZI, S.C.; ENSSLIN, S.R.; ENSSLIN, L.; VALMORBIDA, S.M.I. Avaliação de desempenho em redes de pequenas e médias empresas: Estado da arte para as delimitações postas pelo pesquisador. **Estratégia & Negócios**, v.4, p.202-222, 2011.

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S.R.; LACERDA, R.T.O.; TASCA, J.E. **Proknow-C, Knowledge Development Process – Constructivist**. Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI. Brasil, 2010.

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; ROCHA, S.; MARAFON, A. D.; ASSAD, T. Modelo multicritério de apoio à decisão construtivista no processo de avaliação de fornecedores. **Revista Produção**, v.23, n.2, p.402-421, 2013.

GREEN K. C; ARMSTRONG, J. S. **Demand forecasting: evidence-based methods**. Wharton University of Pennsylvania. Disponível em: <https://marketing.wharton.upenn.edu/index.cfm/research/research-listing/?whdmsaction=publications.list&pubFilter=all&pubYearFilter=2012>. Acessado em 22/06/2016.

GRAEFE, A.; ARMSTRONG, S. J.; RANDALL, J. J. Jr.; CUZÁN, A. G. Combining forecast: An application to elections. **International Journal Forecasting**, v.30, n.4, p.3-64, 2014.

GOODWIN, P. Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecast. **Omega**, v.30, n.2, p.127-135, 2002.

GOOGLE ACADÊMICO. Disponível em: <http://scholar.google.com.br/>. Acesso em: jun. 2016.

GOOIJER, J. G.; HYNDMAN, R. J. 25 years of time series forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.22, p.443-473, 2006.

LAWRENCE, M. GOODWIN, P; O'CONNOR, M. ONKAL, D. Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. **International Journal of forecasting**, v.22, p.493-518, 2006.

LIZOT, M.; JÚNIOR, P. P. A.; MAGACHO, C. S.; BORTOLUZZI, S. C. **Avaliação de Desempenho na Gestão da Produção: Análise Bibliométrica e Sistêmica da Literatura Internacional**. Congresso de Contabilidade. Florianópolis - UFSC, 2015.

MANCUSO, A. C. B.; WERNER, L. Review of combining forecasts approaches. **Independent Journal of Management & Production (IJM&P)**, v.4, n.1, 2013.

MARAFON, A. D.; ENSSLIN, L.; LACERDA, R. T. O.; ENSSLIN, S. R. Revisão Sistêmica da Literatura Internacional sobre Avaliação de Desempenho na Gestão de P&D. **Revista Gestão Industrial**, v.8, n. 3, p.1-43, 2012.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting methods and applications**. 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda – Técnicas e estudo de caso. **Revista Produção**, v.11, n.1, p.43-64, 2001.

SANTOS, G. Q. V.; JUNIOR, J. A. M.; BERNARDO, Y. N. S. **Previsão de demanda: revisão bibliográfica e análise acadêmica atual**. XXXV ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. Fortaleza, 2015.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Integrating judgmental and quantitative forecasts: methodologies for pooling marketing and operations information. **International Journal of Operations & Production Management**, v.24, p.514-529, 2004.

SACCANI, N. Forecasting for capacity management in call centres: combining methods, organization, people and technology. **Journal of Management Mathematics**, v.24, p.189-207, 2011.

TASCA, J. E.; ENSSLIN, L., ENSSLIN, S. R.; ALVES, M. B. M. An approach for selecting a theoretical framework for the evaluation of training programs. **Journal of European Industrial Training**, v.34, p.631-65, 2010.

VILELA, L.O. Aplicação do Proknow-C para seleção de um portfólio bibliográfico e análise bibliométrica sobre avaliação de desempenho da gestão do conhecimento. **Revista Gestão Industrial**, v.8, n.1, p.76-92, 2011.

WALLIS, K. F. Combining forecasts – forty years later. **Applied Financial Economics**, v.21, p.33-41, 2011.

WERNER, L. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação e de previsões e ajustes baseados na opinião**. Tese de Doutorado. UFRGS. Porto Alegre, 2004.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. **Prod. [online]**, v.16, n.3, p.493-509, 2006.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: A review of the Literature. **International Journal of Forecasting**, v.2, n.1, p.91-118, 1996.

3 COMBINAÇÕES DE MÉTODOS QUANTITATIVOS NA PREVISÃO DE DEMANDA DE VENDAS DE ELETRODOMÉSTICOS

RESUMO

No atual ambiente globalizado, o aumento da competitividade e a pressão para diminuir custos, tem estimulado as indústrias em aplicar métodos de previsão de demanda mais acurados. Nesse sentido, o objetivo desse estudo é aplicar métodos individuais de previsão de demanda das famílias ARIMA e Suavização Exponencial e posteriormente combinar os melhores a fim de verificar se a acuracidade das previsões é melhorada. Para isso, são utilizadas séries históricas de três famílias de produtos de uma indústria do ramo de eletrodomésticos. Foram seguidos os passos metodológicos: (i) obtenção dos dados históricos e tratamento preliminar; (ii) aplicação das técnicas de previsão de demanda individuais; (iii) aplicação dos métodos de combinação; e (iv) escolha do modelo de combinação mais acurado. Como resultado, evidenciou-se que somente para família alfa os métodos de combinação aumentaram a acuracidade. Porém, para as famílias beta e gama não foi observado melhorias na acurácia das previsões. Apesar disso, surge como oportunidade de pesquisa a integração de previsões via julgamento de especialistas.

Palavras-chave: Previsão de demanda. Métodos quantitativos. Suavização exponencial. ARIMA. Combinação de métodos de previsão de demanda.

3.1 INTRODUÇÃO

A previsão de demanda está diretamente associada em antever as ocorrências futuras, é indispensável na definição da estratégia, tomada de decisões e planejamento das organizações (MOON *et al.*, 1998; MAKRIDASKIS *et al.*, 1998). Nesse sentido, segundo Kotler e Armstrong (1998), pode-se entender a demanda como procura por produtos específicos respaldado, no poder de compra que um determinado mercado consumidor possui. Logo, para a empresa captar este potencial de compra, necessita mensurar a previsão da demanda.

De acordo com Pelegrini e Fogliatto (2001) e Morettin e Toloí (2004), a previsão de demanda pode ser feita utilizando diversos métodos matemáticos e a aplicação destes modelos estão diretamente relacionados com o comportamento da série temporal a ser analisada. Logo, a aplicabilidade de um sistema de *forecasting* quantitativo depende de três condições básicas: (i) disponibilidade de dados históricos; (ii) possibilidade de quantificar os dados históricos em informações numéricas; e (iii) presumir que os padrões observados no passado possam repetir-se no futuro (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998).

Assim, apresenta-se como alternativa, para prever a demanda a abordagem quantitativa que pode ocorrer por meio do emprego de: (i) métodos causais; e (ii) análise de séries temporais. (MONTGOMERY *et al.*, 1990; WERNER, 2004; MAKRIDAKIS *et al.*, 1998; BACCI, 2007). Nesse sentido, Pellegrini e Fogliatto (2001) destacam que as técnicas de previsão individual que comumente são utilizadas e tem como base séries temporais são as seguintes: (i) as técnicas da família Suavização Exponencial (Simples, Holt e Holt-Winters); (ii) e as técnicas da família ARIMA.

Para corroborar esse entendimento, Gooijer e Hyndman (2006) realizaram uma ampla revisão da literatura sobre previsões com séries temporais, entre os anos de 1985 a 2005, e dentre vários apontamentos mencionam a ampla utilização por parte dos pesquisadores das técnicas de SE e ARIMA. Além disso, autores como Sanders e Ritzman (1995); Sanders (1997); Goodwin e Fildes (1999) e Goodwin (2000) fizeram uso das técnicas de SE em suas pesquisas. Já, com relação as técnicas ARIMA os seguintes autores fizeram uso Lobo e Nair (1990); Wolfe e Flores (1990) e Flores *et al.* (1992).

Dentro dessa perspectiva, as previsões por não serem perfeitas são passíveis de apresentar erros e segundo Armstrong (2001) a fim de mitigar os efeitos dos erros de previsão oriundos de ambientes de incerteza e alta instabilidade uma alternativa seria empregar diferentes técnicas de previsão combinando-as de forma adequada. Na literatura, diversos autores, ao longo dos anos, destacaram que a combinação de previsão, apresenta melhora na acurácia das previsões quando comparados com os métodos de previsões individuais (CLEMEN, 1989; WERNER, 2004; MARTINS e WERNER, 2012; MANCUSO, 2013).

Portanto, o fato de existir um elevado número de publicações sobre metodologias e formas de combinar métodos de previsão, ainda existem lacunas a serem preenchidas, assim surge o questionamento da pesquisa: como avaliar de forma comparativa o desempenho das técnicas individuais Suavização Exponencial (SE) e *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) e suas combinações que melhor descrevem o perfil de demanda em indústrias do ramo de eletrodomésticos?

Com base na questão proposta, este estudo, tem como objetivo ajustar um modelo matemático que melhor explique os dados de demanda de vendas de eletrodomésticos nas indústrias, de forma a combinar a previsão de demanda das famílias ARIMA e SE. Esse melhor ajuste pode auxiliar os gestores na tomada de decisão.

3.2 MODELOS DE PREVISÃO

Dentre as técnicas de previsão individual, já consagrados na literatura, serão utilizados neste trabalho, duas famílias SE e a ARIMA de Box-Jenkins.

3.2.1 Técnicas de Suavização Exponencial (SE)

A família de técnicas de SE, consiste em aplicar uma média ponderada nas observações de uma série temporal. Os pesos maiores são dados para as informações mais recentes, em contrapartida os dados mais antigos recebem pesos menores. Apresentam-se como vantagens a praticidade de utilização aliado ao baixo custo de aplicação, além disso, possuem grande rapidez na geração de resultados, logo é indicado para previsões de grande quantidade de produtos ou itens (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998; MORETTIN e TOLOI, 2004).

De acordo com Makridakis *et al.* (1998) e Morettin e Toloi (2004) as técnicas de SE, dividem-se em: (i) Suavização Exponencial Simples (SES); (ii) Suavização Exponencial linear de Holt (SEH); e (iii) Suavização Exponencial de Holt-Winters (SEHW). Sendo que a aplicação de cada técnica é determinada por meio das características que cada série temporal apresenta (tendência ou sazonalidade).

3.2.1.1. Suavização Exponencial Simples (SES)

A técnica SES é utilizada para os casos em que a série temporal se mantém constante sob um valor médio. Dessa forma, é possível calcular a previsão de demanda por meio da previsão anterior somada com o próprio erro gerado e corrigido pelo coeficiente alfa (α). Segundo Morettin e Toloi (2004), a SES é considerada uma média ponderada que atribui pesos maiores as observações mais recentes. Ainda, segundo esses autores, a SES pode ser representada matematicamente pelas equações 01 e 02.

$$\text{Nível: } \bar{Z}_t = \alpha Z_t + \alpha(1 - \alpha)Z_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 Z_{t-2} + \dots \quad (1)$$

$$\text{Previsão: } \hat{Z}_t(h) = \alpha Z_t + (1 - \alpha)\hat{Z}_{t-1}(h + 1) \quad (2)$$

na qual: $\hat{Z}_t(h)$ é o valor da previsão para h passos à frente, \bar{Z}_t é o valor do nível no instante t , α é a constante de suavização $0 \leq \alpha \leq 1$.

Assim, se o valor de α é próximo de zero mais estáveis serão as previsões finais. Por outro lado, quando o valor de α fica próximo de um a técnica enfatiza demandas recentes e é mais sensível a mudanças. Portanto, quanto mais aleatória for a série de dados menores serão os valores de α (MORETTIN e TOLOI, 2004). Segundo Pelegrini e Fogliatto (2001), a técnica de SES necessita de uma estimativa inicial para \hat{Z}_{t-1} e como saída é possível utilizar a última observação.

3.2.1.2 Suavização Exponencial Linear de Holt (SEH)

A técnica de SEH é uma expansão da SES, pois além de suavizar o nível também suaviza por meio de uma nova constante a tendência linear (positiva ou negativa) da série. De acordo com Morettin e Toloi (2004) as equações 3, 4 e 5 representam a técnica de SEH:

$$\text{Nível: } \bar{Z}_{t+1} = AZ_{t+1} + (1 - A)(\bar{Z}_t + \hat{T}_t), \quad (3)$$

$$\text{Tendência: } \hat{T}_{t+1} = C(\bar{Z}_{t+1} - \bar{Z}_t) + (1 - C)\hat{T}_t \quad (4)$$

$$\text{Previsão: } \hat{Z}_{t+1}(h - 1) = \bar{Z}_{t+1} + (h - 1)\hat{T}_{t+1}. \quad (5)$$

na qual: \bar{Z}_{t+1} é o valor do nível no instante t , \hat{T}_{t+1} é o valor da tendência da série temporal no instante t , $\hat{Z}_{t+1}(h - 1)$ é o valor da previsão para h passos à frente e os valores de A e C são as constantes de suavização com valores entre 0 e 1. Da mesma forma que na SES, a técnica de SEH requer valores iniciais de \bar{Z}_1 e \hat{T}_1 , para isto basta fazer uma regressão linear simples com

os dados da série temporal em que \hat{T}_1 é o valor da declividade da reta e \bar{Z}_1 a origem (PELEGRINI e FOGLIATTO, 2001).

3.2.1.3 Suavização Exponencial de Holt-Winters (SEHW)

A SEHW descreve as séries temporais em que se verifica a ocorrência de tendência linear e um componente de sazonalidade. Dividem-se em aditivo (SEHWa) e multiplicativo (SEHWm), em que no primeiro caso a aplicação está relacionada com a amplitude da variação sazonal ser constante ao longo do tempo, já no segundo caso pode-se aplicar quando a amplitude de variação diminui ou aumenta ao longo do tempo. De acordo com Morettin e Toloi (2004), o conjunto de equações 6 a 9 descreve uma série sazonal multiplicativa:

$$\text{Sazonal: } \hat{F}_t = D \left(\frac{Z_t}{\hat{F}_{t-s}} \right) + (1 - D) \hat{F}_{t-s}, \quad 0 < D < 1 \text{ e } t = s + 1, \dots, N, \quad (6)$$

$$\text{Nível: } \bar{Z}_t = A \left(\frac{Z_t}{\hat{F}_{t-s}} \right) + (1 - A) (\hat{Z}_t + \hat{T}_{t-1}), \quad 0 < A < 1 \text{ e } t = s + 1, \dots, N, \quad (7)$$

$$\text{Tendência: } \bar{Z}_t = A \left(\frac{Z_t}{\hat{F}_{t-s}} \right) + (1 - A) (\hat{Z}_t + \hat{T}_{t-1}), \quad 0 < A < 1 \text{ e } t = s + 1, \dots, N, \quad (8)$$

$$\text{Previsão: } \hat{Z}_{t+1}(h - 1) = \bar{Z}_{t+1} + (h - 1) \hat{T}_{t+1} \hat{F}_{t+1+h-2s}, \quad h = s + 2, \dots, 2s + 1 \quad (9)$$

Já as equações 10 a 13 representam a serie sazonal aditiva:

$$\text{Sazonal: } \hat{F}_t = D(Z_t - \bar{Z}_t) + (1 - D) \hat{F}_{t-s}, \quad 0 < D < 1, \quad (10)$$

$$\text{Nível: } \bar{Z}_t = A(Z_t - \hat{F}_{t-s}) + (1 - A) (\hat{Z}_{t-1} + \hat{T}_{t-1}), \quad 0 < A < 1, \quad (11)$$

$$\text{Tendência: } \hat{T}_t = C(\bar{Z}_t - \bar{Z}_{t-1}) + (1 - C)\hat{T}_{t-1}, \quad 0 < C < 1, \quad (12)$$

$$\text{Previsão: } \hat{Z}_{t+1}(h - 1) = \bar{Z}_{t+1} + (h - 1)\hat{T}_{t+1} + \hat{F}_{t+1+h-2s}, \quad h = s + 2, \dots, 2s+1 \quad (13)$$

na qual: (s) é um ciclo completo da sazonalidade, (por exemplo (s) é 12 quando tem-se dados mensais e sazonalidade anual); \hat{F}_t, \bar{Z}_t e \hat{T}_t representam respectivamente estimativas do fator sazonal, do nível e da tendência, D, A e C são as constantes de suavização; $\hat{Z}_{t+1}(h - 1)$ é a previsão para h períodos a frente. Conforme destaca Makridakis *et al.* (1998), as únicas diferenças entre a previsão da SEHWm e SEHWa quando se compara as equações 9 e 13, são os índices sazonais que podem ser multiplicados ou divididos e no nível que podem ser somados ou subtraídos.

Segundo Pelegrini e Fogliatto (2001), como acontece com as demais técnicas de SE apresentadas a SEHW também necessita estimar os valores iniciais dos componentes (sazonal, nível e tendência). Para que seja possível iniciar os cálculos necessita-se de no mínimo uma estação completa de (s) períodos. Esses mesmos dados são utilizados no cálculo da tendência e do nível. Para o cálculo inicial das constantes (D, A e C) sugere-se consultar Makridakis *et al.* (1998).

3.2.2 Modelos de Box-Jenkins

Box-Jenkins, nos anos 70, difundiram o modelo ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Esta metodologia resulta da combinação dos componentes: autorregressivo (AR) que é a parte que modela a relação dos valores atuais com os valores do passado e (p) que é a ordem máxima dos parâmetros de autorregressão; de Integração (I) em que remove a tendência da série temporal e (d) que é o número de diferenciações para tornar a série estacionária; de Médias Móveis (MA) o qual assume que os valores presentes dependem dos erros de previsão de períodos anteriores e (q) que representa a ordem máxima da MA (BOX *et al.*, 2016).

Além dessas possíveis componentes apresentadas, outra utilizada é o modelo SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) que considera a parte sazonal da série de dados, em que: (P) representa a ordem máxima dos parâmetros autorregressão sazonal; (D) é o número de diferenciações sazonais para tornar a série estacionária; e (Q) é a ordem máxima dos parâmetros de média móvel sazonal. Estes componentes visam captar o comportamento de autocorrelação existente nas séries temporais e a partir destes realizar previsões futuras (BOX *et al.*, 2016).

Segundo Morettin e Toloi (2004), a equação 14, pode representar matematicamente um modelo ARIMA.

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_{p+d} Z_{t-p-d} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (14)$$

na qual: $\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_{p+d} B^{p+d}$

Para a aplicação dos modelos de Box-Jenkins, deve-se inicialmente dispor de no mínimo 50 observações da série temporal. Além disso, deve-se analisar se a série temporal é estacionária ou não, posteriormente, identificar se o modelo apresenta autocorrelações e autocorrelações parciais, essa etapa é a mais crítica pois é possível encontrar modelos diferentes para a mesma série de dados, na sequência, deve-se estimar os parâmetros do modelo e por fim verificar se o modelo é adequado ou não por meio da análise de resíduos (MONTGOMERY *et al.*, 1990; PELEGRINI e FOGLIATTO, 2001; BOX *et al.*, 2016).

3.2.3 Combinações de previsões

A previsão de demanda via combinações de técnicas individuais quantitativas teve forte influência dos autores Bates e Granger (1969), pois são considerados pioneiros no assunto (CLEMEN, 1989). Desde então trabalhos científicos mostram que a combinação de técnicas de previsão individuais pode proporcionar aumento na acuracidade das previsões. Isso é possível devido à agregação de informações independentes da série temporal que diminuem os erros de cada previsão individual (CLEMEN, 1989; MAKRIDAKIS e HIBON, 2000; GOODWING, 2002; WALLIS, 2011; SONG *et al.*, 2013).

Dessa forma, a abordagem quantitativa empregada neste trabalho tomada como base o método proposto por Bates e Granger (1969). O método utilizado consiste em combinar duas previsões individuais não viciadas em que o peso maior se dá para a previsão que possui os menores erros, logo tem-se pesos distintos entre a primeira e segunda técnica de previsão. A equação 15, descreve o método:

$$F_c = wF_1 + (1 - w)F_2 \quad (15)$$

no qual, F_c é o valor da previsão combinada, w é o peso atribuído da previsão F_1 e $(1 - w)$ é o peso complementar da previsão F_2 . Uma alternativa para encontrar o peso (w), segundo Newbold e Bos (1994), é por meio da utilização do erro quadrático médio (EQM, ou em inglês MSE) conforme destacado na equação (16).

$$w = \frac{1/MSE_1}{(1/MSE_1 + 1/MSE_2)} \quad (16)$$

em que o MSE_1 se refere a previsão F_1 e o MSE_2 corresponde a previsão F_2 .

Nesse sentido, é possível também atribuir pesos iguais às previsões individuais e assim gerar previsões combinadas via média aritmética. Em razão disso, para $w = 0,5$ é possível rescrever a equação (15).

$$F_c = 0,5F_1 + 0,5F_2 \quad (17)$$

Essa é a maneira mais simples de combinar previsões e pode apresentar resultados superiores de acuracidade em relação à combinação de modelos complexos (CLEMEN, 1989; ARMSTRONG e COLLOPY, 1998; WERNER, 2004). Também partilham desse entendimento Gooijer e Hyndman (2006) e acrescentam ainda que os métodos de combinações simples são os mais utilizados.

Dentro dessa perspectiva, o trabalho desenvolvido por Lima *et al.* (2016) vai de encontro a esse entendimento, uma vez que na implementação de 14 métodos de combinações, dentre as técnicas de (SE, SARIMA e RNA), para prever o consumo de água em municípios do Sudoeste do Paraná., os autores evidenciaram que os ganhos de acuracidade não apresentaram diferenças significativas entre as combinações simples e complexas, assim sugere-se que o uso

de técnicas de combinação simples apresentem resultados satisfatórios em comparação aos métodos de combinação complexos. Diante disso, optou-se por trabalhar com combinações mais simples, são elas: média aritmética, ponderada, geométrica e harmônica.

3.2.4 Medidas de acurácia

Para efetuar a escolha das melhores técnicas e métodos de combinações de previsão é necessário estabelecer quais medidas de acurácia utilizar, pois essas possuem forte influência na quantificação e qualidade da previsão obtida (MANCUSO, 2013). Como forma de controle da acuracidade das técnicas individuais de previsão das famílias SE e ARIMA, tem-se o Critério de Informação de Akaike (CIA, ou em inglês AIC – *Akaike's Information Criterion*), visto que é amplamente utilizado na literatura para escolha da melhor técnica de previsão (WALTER *et al.*, 2013; BOX *et al.*, 2016; LIMA *et al.*, 2016; MACHADO *et al.*, 2016).

Segundo Bueno (2011), o AIC é útil, pois efetua a comparação de duas ou mais técnicas e a que apresentar menor valor é escolhida. Isto é, os menores valores indicam que as técnicas são parcimoniosas e que os resíduos são os menores possíveis, logo deverá gerar menos imprecisão nas estimativas. De acordo com Gujarati e Potter (2011), a equação 18 expressa matematicamente o critério AIC:

$$\ln AIC = \left(\frac{2k}{n}\right) + \ln\left(\frac{SQR}{n}\right) \quad (18)$$

no qual: $\ln AIC$ = logaritmo natural de AIC, $\left(\frac{2k}{n}\right)$ = fator de correção, e $\ln\left(\frac{SQR}{n}\right)$ = soma dos quadrados dos resíduos.

Por outro lado, para avaliar a acuracidade das técnicas individuais e dos métodos de combinação (apresentados na Tabela 1), pode-se utilizar como medida de acurácia: MAPE (*Mean Absolute Perceptual Error*), MSE (*Mean Square Error*) e MAE (*Mean Absolute Error*) NEWBOLD e BOS, 1994; WERNER e RIBEIRO, 2006).

Paliwal e Kumar (2009) observaram a utilização das medidas MAPE, MSE e MAE em uma revisão de trabalhos entre técnicas de Redes Neurais Artificiais (RNA) e técnicas estatísticas de predição como principal forma de medir o desempenho das modelagens. Contudo, a medida mais utilizada é o MAPE (KAHN, 1998) representada pela equação 19:

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|e_t|}{|Z_t|} \quad (19)$$

na qual e = erro de previsão; n = número de observações e $Z_t = \text{valor observado no tempo } t, t-1, t-2, \dots, t-n$.

Werner e Ribeiro (2006), desenvolveram uma modelagem que contemplou a utilização de duas formas de integração de previsões – combinação de previsões e ajuste baseado na opinião – e teve como base de informação, dados históricos, econômicos e de especialistas em uma empresa de assistência técnica de computadores pessoais. Observou-se que o modelo composto ajustado apresentou os menores erros (ME, MAPE e MSE) consequentemente maior acurácia que o modelo combinado ou as previsões individuais (estatística, econométrica e de especialistas).

Outro trabalho relevante é apresentado por Martins e Werner (2014) que verificou a diferença entre a acurácia das previsões de demanda individuais e combinadas, por meio da modelagem das séries industriais do *M3-Competition* que possuíam tendência e sazonalidade. Para as previsões individuais foram utilizadas as técnicas ARIMA e RNA, já para as combinações das previsões individuais foram feitas por meio dos métodos de combinação via média aritmética e variância mínima simplificada. As medidas de acurácia utilizadas foram MAPE, MSE e MAE, sendo que a variância mínima se apresentou como melhor técnica de combinação. Para as técnicas de previsão individual o método de RNA mostrou melhores previsões.

3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste trabalho faz-se o uso das técnicas de séries temporais (SE e ARIMA) para prever a venda futura de eletrodomésticos. O fundamento destas técnicas baseia-se nos padrões existentes nos dados históricos da própria série de temporal. Consequentemente, essas técnicas não utilizam observações causais para explicar o comportamento passado ou futuro dos dados. Diante disso, na Figura 13, observa-se a proposta metodológica.

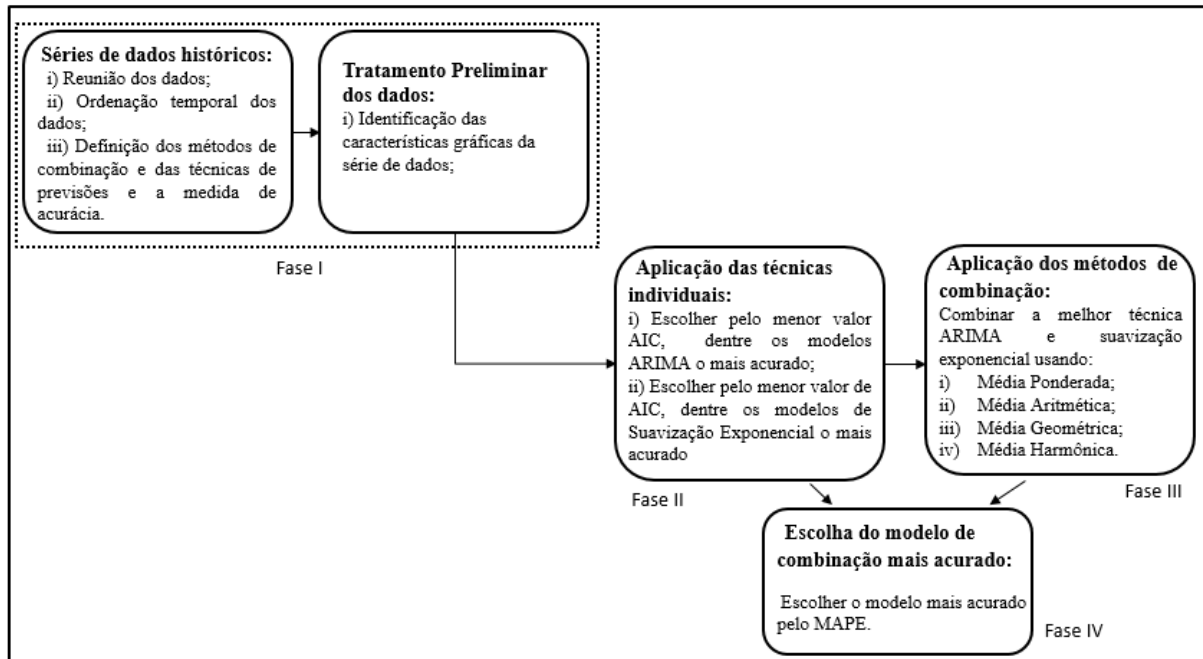


Figura 13: Visão geral da metodologia para obtenção da previsão de demanda combinada

Fonte: Adaptado de Lima *et al.*, (2016)

Inicialmente na construção do modelo estatístico, foi realizada a análise das séries temporais para identificar o comportamento e selecionar duas técnicas que melhor se ajustam aos dados (uma entre a família ARIMA e outra da família SE). Posteriormente foram obtidas as previsões de demanda por meio destas duas técnicas individuais e realizou-se a combinação destas duas previsões.

Para atingir o objetivo proposto, conforme destaca a Figura 13, são executadas quatro fases. Inicialmente, na primeira fase, caracteriza-se pela coleta dos dados que posteriormente são tratados e organizados a fim de possibilitar a obtenção de modelos de previsão. Para o presente estudo foram utilizados dados históricos de venda de uma empresa de eletrodomésticos localizada no Brasil. Do portfólio de produtos que a empresa trabalha, selecionou-se três famílias (alfa, beta e gama) em que cada uma sintetiza respectivamente a soma de três produtos, assim as três famílias em conjunto representam 85,87% das vendas totais da empresa.

A coleta de dados ocorreu na base de dados da referida empresa e abrangeu o período de janeiro de 2010 até dezembro de 2016, totalizando assim um conjunto com três séries temporais em que cada uma possui 84 períodos mensais. Os doze registros do ano de 2016, 12 passos à frente, foram reservados para posterior comparação das previsões das técnicas e métodos ajustados, restando 72 períodos para a fase de ajuste. As análises dos dados foram realizadas no *software Statgraphics*[®] (2016).

Ainda dentro da primeira fase, construiu-se o gráfico temporal das três famílias (alfa, beta e gama), permitindo assim identificar visualmente se há ou não presença de padrões (tendência ou sazonalidade) nas séries. Por fim, utilizou-se o teste estatístico não-paramétricos Cox-Stuart para verificar a existência de tendência, sendo que se o p-valor $> 0,05$ ocorre a presença da tendência. Por outro lado, para verificar a existência da sazonalidade utilizou-se o teste Kruskal-Walis, sendo que se o p-valor $> 0,05$ ocorre a presença de sazonalidade (ARTHUS *et al.*, 2016; BORTOLETTO *et al.*, 2016; MACHADO *et al.*, 2016).

A segunda fase, objetiva determinar qual método de previsão presentes nas famílias ARIMA e SE melhor se ajusta aos dados da série histórica. Para isso utilizou-se o *software Statgraphics*[®] (2016) por meio do qual utilizou-se o modo de seleção automático para determinar os melhores parâmetros dentro de cada família de técnicas (SE e ARIMA). Ademais, adotou-se o critério de informação de Akaike (AIC) em que o menor valor determina a melhor técnica. Após o cálculo das previsões individuais realizou-se a análise de resíduos aleatórios por meio do teste de Box-Pierce. Neste teste, um p-valor $> 0,05$ determina que os métodos individuais conseguiram uma boa adequação às informações da série histórica, ou seja, os resíduos não são correlacionados.

Na terceira fase, após definidos as técnicas de previsão, realizou-se a combinação delas utilizando os métodos: (i) média ponderada; (ii) média aritmética; (iii) média geométrica e (iv) média harmônica, conforme descrito na Tabela 1. Esses métodos foram implementados utilizando o *software MS-Excel*[®].

Tabela 1: Métodos de combinações de previsões

Média	Aritmética	Ponderada	Geométrica	Harmônica
Equações	$F_c = (0,5 * F_1) + (0,5 * F_2)$	$F_c = w * F_1 + (1 - w) * F_2)$	$F_c = \sqrt{F_1 * F_2}$	$F_c = \frac{2}{(1/F_1 + 1/F_2)}$

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na quarta fase, utilizou-se o MAPE como medida de acuraria das previsões combinadas e individuais. Sendo considerada, a mais acurada e recomendada para uso por parte da organização a previsão que apresentar o menor MAPE.

3.4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Segundo Hyndman e Athanasopoulos (2016), a primeira etapa de uma análise de série temporal consiste na elaboração do gráfico, que por meio de uma análise empírica poderá apresentar propriedades importantes.

3.4.1 Fase I: Série de dados histórica

Os gráficos 1, 2 e 3, apresentam as séries históricas de venda de eletrodoméstico (2010-2016), objeto do presente estudo. Por meio delas tem-se um indicativo da presença de sazonalidade para as três famílias. Ademais, as família alfa e gama sugerem uma tendência de crescimento moderado sendo que para a família beta isso não é identificado.

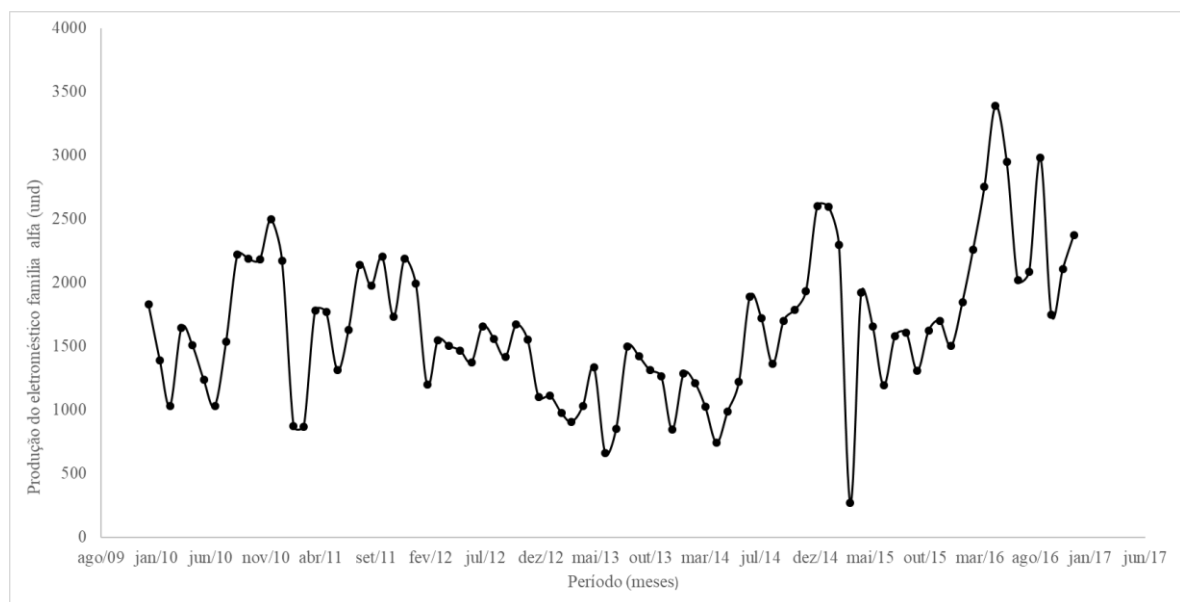


Gráfico 1: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família alfa (2010-2016)

Fonte: Elaborado pelo autor.

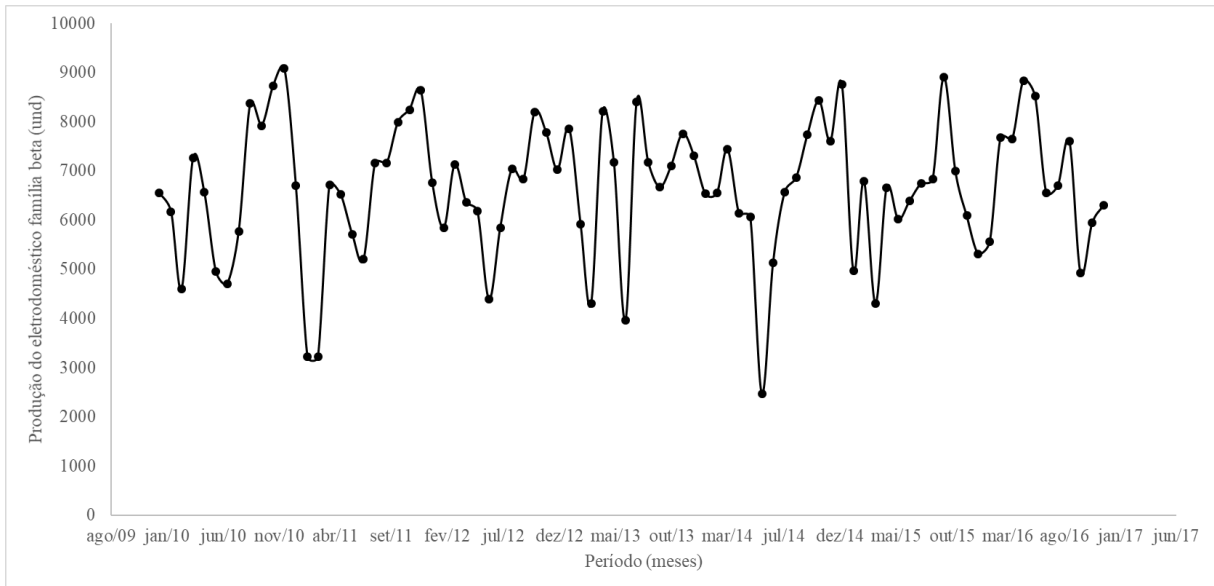


Gráfico 2: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família beta (2010-2016)

Fonte: Elaborado pelo autor.

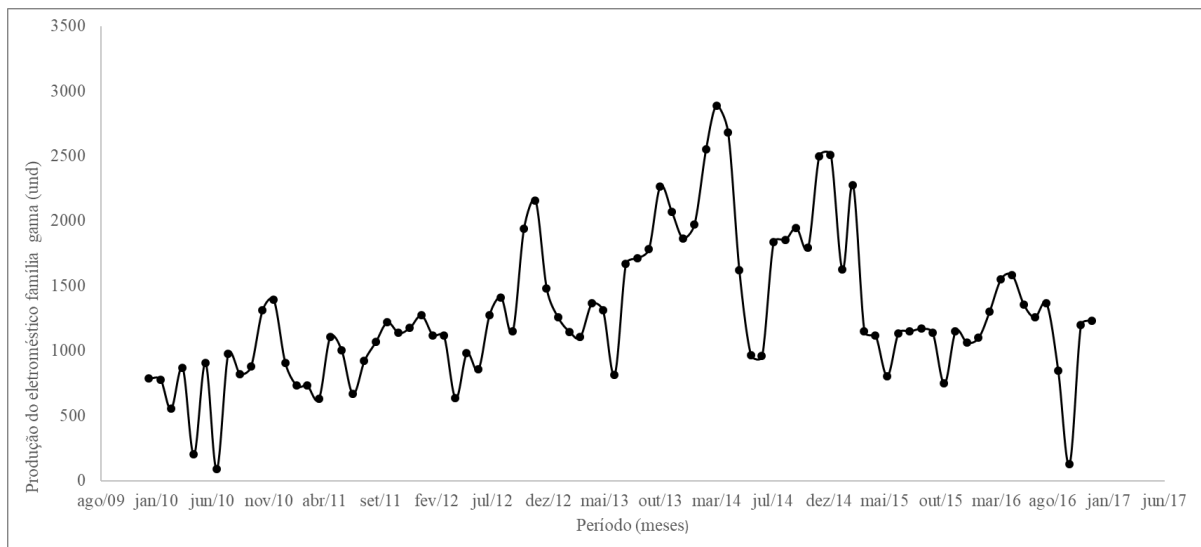


Gráfico 3: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família gama (2010-2016)

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.4.2 Fase I: Tratamento preliminar dos dados

Por meio da análise empírica dos gráficos 1, 2 e 3 e de acordo com a direção da empresa: (i) no último quadrimestre de cada ano, entre 2010 a 2015, ocorre um aumento nas vendas de eletrodomésticos causado pelo período de compras do final de ano que sugere a presença de sazonalidade nas três famílias; (ii) na família alfa sugere-se a ocorrência de uma

leve tendência de crescimento entre os anos de 2013 a 2014, que é interrompida no ano de 2015, e posteriormente é retomada no ano de 2016, por outro lado a família beta não apresenta indícios de tendência; com relação a família gama sugere-se a ocorrência de uma tendência crescente entre os anos de 2012 a 2014, quando analisa-se os anos de 2015-2016, observa-se que ocorre uma mudança de nível, com queda nas vendas retomando ao mesmo patamar de vendas de 2010-2011, uma possível justificativa é a reconfiguração dos produtos que compõem essa família e (iii) após o último quadrimestre de cada ano observa-se uma diminuição acentuada nas vendas, que provavelmente é causada pela diminuição das vendas no varejo nos primeiros quatro meses de cada ano.

Diante disso, com o intuito de confirmar ou não a presença de tendência e sazonalidade nos dados, utilizou-se *software* livre R para calcular os testes estatísticos não-paramétricos de Cox-Stuart e Kruskal-Wallis. A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 2: Testes estatísticos não-paramétricos

Característica	Testes	Hipótese Nula	Hipótese Alternativa (p<0,05)	p-valor (Linhas)		
				Alfa	Beta	Gama
Tendência	Cox-Stuart	Aleatório	Tendencia Crescente	0,08207	0,3220	0,0218
		Aleatório	Tendência Decrescente	0,95580	0,7796	0,9902
Sazonalidade	Kruskal-Wallis	Não existe sazonalidade	Existe sazonalidade	1,712x10 ⁻⁵	0,9842	1,357x10 ⁻⁵

Fonte: Dados da pesquisa.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 2, observa-se que: (i) na família alfa, o teste de Cox-Stuart não confirmou a presença de tendência, conforme sugere a análise visual, uma vez que a hipótese nula não foi rejeitada tanto para tendência crescente quanto para tendência decrescente. Com relação a sazonalidade, o teste de Kruskal-Wallis rejeitou a hipótese nula, pois o p-valor encontrado é de $1,712 \times 10^{-5}$ logo ocorre a presença de sazonalidade; (ii) na família beta tanto o teste de Cox-Stuart quanto o Kruskal-Wallis não rejeitaram a hipótese nula e assim não ocorre a presença de tendência e sazonalidade, uma possível justificativa pode ser alta variabilidade dos dados; (iii) na família gama o teste de Cox-Stuart não rejeitou a hipótese nula para tendência decrescente (p-valor 0,9902), já para tendência crescente rejeitou a hipótese nula (p-valor 0,0218), portanto confirma a presença de tendência crescente conforme evidenciado na análise visual. No caso da sazonalidade o teste de Kruskal-Wallis rejeitou a hipótese nula (p-valor $1,357 \times 10^{-5}$) portanto ocorre a presença de sazonalidade.

3.4.3 Fase II: Aplicação das técnicas individuais

O critério de seleção do modelo foi o melhor ajuste aos dados da série histórica, sendo mensurado pelo critério de informação de Akaike (AIC). Dentro da família de métodos de SE e ARIMA, as técnicas que apresentaram o menor AIC podem ser visualizados na Tabela 3.

Tabela 3: Melhores modelos segundo critério AIC

Linha	Método	AIC
Alfa	SARIMA (1,0,2)x(2,1,2) ₁₂	11,7554
	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3304, beta = 0,0743, gama = 0,2164	12,3191
Beta	ARIMA (2,1,2) ₁₂	13,8504
	Suavização Exponencial Simples com alfa = 0,0283	14,3206
Gama	SARIMA (1,1,1)x(2,0,2) ₁₂	11,6450
	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3359, beta = 0,0583, gama = 0,2299	12,1417

Fonte: Dados da pesquisa.

Por meio da Tabela 3, é possível evidenciar que os modelos da família ARIMA obtiveram os menores AIC em comparação com os modelos da família SE. A partir do modo automático do *software Statgraphics*[®] foi plotado o gráfico com intervalo de confiança de 95%, considerando as técnicas apresentadas da Tabela 3, da previsão de demanda das três famílias alfa, beta e gama, conforme exposto na Figura 14.

De acordo com a Figura 14, as técnicas ARIMA, apresentaram-se mais adequadas para as séries históricas estudadas quando comparados com as técnicas de SE, pois AIC obtidos foram, respectivamente: 11,7554 para a técnica SARIMA (1,0,2)x(2,1,2)₁₂; 13,8504 para a técnica ARIMA (2,1,2)₁₂; e 11,6450 para a técnica SARIMA (1,1,1)x(2,0,2)₁₂.

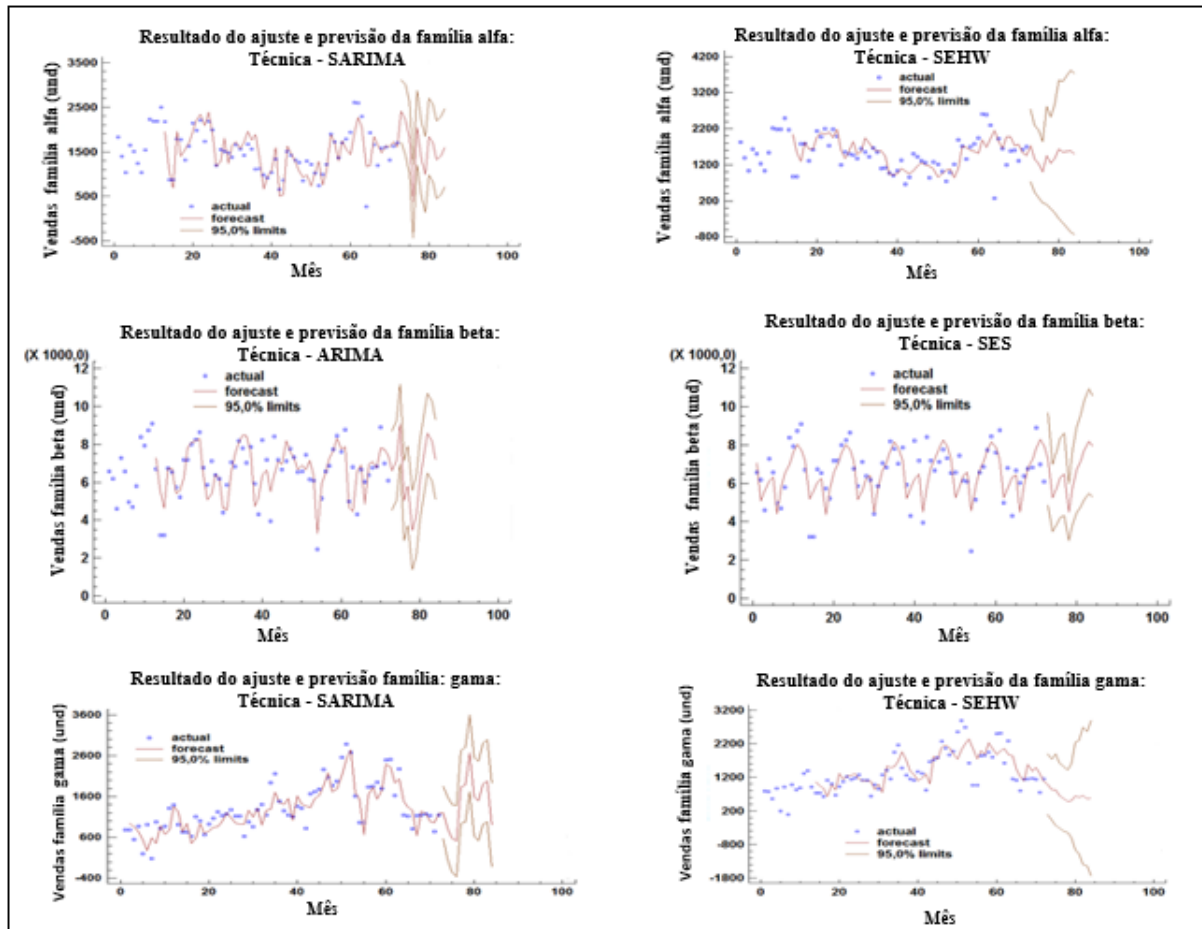


Figura 14: Resultados das previsões individuais das séries temporais alfa, beta e gama
Fonte: Elaborado pelo autor.

Para corroborar a adequação dos métodos tanto da família ARIMA quanto da SE, efetuou-se a análise dos resíduos aleatórios por meio do teste estatístico de Box-Pierce. A Tabela 4, sintetiza os valores obtidos para cada técnica utilizada nas previsões individuais.

Tabela 4: Análise dos resíduos pelo teste de Box-Pierce

Linha	Método	Box-Pierce (p)
Alfa	SARIMA(1,0,2)x(2,1,2) ₁₂	0,544718
	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3304, beta = 0,0743, gama = 0,2164	0,871869
Beta	ARIMA (2,1,2) ₁₂	0,948104
	Suavização Exponencial Simples com alfa = 0,0283	0,834992
Gama	SARIMA(1,1,1)x(2,0,2) ₁₂	0,117784
	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3359, beta = 0,0583, gama = 0,2299	0,174456

Fonte: Dados da pesquisa.

Para confirmar, se as técnicas de previsão individuais utilizadas conseguiram extrair o máximo de informação das séries históricas de dados é necessário a satisfação da hipótese nula, caso contrário a técnica exibe falta de ajuste. Hipótese nula: o modelo não exibe falta de ajuste; Hipótese alternativa ($p\text{-valor} < 5\%$): o modelo exibe falta de ajuste. Assim, de acordo com a Tabela 4, é possível evidenciar que a hipótese nula não foi rejeitada, pois todos os valores do teste de Box-Pierce estão acima de $p\text{-valor} > 0,05$.

Além disso, a fim de confirmar a adequação dos métodos ARIMA e SE escolhidos, plotou-se conforme Figura 15, os autocorrelograma dos resíduos das famílias alfa, beta e gama com as respectivas técnicas de previsão individual. Assim, por meio da Figura 15, verifica-se que as técnicas individuais não apresentam falta de ajuste confirmando os resultados do teste de Box-Pierce.

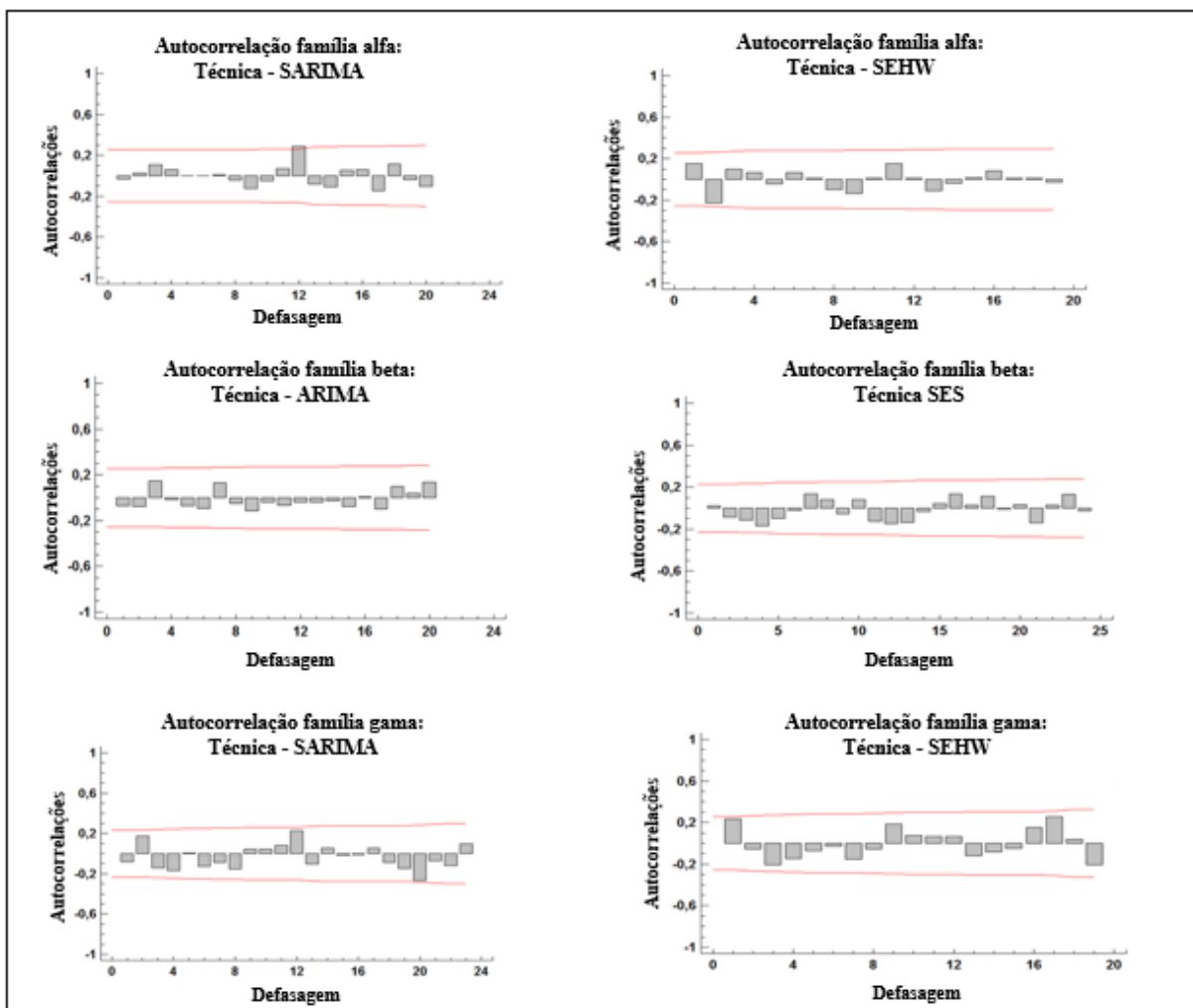


Figura 15: Autocorrelograma dos resíduos

Fonte: Elaborado pelo autor.

Dessa forma, de acordo com a Tabela 5, efetuou-se os cálculos das previsões de demanda para cada série temporal tendo como base as melhores técnicas individuais das famílias ARIMA e SE e considerando também os respectivos MAPE. Para um maior esclarecimento, os valores das previsões individuais de cada técnica podem ser visualizados no Apêndice A.

Tabela 5: MAPE das técnicas individuais de previsão

Família	Alfa		Beta		Gama	
Medida de Acurácia	SARIMA (1,0,2)x(2,1,2) ₁₂	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3304, beta = 0,0743, gama = 0,2164	ARIMA (2,1,2) ₁₂	Suavização Exponencial Simples com alfa = 0,0283	SARIMA (1,1,1)x(2,0,2) ₁₂	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3359, beta = 0,0583, gama = 0,2299
MAPE (%)	39,64	36,67	31,08	24,83	159,89	76,01

Fonte: Dados da pesquisa.

Observa-se por meio da Tabela 5, que ao contrário do esperado, as técnicas de SE apresentaram melhores resultados nas previsões que as técnicas ARIMA. Assim, deu-se início as combinações das previsões com base nas técnicas da Tabela 5.

3.4.4 Fase III e IV: Aplicação dos métodos de combinação e escolha do melhor

Inicialmente, com auxílio do software Microsoft Excel[®], realizou-se as combinações propostas, conforme descritas na Tabela 1 (média ponderada, aritmética, harmônica e geométrica). Por meio da Tabela 6, é possível visualizar a medida de acurácia das respectivas combinações. No Apêndice B pode-se visualizar os valores detalhados de cada previsão combinada.

Tabela 6: MAPE das previsões combinadas

Método de Combinações	MAPE			
	Família Alfa	Família Beta	Família Gama	
Média	Ponderada	36,53%	25,55%	89,48%
	Aritmética	36,53%	26,22%	99,60%
	Harmônica	37,66%	26,45%	85,52%
	Geométrica	37,11%	26,22%	89,95%

Fonte: Dados da pesquisa.

Ao comparar o MAPE dos métodos de previsão combinada, verifica-se que para família alfa tanto a média aritmética quanto à média ponderada apresentaram o menor MAPE de 36,53%, isto se deve ao fato de pesos via média ponderada ficarem próximos ao peso fixo de 0,5 da média aritmética. Com relação a família beta o menor MAPE foi obtido pela combinação da média ponderada. Por fim, para a família gama a média harmônica obteve melhor acurácia.

Quando se compara os MAPE obtidos via métodos de combinação, Tabela 6, com as previsões via técnicas individuais, Tabela 5, constata-se: (i) na família alfa que as combinações (média ponderada e aritmética) apresentaram um MAPE de 36,53% contra um MAPE de 36,67% da melhor previsão individual SEHW; (ii) que na família beta ocorreu o mesmo efeito da família gama, em que a previsão individual, SES apresentou melhor MAPE que as previsões combinadas; (iii) que na família gama a SEHW obteve MAPE de 76,01% menor que os MAPE obtidos com as combinações;

Apesar da literatura indicar que os métodos de combinações de previsões melhoram a acurácia, só foi possível identificar essa melhoria, menor MAPE, para a família alfa. Já, para as famílias beta e gama, não foi evidenciado tal ganho, uma vez que as técnicas individuais SES e SEHW, respectivamente, tiveram melhor desempenho que as combinações. Uma possível justificativa pode ser encontrada na existência de uma moderada correlação entre as melhores previsões individuais das técnicas SE e ARIMA tanto para a família beta quanto para família gama.

Por fim, com o intuito de visualizar de forma mais ampla o comportamento conjunto das famílias alfa, beta e gama, realizou-se a soma das melhores previsões de cada família gerando a previsão global. Assim, observa-se que o MAPE obtido é de 24,96%, ou seja, valor muito próximo do MAPE obtido pela família beta que é de 24,83%. Uma justificativa plausível para esse acontecimento é encontra no Apêndice C, ao comparar a produção real de cada família

dentro da família global, constata-se que a família beta possui 66,00% de representatividade.

3.5 CONCLUSÃO

A adoção de boas práticas no planejamento e controle da produção de uma empresa, passa primeiramente em prever a demanda de mercado. Nesse sentido, realizou-se uma previsão de demanda em uma indústria do ramo de eletrodomésticos por meio da combinação de métodos quantitativos de previsão de demanda.

Para atingir esse objetivo, utilizou-se dados reais históricos de três famílias de produtos de uma indústria de eletrodomésticos localizada no Brasil. Os modelos de SE, ARIMA e quatro tipos de combinações das previsões individuais foram utilizados de forma comparativa, por meio da medida de acurácia MAPE.

No tocante as técnicas individuais, a SE apresentou medidas de acurácia superiores a família ARIMA. A técnica de SEHW apresentou um MAPE menor para as famílias gama (76,01%) e alfa (36,37%). Por outro lado, a SES foi a mais adequada para a família beta, apresentando um MAPE de 24,83%. Em relação as combinações entre as técnicas das famílias SE e ARIMA, somente para a família alfa as combinações apresentaram ligeira vantagem. Por outro lado, nas famílias beta e gama, não houve diferença relevante, isto é, as combinações para essas famílias não melhoraram a qualidade das previsões.

Os MAPEs foram elevados para as três famílias avaliadas. Nesse contexto, uma alternativa de estudo, é a aplicação da integração de métodos de combinação quantitativa com o ajuste de especialistas buscando minimizar os erros de previsão (WEBBY E O' CONNOR, 1996; GOODWIN, 2002; WERNER e RIBEIRO, 2006; SONG *et al.*, 2013; SILVA e WERNER, 2015; STAUDT *et al.*, 2016).

3.6 REFERÊNCIAS

ARMSTRONG, J. S.; COLLOPY, F. **Integration of statistical methods and judgment for time series forecasting: principles from empirical research.** In G. Wright & P. Goodwin (Eds.), *Forecasting with judgment.* New York: John Wiley & Sons, 1998.

ARTHUS, M. G.; CAMATTI, J. A.; BORTOLETTO, W.; ARRUDA, P. S.; JUNIOR, I. O. F. Planejamento da safra de soja no Oeste do Paraná. **Produto & Produção**, v.17 n.4, p.80-93, 2016.

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

BORTOLETTO, W. W.; PETRELLI, M. Z.; IGNÁCIO, P. S. A.; JUNIOR, A. C. P.; SILVA, A. L. **Modelos de séries temporais para previsão de demanda: estudo de caso em uma indústria eletroeletrônica**. XXXIV ENEGEP – João Pessoa, 2016.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. M. **Times Series Analysis – Forecasting and Control**. 5 ed. New Jersey: Wiley, 2016.

BUENO, R. L. S. **Econometria de séries temporais**. 2 ed. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

CLEMEN, R.T. Combining forecasts: A review and annotated Bibliography. **International Journal of Forecasting**, v.5, p.559-583, 1989.

GOODWIN, P. Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecast. **Omega**, v.30, n.2, p.127-135, 2002.

GOOIJER, J. G.; HYNDMAN, R. J. 25 years of time series forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.22, p.443-473, 2006.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria básica**. 5 ed. Porto Alegre: Mc Graw Hill, p. 923, 2011.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. 2016. Disponível em: <<http://otexts.org/fpp/>>.

LIMA, J. D.; BATISTUS, D. R.; ADAMCZUK, G. O.; TRENTIN, M. G.; POZZA, C. B. A study of the performance of individual techniques and their combinations to forecast urban water demand. **Espacios**, v.37, n.22, p.5, 2016.

KOTLER, P.; ARMSTRONG, G. **Princípios de Marketing**. Editora Prentice-Hall do Brasil, 7ª ed., Rio de Janeiro, 1998.

MACHADO, R. H. S.; LIMA, J. D.; BATISTUS, D. R.; ADAMCZUK, G. O.; TRENTIN, M. G. Estudo comparativo de modelos clássicos e técnicas de Combinação para a previsão do volume de captação de água para uso urbano – um estudo de caso. **Enciclopédia Biosfera, Centro Científico Conhecer - Goiânia**, v.13 n.23, p.1778, 2016.

MANCUSO, A. C. B.; WERNER, L. Review of combining forecasts approaches. **Independent Journal of Management & Production (IJM&P)**, v.4, n.1, 2013.

MAKRIDAKIS, S. G.; HIBON, M. The M3-Competition: results, conclusions and implications. **International Journal of Forecasting**, v.16, p.451-476, 2000.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting methods and applications**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MARTINS, V. L. M.; WERNER, L. Forecast combination in industrial series: A comparison between individual forecasts and its combinations with and without correlated errors. **Expert Systems with Applications**, n.39, 2012.

MARTINS, V. L. M.; WERNER, L. Comparação de previsões individuais e suas combinações: um estudo com séries industriais. **Production**, v.24, n.3, p.618-627, 2014.

MONTGOMERY, D.; JOHNSON, L.; GARDINER, J. **Forecasting and time series analysis**. New York: McGraw-Hill, 1990.

MOON, M.; MENTZER, J.; SMITH, C.; GARVER, M. Seven keys to better forecasting. **Business horizons**, v.41, n.5, p.44-52, 1998.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. DE C. **Análise de séries temporais**. Edgard Blucher, 2004.

NEWBOLD, P.; BOS, T. **Introductory Business & Economic Forecasting**. 2 ed., South-Western Publishing, Cincinnati. Ohio. 1994.

PALIWAL, M.; KUMAR, U. A. Neural networks and statistical techniques: A review of applications. **Expert Systems with Applications**, v.36, p.2-17, 2009.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda – Técnicas e estudo de caso. **Revista Produção**, v.11, n.1, p.43-64, 2001.

SILVA, R. B.; WERNER, L. Previsão de demanda no setor de suplementação animal usando combinação e ajuste de previsões. **Espacios**, v.36, n.9, p.13, 2015.

STAUDT, F. H.; GONÇALVES, M. B.; RODRIGUEZ, C. M. T. Procedimento para implantar um modelo de previsão de demanda com incorporação de julgamento de especialistas. **Production**, v.26, n.2, p.459-475, 2016.

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

WALLIS, K. F. Combining forecasts – forty years later. **Applied Financial Economics**, v.21, p.33-41, 2011.

WALTER, O. M. F. C; HENNING, E.; MORO, G.; SAMOHY, R. W. Aplicação de um modelo SARIMA na previsão de vendas de motocicletas. **Exacta – EP**, São Paulo, v.11, n.1, p.77-88, 2013.

WERNER, L. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação e de previsões e ajustes baseados na opinião**. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2004.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. **Prod. [online]**, v.16, n.3, p.493-509, 2006.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: A review of the Literature. **International Journal of Forecasting**, v.2, n.1, p.91-118, 1996.

4 INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS QUANTITATIVOS E QUALITATIVOS PARA PREVISÃO DE DEMANDA DE ELETRODOMÉSTICO POR MEIO DE MÉTODO MULTICRITÉRIO

RESUMO

Atualmente, no ambiente industrial, o dinamismo de informações geradas pelo mercado consumidor exige dos gestores tomada de decisões mais assertivas. Nesse contexto, uma alternativa para melhorar a tomada de decisão é o estudo da previsão de demanda. Assim, o objetivo deste capítulo é elaborar um método de julgamento de especialista que integre os métodos quantitativos e qualitativos de previsão de demanda por meio de séries temporais com alta variabilidade. Para isso, foram seguidos os seguintes procedimentos metodológicos: primeira fase: entrada de dados para o julgamento estruturado em que são disponibilizados aos especialistas as melhores previsões quantitativas e os gráficos de séries históricas de três famílias de produtos de uma indústria do ramo de eletrodomésticos; segunda fase: operacionalização da aplicação do julgamento estruturado em que o método multicritério TOPSIS é aplicado para ordenar os oito especialistas disponíveis; e terceira fase: os ajustes dos oito especialistas são compilados, para cada família de produtos, para posteriormente se verificar a acuracidade dos julgamentos via critério MAPE para doze meses à frente. Como resultado, evidenciou-se que o método empregado para realizar o julgamento estruturado das previsões quantitativas por meio do método multicritério TOPSIS apresentaram melhoria na acurácia das previsões para as três famílias alfa, beta e gama, quando comparado com as melhores previsões quantitativas.

Palavras-chave: Previsão de demanda. Métodos qualitativos. Julgamento estruturado. TOPSIS. Integração de métodos quantitativos e qualitativos de previsão de demanda.

4.1 INTRODUÇÃO

Para se manter competitiva, diante de um cenário econômico adverso e de um ambiente de demanda instável, o segmento industrial de eletrodomésticos, denominado “linha branca”, visa minimizar custos, aperfeiçoar a qualidade dos produtos, otimizar prazos de entrega e tornar ágil a tomada de decisão, e desta forma, buscar atender as novas necessidades do mercado consumidor (CALIFE *et al.*, 2010). Dentro desse contexto, Miranda *et al.* (2011) destacam a importância do papel da previsão de demanda nas organizações, pois têm como finalidade fornecer informações oriundas do ambiente externo da empresa, a qual serve de base para iniciar uma série de planejamentos, como por exemplo: fluxo de caixa, produção e vendas.

Nesse sentido, com o intuito de tornar os planejamentos mais assertivos é essencial que os erros de previsão sejam mitigados, uma vez que quanto mais elevados, maior serão os

impactos negativos na saúde financeira das empresas, reduzindo assim o nível de competitividade (MIRANDA *et al.*, 2011). Sob essa perspectiva, cabe mencionar que vários fatores dão origem aos erros de previsão, sendo que os principais ocorrem por deficiências no ambiente organizacional, na escolha adequada da metodologia de previsão e também na falta de uso combinado de técnicas qualitativas e quantitativas de previsão que levam a negligenciar elevada quantidade de dados e informações disponíveis (WERNER, 2004; MIRANDA *et al.*, 2011).

A fim de capturar o maior número possível de dados e informações disponíveis nas empresas e assim tornar as previsões de demanda mais acuradas, Goodwin (2002) cita como alternativa a utilização da integração de previsões quantitativas e qualitativas. Dessa forma, aproveita-se as vantagens de cada metodologia, em que a primeira permite extrair informações dos dados históricos e a segunda incorporar o conhecimento dos especialistas como, por exemplo, via julgamentos de especialistas. Neste contexto, Goodwin (2000), Armstrong (2001) e Samohyl (2006) mencionam que os conhecimentos dos especialistas devem ter origem diversa e permitir que novas informações sejam agregadas aos modelos quantitativos, caso contrário pode ocorrer perda de acuracidade das previsões.

Dentro deste contexto, Goodwin e Fildes (1999), alertam que o ajuste de previsões estatísticas, realizadas diretamente por especialistas, podem, em situações específicas, trazer melhorias aos métodos individuais. Contudo, estes ajustes podem ser passíveis de influências dos previsores que acabam prejudicando as previsões estatísticas e ignorando essas em períodos que formariam uma linha ideal para ajuste.

Para sanar o peso negativo que o ajuste de previsões via especialistas pode trazer, Webby e O'Connor (1996) e Armstrong (2001), citam como alternativa a utilização do julgamento estruturado que pode minimizar a natureza empírica da opinião do especialista e trazer melhorias de precisão para as previsões.

Dentro desse contexto, surge a questão de pesquisa: como aplicar um método multicritério de apoio a decisão para melhor expressar o julgamento dos especialistas no quesito integração de métodos quantitativos e qualitativos de previsões de demanda de vendas de eletrodomésticos nas indústrias?

Assim, com base na questão de pesquisa exposta, esse artigo propõe uma metodologia para integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda de vendas de eletrodomésticos nas indústrias, com ajuste de especialistas via método multicritério de apoio a tomada de decisão. Este trabalho dá ênfase para a integração da previsão quantitativa com o

juízo estruturado de especialistas. Quanto aos métodos quantitativos, a integração destes não foi o foco principal do estudo, para isso utilizou-se como referência a integração por meio do ajuste subjetivo via opinião de especialistas proposta por Webby e O'Connor (1996).

Este capítulo está organizado em cinco etapas. Na primeira, referente a introdução em que são apresentados o tema e os objetivos. Já na segunda etapa, apresenta-se o referencial teórico; ao passo que na terceira e quarta etapa são apresentados respectivamente a metodologia, resultados e discussões. Por fim, na última etapa, as conclusões.

4.2 MODELOS DE INTEGRAÇÃO DE PREVISÃO DE DEMANDA

A busca contínua em prever a demanda de produtos e/ou serviços, minimizar as incertezas que envolvem esse processo e aumentar o poder de decisão faz com que as empresas procurem implementar sistemas de previsão de demanda com origem em dados históricos (quantitativos) e no conhecimento acumulado de especialistas (qualitativos), a fim de tornar esses sistemas preditivos cada vez mais eficientes. Nesse sentido, Staudt *et al.* (2016) destacam que é interessante unir os pontos positivos de ambas as abordagens para melhorar a consistência do processo de previsão.

Nesse contexto, a literatura tem demonstrado por meio de várias pesquisas que a integração de técnicas qualitativas e quantitativas resulta em previsões mais acuradas (CLEMEN, 1989; WEBBY e O'CONNOR, 1996; SANDERS e RITZMAN, 2001; WERNER, 2004; FILDES *et al.*, 2009; SONG *et al.*, 2013; FILHO, 2015 e STAUDT *et al.*, 2016). Segundo Webby e O'Connor (2001), a melhoria na acuracidade ocorre porque informações contextuais de conhecimento de especialistas, as quais não são captadas pelas técnicas e métodos quantitativos, são adicionados ao processo preditivo.

Além disso, Sanders e Ritzman (1995) afirmam que quanto maior a incerteza nas séries temporais e conseqüentemente maior a variabilidade nas previsões objetivas, surge a necessidade de adicionar conhecimento contextual via especialistas para mitigar tais oscilações e melhorar a precisão das previsões. Diante disso, Webby e O'Connor (1996) classificaram a integração de previsões em quatro tipos, podendo ser integradas entre si: (i) Combinação de previsões; (ii) Decomposição de séries temporais; (iii) Ajuste subjetivo; e (iv) Desenvolvimento de um modelo de previsão.

Já Goodwin (2002), divide as integrações de previsões em duas abordagens: voluntária e mecânica. Na primeira, são classificadas em: (i) julgamento revisado; e (ii) ajuste por julgamento de previsão estatística; já na segunda, são classificadas em: (i) previsão combinada; (ii) *bootstrapping* subjetivo; e (iii) correção por vieses. Nessa pesquisa, o foco é integrar a opinião de especialista ao processo preditivo. Nesse contexto, os autores Webby e O'Connor (1996); Sanders e Ritzman (2001) e Goodwin (2002) mencionam que por meio do uso do ajuste subjetivo é possível aumentar a acuracidade da previsão, mas os mesmos autores ressaltam que o ganho pode ser comprometido pela incorporação de viés de julgamento. Por fim, essas duas abordagens, ajuste subjetivo e vieses de julgamento serão detalhados na próxima subseção.

4.2.1 Ajuste subjetivo via opinião de especialistas

O ajuste subjetivo via opinião de especialistas têm como sinônimo, na literatura, a “extrapolação corrigida”, a qual é a definição adotada por Armstrong (2001). De acordo com Werner e Ribeiro (2006), o ajuste subjetivo via opinião de especialistas foi considerado uma forma de combinação, contudo essa classificação passou por transformações e atualmente é considerada um método de integração de previsões. De acordo com Webby e O'Connor (1996), o ajuste de previsões baseada na opinião de especialistas visa gerar um modelo que integre informações contextuais que não foram captadas pela previsão objetiva. Esse processo pode ser observado na Figura 16.

Assim, a literatura em diversos trabalhos tem demonstrado que a utilização de ajustes subjetivos em previsões quantitativas eleva a acuracidade. Contudo, alguns trabalhos como o de Webby e O'Connor (1996), Armstrong e Collopy (1998), Goodwin (2000) e Sanders e Ritzman (2001) destacam que o especialista pode introduzir vieses relacionados a tomada de decisão e assim diminuir a acuracidade da previsão.

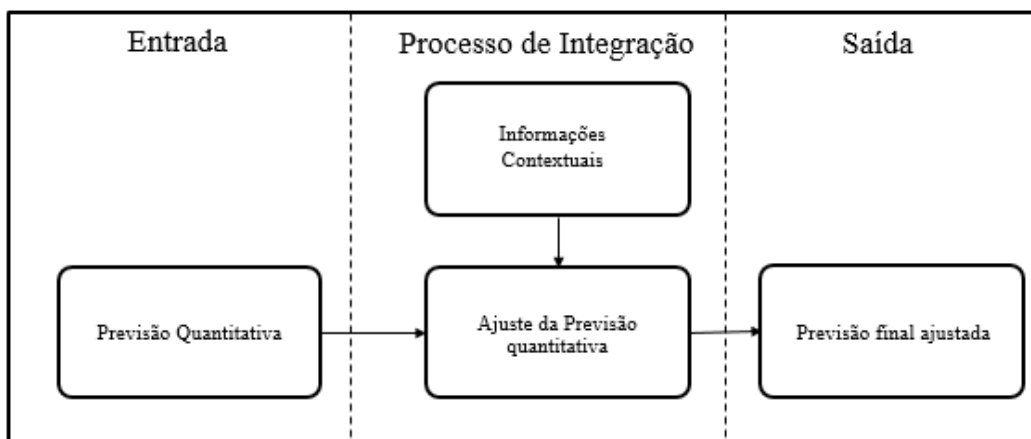


Figura 16: Ajuste subjetivo de previsões

Fonte: Adaptado de Webby e O'Connor (1996).

Sob essa perspectiva, Werner e Ribeiro (2006) apresentam, conforme elencado na Figura 17, vários tipos de vieses que afetam a tomada de decisão dos especialistas e por consequência as empresas de um modo geral.

Vieses	Descrição
Inconsistência	falta habilidade para aplicar o mesmo critério de decisão em situações similares.
Anconramento	tendência dos previsores serem influenciados por alguma informação inicial.
Conservadorismo	trata-se da suposição de que a variável em estudo poderá continuar se comportando da mesma forma como se comportou no passado.
Otimismo	um estado da mente que motiva um respondente a prever que eventos favoráveis são mais prováveis de ocorrer do que seria justificado pelos fatos.
Correlação Ilusória	crença em padrões que evidenciam a relação entre duas variáveis, quando, na verdade, a relação não existe.

Figura 17: Descrição dos tipos de vieses praticados por especialistas

Fonte: Werner e Ribeiro (2006).

A fim de evitar que os vieses sejam incorporados nos ajustes realizados pelos especialistas, Sanders e Ritzman (2001) apresentam quatro princípios que devem nortear a utilização dos julgamentos nos ajustes preditivos, são eles: (i) ajustar a previsão objetiva somente quando especialistas possuírem domínio de conhecimento; (ii) ajustar nos casos que ocorrem elevado grau de incerteza; (iii) ajustar quando as mudanças no ambiente são conhecidas; e (iv) o processo de ajuste deve ser estruturado;

Além disso, Webby e O'Connor (1996) apresentam três formas que podem ser conduzidas o julgamento realizado por especialistas após a previsão quantitativa: ajuste sem contexto, ajuste contextual e ajuste estruturado. No primeiro caso, ajuste sem contexto, o especialista não consegue incorporar informações, pois a previsão está imprecisa. Já no segundo caso, o ajuste contextual, as informações estão disponíveis e o especialista faz uso delas no julgamento realizado. Por fim, no terceiro caso, o ajuste estruturado, é aplicado com o intuito de elaborar um julgamento sem informalidade e afastar a natureza empírica atribuída ao ajuste por julgamento.

Nesse sentido, Staudt *et al.* (2016) propuseram um procedimento estruturado para incorporação do julgamento do especialista à saída de previsões estatísticas e aplicaram a proposta em uma indústria madeireira de pequeno porte do norte do estado de Santa Catarina. A estruturação consiste em: (i) apresentar os dados aos especialistas na forma de tabelas; (ii) registrar as razões para o ajuste e acuracidade das previsões; (iii) apresentar um *feedback* ao especialista sobre o seu desempenho; e (iv) estabelecer os valores mínimos e máximos de ajuste ao especialista. Essa metodologia conseguiu reduzir o erro da previsão quantitativa em 5%.

Outro trabalho que utilizou um procedimento estruturado para incorporar o julgamento de especialistas foi conduzido por Werner e Ribeiro (2006). Os autores propuseram um modelo composto e após obterem a previsão combinada (quantitativa, econométrica e qualitativa) realizaram o ajuste da previsão via opinião de especialistas. O procedimento estruturado, utilizado pelos autores contempla sete passos, são eles: (i) estabelecer o percentual máximo e mínimo de ajuste; (ii) montar a listagem de fatores que podem influenciar na demanda; (iii) mensurar o impacto de cada um dos fatores identificados, os autores utilizaram a técnica AHP; (iv) mensurar a opinião dos especialistas; (v) calcular as médias ponderadas; (vi) calcular o ajuste percentual; e (vii) calcular a previsão final. Os autores encontraram os menores erros de previsão com a utilização do julgamento estruturado quando comparado com as previsões individuais e combinadas obtidas.

Além disso, dentro do ajuste estruturado de previsão de demanda com o intuito de minimizar o impacto do erro de previsão e a incorporação de possíveis vieses, uma alternativa que se apresenta são os métodos multicritério de apoio a tomada de decisão, o qual será detalhado na próxima subseção.

4.2.2 Métodos multicritério de apoio a tomada decisão

Tomar decisões é um ato complexo, visto que envolve uma série de variáveis endógenas e exógenas sobre uma determinada situação dentro da organização. Ademais, o tomador de decisão, no dia a dia das empresas, processa múltiplos critérios de ordem quantitativa e qualitativa que estão sujeitos a influência de viés de julgamento. Como exemplo, pode-se destacar o processo de previsão de demanda. Para mitigar esses vieses e evitar que o processo decisório seja realizado de maneira intuitiva uma alternativa é utilizar os métodos multicritérios (*Multiple-Criteria Decision Method* – MCDM, ou Apoio Multicritério a Decisão – AMD) (GOMES e GOMES, 2014).

Nesse sentido, a literatura destaca que existem muitas classificações empregadas quando se fala em MCDM, sendo que as principais são a escola americana e a escola francesa. Na primeira, tem como base os métodos de agregação, ou seja, todas as informações a respeito de um problema são agregadas a fim de resolvê-lo por meio de um critério único de síntese. Os principais métodos dessa escola são classificados em: (i) teoria de utilidade multiatributo com destaque para o método MAUT (*Multiple Attribute Utility Theory*); (ii) métodos de análise hierárquica com ênfase para o método AHP (*Analytic Hierarchy Process*); e (iii) método TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) que compara duas situações hipotéticas: ideal e não desejada. Por sua vez, a escola francesa tem como base os métodos de sobreclassificação e na relação de superação, são aplicados por meio da comparação entre alternativas discretas. Os principais métodos dessa escola são representados pelas famílias ELECTRE (*Elimination Et Choix Traduisant la Réalité*) e PROMÉTHÉE (*Preference Ranking Organisation Method for Enrichment Evaluations*) (BARBA-ROMERO e POMEROL, 1997; GOMES e GOMES, 2014).

De acordo Gomes e Gomes (2014), os MCDM são aplicados quando se almeja classificar, ordenar, selecionar ou descrever alternativas e critérios. Assim, a escolha do método multicritério mais adequado para uma determinada problemática está vinculado aos tipos de critérios utilizados e as características das alternativas.

Nesse contexto, Roy e Boissou (1993) e Gomes e Gomes (2014), apresentam quatro problemáticas de referência que podem ser utilizadas na análise e escolha de métodos multicritério em conformidade com o resultado pretendido, são elas: (i) Problemática da Seleção (P.α): selecionar a partir de um conjunto um subconjunto de alternativas, tão limitada quanto possível. Assim, o subconjunto terá as melhores alternativas; (ii) Problemática

Classificação (P.β): tem como objetivo classificar alternativas em categorias; (iii) Problemática da Ordenação (P.γ): fundamenta-se na ordenação da melhor alternativa para a pior dentro de um conjunto, conforme as preferências dos decisores; e (iv) Problemática da Descrição (P.δ): visa descrever e identificar as características dos critérios estabelecidos.

Além disso, Gomes e Gomes (2014) reforça que as problemáticas apresentadas não são independentes umas das outras, ou seja, pode-se utilizar mutuamente duas problemáticas. Assim, dentro da temática proposta de trabalho, tem-se que o problema é do tipo P.γ, pois trata-se da ordenação dos melhores especialistas.

Dentro desse contexto, o trabalho conduzido por Pessoa (2016) demonstrou que os principais métodos multicritérios utilizados em pesquisas científicas são: o AHP e o TOPSIS. Sendo que dos 935 artigos pesquisados: 401 (34,69%) fizeram uso do AHP e 148 (12,80%) do TOPSIS. Sob essa perspectiva, para o desenvolvimento do presente trabalho, optou-se pelo uso do método TOPSIS, pois de acordo com Behzadian *et al.* (2012), o método TOPSIS caracteriza-se pela facilidade de uso, aliado ao rigor dos resultados obtidos, conseqüentemente, é amplamente utilizado na literatura. Assim, na próxima seção é apresentado os conceitos básicos desse método.

4.2.2.1 TOPSIS (*Técnica de Ordem de Preferência por Similaridade para a Solução Ideal*)

O método TOPSIS foi desenvolvido por Hwang e Yoon (1981). O fundamento desta ferramenta consiste em encontrar a melhor alternativa por meio da menor distância euclidiana ou desvio em relação a solução ideal positiva (benefícios) e a maior distância da solução ideal negativa (custos). Dessa forma, a solução ideal positiva é formada pelos melhores valores dos critérios de benefício e a solução ideal negativa é composta por todos os piores valores dos critérios de custo. A Figura 18 detalha as etapas do método TOPSIS.

Além disso, com a intenção de minorar a influência subjetiva na elaboração da matriz de decisão para cada binômio (alternativa x critério) é atribuído um peso. Jahan e Bahraminasab (2012) propuseram uma pré-etapa para o método TOPSIS, em que o tratamento dos dados é baseado na normalização por meta, conforme a equação 1.

$$r_{ij} = 1 - \frac{|x_{ij} - T_j|}{\text{Max}\{x_{ij}^{\text{max}}, T_j\} - \text{Min}\{x_{ij}^{\text{min}}, T_j\}} \quad (1)$$

Etapas do Método TOPSIS	Descrição das Etapas																													
1 - Construção da Matriz de decisão	<table border="1"> <thead> <tr> <th rowspan="2">Alternativas</th> <th colspan="4">Critérios</th> </tr> <tr> <th>C₁</th> <th>C₂</th> <th>...</th> <th>C_m</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A₁</td> <td>r₁₁</td> <td>r₁₂</td> <td>...</td> <td>r_{1m}</td> </tr> <tr> <td>A₂</td> <td>r₂₁</td> <td>r₂₂</td> <td>...</td> <td>r_{2m}</td> </tr> <tr> <td>⋮</td> <td>⋮</td> <td>⋮</td> <td>...</td> <td>⋮</td> </tr> <tr> <td>A_m</td> <td>r_{m1}</td> <td>r_{m2}</td> <td>...</td> <td>r_{mm}</td> </tr> </tbody> </table>	Alternativas	Critérios				C ₁	C ₂	...	C _m	A ₁	r ₁₁	r ₁₂	...	r _{1m}	A ₂	r ₂₁	r ₂₂	...	r _{2m}	⋮	⋮	⋮	...	⋮	A _m	r _{m1}	r _{m2}	...	r _{mm}
Alternativas	Critérios																													
	C ₁	C ₂	...	C _m																										
A ₁	r ₁₁	r ₁₂	...	r _{1m}																										
A ₂	r ₂₁	r ₂₂	...	r _{2m}																										
⋮	⋮	⋮	...	⋮																										
A _m	r _{m1}	r _{m2}	...	r _{mm}																										
2 - Matriz de decisão normalizada	<p>O objetivo de normalizar a matriz é que todos os valores fiquem dentro do intervalo 0 a 1. Gerando uma matriz:</p> $P_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$ <p>Representa o desempenho relativo das alternativas e pode ser descrita como: $A_n = (P_{ij})_{m \times n}$</p>																													
3 - Calculo da Matriz de decisão ponderada	<p>A matriz normalizada $(P_{ij})_{m \times n}$ é multiplicada pelo peso w_{ij} de cada critério. $Y_{ij} = w_{ij} \times (P_{ij})_{m \times n}$</p>																													
4 - Determinar a solução ideal positiva A^+ e a solução ideal negativa A^-	$A^+ = \{r_1^+, \dots, r_n^+\} = \{(max r_{ij} i \in I), (min r_{ij} i \in J)\}$ $A^- = \{r_1^-, \dots, r_n^-\} = \{(min r_{ij} i \in I), (max r_{ij} i \in J)\}$ <p>I - Correspondem aos critérios de benefícios J - Associada aos critérios de custo.</p>																													
5 - Calcula-se a distância relativa de cada alternativa da solução ideal	$d_j^+ = \left[\sum_{i=1}^n (r_{ij} - r_j^+)^2 \right]^{1/2}, i = 1, \dots, m \quad d_j^- = \left[\sum_{i=1}^n (r_{ij} - r_j^-)^2 \right]^{1/2}, i = 1, \dots, m$ <p>d_j^+ distância da solução ideal positiva. d_j^- distância da solução ideal negativa</p>																													
6 - Calcula-se a similaridade relativa da solução ideal	$R_j^+ = \frac{d_j^-}{d_j^+ + d_j^-}, R_j^+ \in (0,1) \forall i = 1, \dots, n$ <p>R_j^+ resultado da aproximação da solução ideal</p>																													
7 - Ordenam-se as alternativas em ordem decrescente de acordo com valor de R_j^+	<p>Nessa etapa gera-se o ranqueamento das alternativas</p>																													

Figura 18: Descrição das etapas de aplicação do método TOPSIS

Fonte: Elaborado pelo autor de acordo com Hwang e Yoon (1981).

em que: x_{ij} = é o valor da alternativa (i) x critério (j); T_j = é o valor alvo (meta); x_{ij}^{max} = é o valor máximo obtido dentre as alternativas para o critério (j); x_{ij}^{min} = valor mínimo obtido dentre as alternativas para o critério (j); e r_{ij} = normatização (alternativas x critérios). Os valores r_{ij} obtidos são as entradas da matriz de decisão da etapa 1 do método TOPSIS. Ademais, após aplicar as sete etapas de aplicação do método TOPSIS, conforme descrito na Figura 18, calcula-

se os pesos dos especialistas, baseado no valor R_j^+ . Vale destacar que, as etapas descritas na Figura 18 podem ser implementadas em uma planilha eletrônica, por exemplo o Microsoft Excel®.

4.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

No presente trabalho, faz-se o uso do ajuste subjetivo estruturado da opinião de especialistas para prever a venda futura de eletrodomésticos. A técnica permite que os especialistas realizem ajustes nas previsões quantitativas de acordo com o conhecimento contextual de cada um, os quais podem julgar necessário o ajuste ou não.

Primeiramente, na elaboração do modelo subjetivo estruturado, foi disponibilizado aos especialistas os gráficos das séries temporais das três famílias de produtos alfa, beta e gama como também a melhor previsão quantitativa de cada família. Na sequência, foi implementado o ajuste subjetivo e obtido a previsão final ajustada. Na Figura 19, observa-se a proposta metodológica.

Para atingir o objetivo proposto, conforme destaca a Figura 19, são executadas três fases. Inicialmente, na primeira fase, caracteriza-se pelas informações de entrada que serão disponibilizadas aos especialistas, são elas: (i) gráfico das três séries históricas para o período 2010 a 2015, salienta-se que seguindo os mesmos passos de Makridakis *et al.* (1993) no artigo intitulado M2-competição, esses dados foram manipulados por uma constante multiplicativa a fim de alterar o valor real, visto que os ajustes são feitos para a previsão do ano de 2016 que já ocorreu, dessa maneira evita-se que algum especialista, por ter acesso aos dados reais, leve alguma vantagem; (ii) melhores previsões quantitativas, conforme elencadas na Tabela 7, são elas: (a) família alfa – combinação via média aritmética; (b) família beta – SEHW; e (c) família gama – SES. Essas informações são disponibilizadas a fim de subsidiar a tomada de decisão dos especialistas.

Já, na segunda fase, realiza-se propriamente o ajuste subjetivo e para que não ocorra a influência de vieses, o julgamento deve ser estruturado (WEBBY e O'CONNOR, 1996; SANDERS e RITZMAN, 2001). Nesse sentido, a estruturação do julgamento utilizada no presente trabalho é uma adaptação do modelo estruturado apresentando por Staudt *et al.* (2016). Logo, as seguintes ações foram tomadas: (i) determinou-se os limites máximo e mínimo de

ajuste; (ii) disponibilizou-se aos especialistas, na forma de tabela, as melhores previsões quantitativas, vide Tabela 7, as quais contemplam o ano de 2016, foi fornecido também o gráfico das três famílias alfa, beta e gama; e (iii) selecionou-se oito especialistas da empresa que possuem relação com a previsão da demanda, visto que segundo Silva e Werner (2015) é recomendado a utilização de mínimo 5 e no máximo 20.

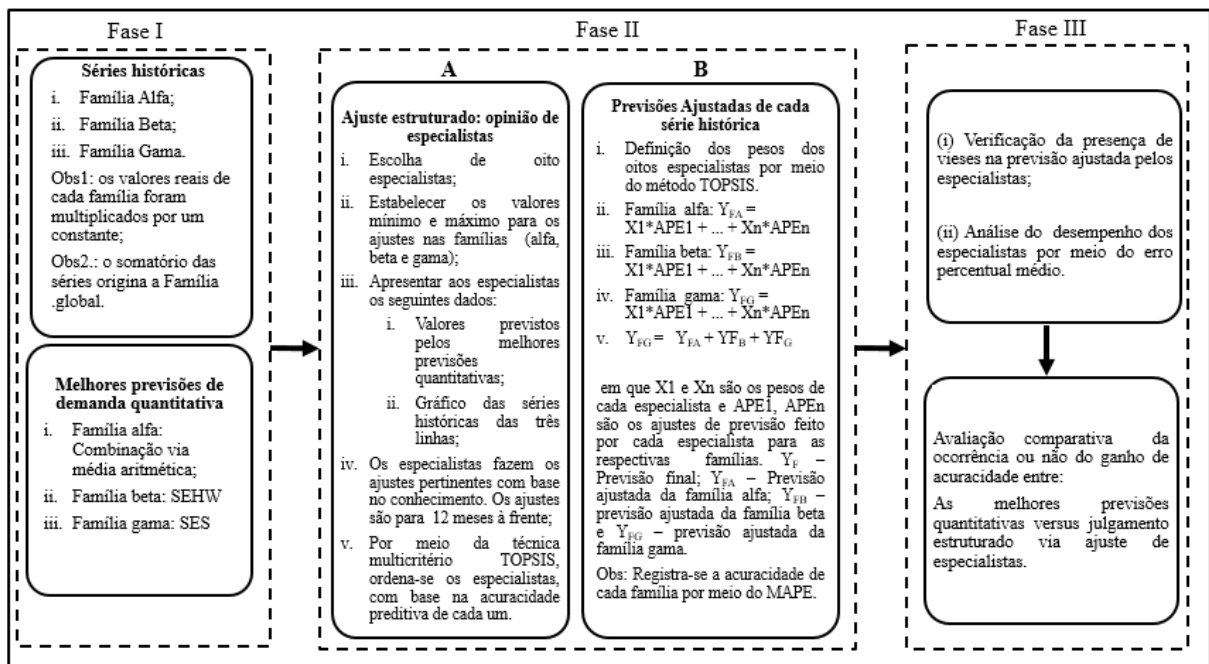


Figura 19: Metodologia para obtenção da previsão de demanda via ajuste subjetivo estruturado

Fonte: Elaborado pelo autor.

Posteriormente, foi feito os ajustes nas previsões quantitativas para o ano de 2016, levando em consideração as informações disponibilizadas e o conhecimento contextual de cada um; (iv) registrou-se a acuracidade de cada especialista via MAPE; e (v) ordenou-se os oito especialistas com base na assertividade preditiva de cada um, para isso utiliza-se a técnica multicritério TOPSIS, descrita na Figura 18. A opção pelo uso dessa técnica multicritério em detrimento de outras, ocorre em razão da problemática utilizada e ainda pelos seguintes fatores: facilidades para aplicação (*software*); relação de entendimento do analista com o método; simplicidade, facilidade e agilidade na implementação do método e na obtenção da análise desejada (COSTA e JUNIOR, 2013).

Ainda, na segunda fase, após o ranqueamento dos especialistas, com a utilização do TOPSIS, obtêm-se os pesos de cada um, que são utilizados para compor a previsão final

ajustada de cada família alfa, beta e gama. Na terceira e última fase, inicialmente, verifica-se a presença de vieses principalmente com relação ao ajuste realizado para os doze meses de 2016, período esse que já aconteceu. Na sequência, de acordo com Staudt *et al.* (2016) é possível analisar o desempenho dos especialistas por meio do erro médio em que características como otimismo ou pessimismo podem ser identificadas. Por fim, é obtida a previsão global pelo somatório das previsões ajustadas das famílias alfa, beta e gama.

4.4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Inicialmente, para obter os resultados e posteriormente discuti-los, implementou-se as três fases da Figura 19. As origens dos dados utilizados nesse artigo são idênticas a do capítulo dois dessa pesquisa.

4.4.1 Fase I: Origem dos dados de entrada

A origem dos dados de entrada para implementação da metodologia proposta, apresenta duas fontes: no primeiro caso, são as melhores previsões quantitativas, disponibilizada na Tabela 7; e no segundo caso são as três séries históricas de vendas de eletrodomésticos das famílias alfa, beta e gama, referentes ao período de 2010 a 2015, conforme destaca os gráficos 4, 5 e 6, respectivamente. Os dados do ano de 2016 foram reservados para comparações das previsões.

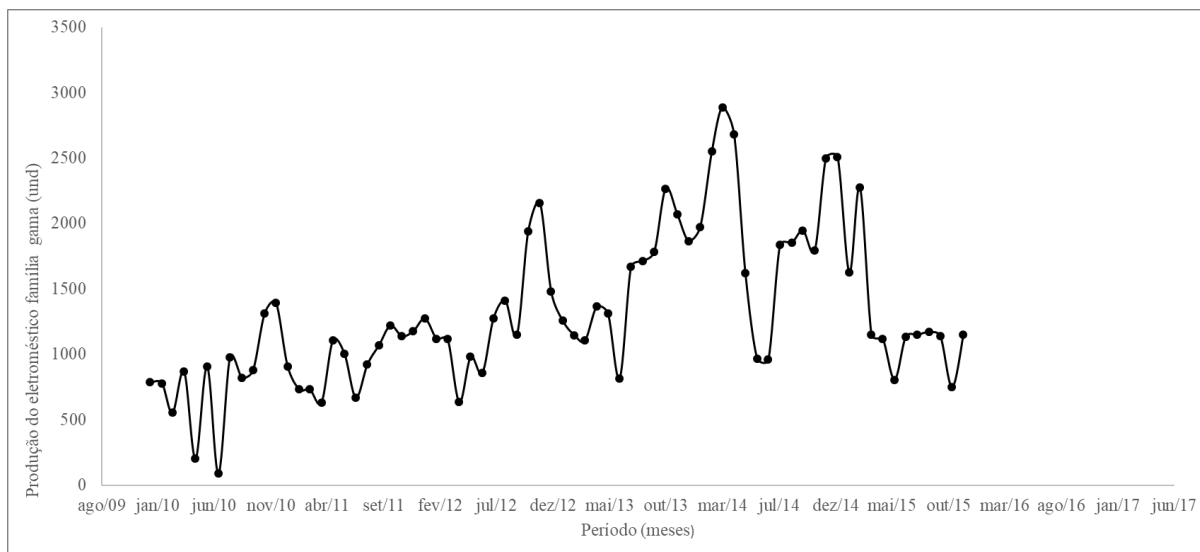


Gráfico 6: Série histórica de venda dos eletrodomésticos da família gama (2010-2015)

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 7: Melhores previsões de demanda quantitativas

Família	Alfa	Beta	Gama
Mês/Ano	Combinação via média aritmética	Suavização Exponencial Simples alfa = 0,0283	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3359, beta = 0,0583, gama = 0,2299
jan/16	2070	7260	993
fev/16	1783	5245	834
mar/16	1523	5731	830
abr/16	694	6291	651
mai/16	1749	6464	567
jun/16	1299	4501	483
jul/16	1181	5821	501
ago/16	1735	6703	645
set/16	1625	7143	604
out/16	1446	7754	647
nov/16	1495	8185	562
dez/16	1545	7912	577

Fonte: Dados da pesquisa

4.4.2 Fase II – A: Ajuste estruturado do julgamento dos especialistas

A primeira etapa da Fase II – A é a escolha dos especialistas. Nesta pesquisa, foram escolhidos oito especialistas que fazem parte do quadro de colaboradores da empresa. Os critérios para a escolha dos especialistas foram os seguintes: (i) relação que cada um possuem com a previsão de demanda; (ii) conhecimento agregado sobre o segmento de eletrodomésticos; (iii) área de atuação dentro da organização; e (iv) tempo de atuação no segmento.

a) **Especialista 1:** graduação em administração de empresas, com pós-graduação em engenharia de produção. Atua como analista de processos dentro da empresa, com 14 anos de experiência no segmento de eletrodomésticos. Está envolvido com a previsão de demanda, pois participa na elaboração de projetos de crescimento da empresa. Nesse sentido, necessita de contínua atualização sobre o comportamento da demanda. Possui conhecimento sobre as características dos produtos e do mercado.

b) **Especialista 2:** graduado em administração de empresas. É o encarregado pelo Planejamento e Controle da Produção (PCP) da empresa, com 11 anos de experiência no segmento de eletrodomésticos. Está diretamente relacionado com a previsão de demanda da empresa e possui conhecimento sobre as demandas de cada produto no decorrer do ano.

c) **Especialista 3:** graduado em administração de empresas, com pós-graduação em engenharia de produção e gestão comercial. Atualmente, é o diretor industrial da empresa, com 22 anos de experiência no segmento de eletrodomésticos. Está diretamente envolvido com a previsão de demanda da empresa, possui amplo conhecimento do mercado consumidor como também das movimentações do mercado.

d) **Especialista 4:** possui ensino superior incompleto em administração de empresas. Atua na empresa como analista de Planejamento e Controle de Matérias (PCM), com 4 anos de experiência no ramo de eletrodomésticos. Está envolvido diretamente com a previsão de demanda, pois realiza o acompanhamento e solicitação de compra junto aos fornecedores de todos os componentes fabricados externamente. Também possui conhecimento de mercado via fornecedores.

e) **Especialista 5:** pós-graduado em gestão de negócios e logística e em engenharia de produção. Atua como gerente de planejamento, com 14 anos de experiência no segmento de eletrodomésticos. É responsável pelas áreas de PCP e PCM, atuando diretamente na previsão

de demanda. Possui amplo conhecimento das movimentações do mercado, dos produtos e dos fornecedores.

f) **Especialistas 6:** graduado em engenharia mecânica com pós-graduação em engenharia e segurança do trabalho e mestrando em engenharia de produção e sistemas. Atua como engenheiro de segurança do trabalho, com 5,5 anos de experiência no ramo de eletrodomésticos. Está envolvido com a previsão de demanda visto que participa dos projetos de expansão da empresa. Possui conhecimento dos produtos e características gerais do mercado.

g) **Especialistas 7:** possui ensino superior incompleto em administração de empresas. Atua como analista de planejamento e controle de materiais, com 10 anos de experiência no segmento de eletrodomésticos. Está envolvido diretamente com a previsão de demanda, pois realiza o monitoramento e solicitação de compra junto aos fornecedores de todos os componentes fabricados externamente. Possui conhecimento de mercado via fornecedores.



h) **Especialista 8:** graduado em engenharia de produção e administração de empresas, com pós-graduação em gestão de negócios. Atua como gerente de produção, com 18 anos de experiência no ramo de eletrodomésticos. Possui relação direta com a previsão de demanda e detém conhecimento das movimentações e características do mercado.

A segunda etapa da Fase II – A está relacionada com quais informações adicionais são disponibilizadas aos especialistas, para posteriormente efetuar os devidos ajustes nas melhores previsões quantitativas. Diante disso, as informações disponibilizadas foram as seguintes: (i) os gráficos das séries temporais e (ii) tabela contendo o valor mínimo e máximo de cada família (mês a mês) juntamente com a melhor previsão quantitativa; (iii) um espaço para que o especialista possa anotar o valor do ajuste realizado. Tanto o item (ii) quanto o (iii) podem ser visualizados na Figura 20.

No Apêndice D é possível visualizar todos os ajustes realizados pelos oito especialistas para as quatro famílias alfa, beta, gama e global. Ainda, dentro do ajuste estruturado, realizou-se a última etapa da Fase II – A, que é a ordenação dos especialistas. Para isso, utilizou-se a técnica multicritério de apoio a tomada de decisão TOPSIS.

A aplicação do método TOPSIS, inicia-se com a definição das alternativas versus critérios. Dessa forma, na presente pesquisa, as alternativas, consideradas, são os oito especialistas. Já os critérios aplicados são: a assertividade de previsão de cada família alfa, beta, gama e global.

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS
Coleta de dados para Dissertação do Mestrando Willian Asmann Ferro

MELHORES PREVISÕES

Linha Gama				Linha Beta				Linha Alfa			
Mês	Valor Mínimo Histórico	Suavização Exponencial de Holt-Winter	Valor Máximo Histórico	Mês	Valor Mínimo Histórico	Suavização Exponencial Simples	Valor Máximo Histórico	Mês	Valor Mínimo Histórico	Previsão Combinada via média aritmética	Valor Máximo Histórico
Janeiro	788	993	2506	Janeiro	5090	7260	8758	Janeiro	1115	2070	2605
Fevereiro	733	834	2553	Fevereiro	3221	5245	6554	Fevereiro	871	1783	2597
Março	553	830	2888	Março	3221	5791	7890	Março	871	1523	2296
Abril	632	651	2679	Abril	4305	6291	8210	Abril	270	694	2949
Maio	201	567	1619	Maio	6070	6464	9023	Maio	988	1749	3515
Junho	807	488	1530	Junho	2474	4501	8725	Junho	660	1299	3245
Julho	89	501	1667	Julho	4707	5821	8409	Julho	855	1181	2230
Agosto	924	645	1838	Agosto	5776	6703	7180	Agosto	1501	1735	2143
Setembro	823	604	1851	Setembro	6673	7143	8374	Setembro	1363	1625	3295
Outubro	100	647	2266	Outubro	4700	7754	8903	Outubro	1310	1446	2203
Novembro	748	562	2149	Novembro	5700	8185	8725	Novembro	1263	1495	2183
Dezembro	1149	577	2499	Dezembro	6093	7912	9086	Dezembro	847	1545	2499

Nome do Especialista:	
Cargo na Empresa:	
Experiência na fabricação de fogões (anos):	
Escolaridade:	

VALORES AJUSTADOS DAS PREVISÕES

Linha Alta (gama)		Linha Promocional (Beta)		Linha Média (Alfa)	
Mês	Valor do Ajuste	Mês	Valor do Ajuste	Mês	Valor do Ajuste
Janeiro		Janeiro		Janeiro	
Fevereiro		Fevereiro		Fevereiro	
Março		Março		Março	
Abril		Abril		Abril	
Maio		Maio		Maio	
Junho		Junho		Junho	
Julho		Julho		Julho	
Agosto		Agosto		Agosto	
Setembro		Setembro		Setembro	
Outubro		Outubro		Outubro	
Novembro		Novembro		Novembro	
Dezembro		Dezembro		Dezembro	

Assinatura do Especialista _____ Peto Branco, de _____ de 2017.

Figura 20: Modelo de folha disponibilizada para os especialistas realizarem os ajustes

Fonte: Elaborado pelo autor

Após isso, com base no somatório dos doze ajustes mensais obtidos para o ano de 2016 para cada família, executa-se uma pré-etaapa do método TOPSIS, baseado na normalização por meta, conforme descrito pela equação 1, em que os resultados obtidos são os valores de entrada da matriz de decisão da primeira etapa do método. Na Tabela 8, é possível visualizar os valores encontrados para o pré-tratamento dos dados.

Tabela 8: Pré-tratamento dos dados, método TOPSIS, baseado na normalização por meta

Alternativas	Critérios			
	Assertividade Previsão alfa	Assertividade Previsão beta	Assertividade Previsão gama	Assertividade Previsão global
Especialista 1	-0,7777	0,9235	0,9320	0,2735
Especialista 2	0,1330	0,4635	0,7099	-0,0571
Especialista 3	-0,2903	0,8652	0,9515	0,6866
Especialista 4	-0,1984	0,9710	0,8230	0,7244
Especialista 5	-0,2917	0,5716	0,8205	0,9429
Especialista 6	-0,0818	0,4284	0,3445	0,3559
Especialista 7	-0,8670	0,9117	0,6555	0,0763
Especialista 8	-0,0935	0,9612	0,7822	0,4646
Total	-2,4675	6,0961	6,0192	3,4671

Fonte: Dados da pesquisa

Além disso, cabe destacar que, na etapa 3 da Figura 21, os pesos utilizados para o cálculo da matriz ponderada de decisão têm como base a representatividade de cada família alfa, beta, gama e global na venda total. Assim, o maior peso (0,503) é para a família global e o menor peso (0,065) é para a família gama. A soma dos pesos dos quatro critérios totaliza um.

Por fim, as etapas 6 e 7, de acordo com a Figura 21, são as últimas da metodologia TOPSIS. Na etapa 6, obtêm-se o coeficiente de priorização para cada especialista. Já, na etapa 7, ocorre a ordenação dos especialistas do maior valor do coeficiente de priorização para o menor. Assim, os especialistas que apresentaram o melhor desempenho, são respectivamente: (i) o especialista 5, o qual apresentou o melhor desempenho, com ϕ de 0,8926; (ii) o especialista 6, o qual ficou na segunda colocação, com o valor de ϕ de 0,7601; (iii) o especialista 8, com a terceira posição, apresentou um ϕ de 0,7396; e (iv) o especialista 4 garantiu a quarta colocação com um ϕ de 0,5240.

4.4.3 Fase II – B: Obtenção da previsão ajustada por meio dos especialistas

Na primeira etapa da Fase II-B, calculou-se os pesos dos especialistas. Para isso, utilizou-se o resultado da última etapa do método TOPSIS. Os valores do ϕ dos especialistas são somados e, posteriormente, para se chegar ao peso de cada um, divide-se esse total pelo valor individual obtido por cada especialista. Na Tabela 9 é possível visualizar os respectivos pesos.

Tabela 9: Pesos dos especialistas

Especialistas	Coeficiente de Priorização (ϕ)	Pesos (x)
5	0,8926	0,2201
6	0,7601	0,1874
8	0,7396	0,1824
4	0,5240	0,1292
2	0,3964	0,0977
7	0,3887	0,0958
1	0,2299	0,0567
3	0,1244	0,0307
Total	4,0558	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Etapas do método TOPSIS	Resultado de cada etapa				
	Critérios				
1 - Construção da Matriz de decisão	Alternativas	Assertividade Previsão Gama	Assertividade Previsão Alfa	Assertividade Previsão Beta	Assertividade Previsão Global
	Especialista 1	-0,78	0,92	0,93	0,27
	Especialista 2	0,13	0,46	0,71	-0,06
	Especialista 3	-0,29	0,87	0,95	0,69
	Especialista 4	-0,20	0,97	0,82	0,72
	Especialista 5	-0,29	0,57	0,82	0,94
	Especialista 6	-0,08	0,43	0,34	0,36
	Especialista 7	-0,87	0,91	0,66	0,08
	Especialista 8	-0,09	0,96	0,78	0,46
	Total	-2,47	6,10	6,02	3,47
2 - Matriz de decisão normalizada	Critérios				
	Alternativas	Assertividade Previsão Gama	Assertividade Previsão Alfa	Assertividade Previsão Beta	Assertividade Previsão Global
	Especialista 1	0,32	0,15	0,15	0,08
	Especialista 2	-0,05	0,08	0,12	-0,02
	Especialista 3	0,12	0,14	0,16	0,20
	Especialista 4	0,08	0,16	0,14	0,21
	Especialista 5	0,12	0,09	0,14	0,27
	Especialista 6	0,03	0,07	0,06	0,10
	Especialista 7	0,35	0,15	0,11	0,02
	Especialista 8	0,04	0,16	0,13	0,13
3 - Calculo da Matriz de decisão ponderada	Critérios				
	Critérios	Assertividade Previsão Gama	Assertividade Previsão Alfa	Assertividade Previsão Beta	Assertividade Previsão Global
	Peso de cada critério	0,065	0,085	0,347	0,503
	Alternativas				
	Especialista 1	0,0205	0,0129	0,0537	0,0397
	Especialista 2	-0,0035	0,0065	0,0409	-0,0083
	Especialista 3	0,0076	0,0121	0,0549	0,0996
	Especialista 4	0,0052	0,0135	0,0474	0,1051
	Especialista 5	0,0077	0,0080	0,0473	0,1368
	Especialista 6	0,0022	0,0060	0,0199	0,0516
Especialista 7	0,0228	0,0127	0,0378	0,0111	
Especialista 8	0,0025	0,0134	0,0451	0,0674	
4 - Determinar a solução ideal positiva A ⁺ e a solução ideal negativa A ⁻	Critérios				
	Critérios	Assertividade Previsão Gama	Assertividade Previsão Alfa	Assertividade Previsão Beta	Assertividade Previsão Global
	Solução Ideal (A ⁺)	0,0228	0,0135	0,0549	0,1368
Solução Indesejável (A ⁻)	-0,0035	0,0060	0,0199	-0,0083	
5- Calcula-se a distância relativa de cada alternativa da solução ideal	Especialistas			Solução Ideal (A ⁺)	Solução Indesejável (A ⁻)
	Especialista 1			0,1269	0,0379
	Especialista 2			0,0972	0,0638
	Especialista 3			0,1483	0,0211
	Especialista 4			0,0730	0,0803
	Especialista 5			0,0178	0,1481
	Especialista 6			0,0370	0,1173
	Especialista 7			0,0947	0,0602
	Especialista 8			0,0402	0,1141
	6 - Calcula-se a similaridade relativa da solução ideal	Especialistas			Coeficiente de Priorização φ
Especialista 1				0,2299	
Especialista 2				0,3964	
Especialista 3				0,1244	
Especialista 4				0,5240	
Especialista 5				0,8926	
Especialista 6				0,7601	
Especialista 7				0,3887	
Especialista 8				0,7396	
7 - Ordenam-se as alternativas em ordem decrescente de acordo com valor do coeficiente de priorização		Especialistas			Coeficiente de Priorização φ
	Especialista 5			0,8926	1
	Especialista 6			0,7601	2
	Especialista 8			0,7396	3
	Especialista 4			0,5240	4
	Especialista 2			0,3964	5
	Especialista 7			0,3887	6
	Especialista 1			0,2299	7
	Especialista 3			0,1244	8

Figura 21: Aplicação do método TOPSIS

Fonte: Elaborado pelo autor

Na sequência, após a obtenção dos pesos de cada especialista, calculou-se a previsão final ajusta para cada família alfa, beta e gama. Para isso, é necessário multiplicar a previsão ajustada de cada especialista pelo respectivo peso obtido. O somatório das previsões ajustadas dos especialistas compõe a previsão ajustada de cada família. Nas Tabelas 10, 11, 12, 13, respectivamente, sintetizam o exposto, na qual é possível observar que os MAPE para cada família são: alfa: 30,32%; beta: 21,98%; gama: 20,58%; e global: 22,32%.

Tabela 10: Previsão ajustada pelos especialistas para a família alfa

Especialistas	Pesos Topsis	Família Alfa												Total
		Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Maió	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	
5	0,2201	374	330	330	374	352	286	286	286	330	374	418	418	4159
6	0,1874	375	319	281	319	356	225	206	319	337	356	356	356	3805
8	0,1824	292	237	237	182	274	255	292	365	383	383	398	419	3717
4	0,1292	241	213	212	174	145	129	128	242	239	242	273	290	2527
2	0,0977	195	147	156	161	166	166	171	181	186	205	210	195	2140
7	0,0958	144	125	108	49	125	93	103	150	139	129	126	130	1422
1	0,0567	79	75	74	72	77	48	54	85	79	77	79	78	877
3	0,0307	49	39	46	55	50	40	38	46	47	57	59	53	580
Total da previsão ajustada		1749	1484	1444	1387	1544	1243	1278	1673	1741	1823	1921	1940	19227
Total Produção Real		1502	1849	2261	2753	3390	2949	2022	2085	2982	1750	2108	2375	28026
MAPE									30,32%					

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 11: Previsão ajustada pelos especialistas para a família beta

Especialistas	Pesos Topsis	Família Beta												Total
		Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Maió	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	
5	0,2201	1761	1430	1541	1761	1541	1871	1320	1541	1651	1871	1893	1981	20159
6	0,1874	1361	982	1074	1179	1211	1218	1031	1256	1331	1443	1518	1518	15121
8	0,1824	969	656	656	785	1107	1459	858	1053	1217	1295	1275	1111	12442
4	0,1292	820	659	691	845	843	1064	634	794	973	1076	1106	1124	10630
2	0,0977	586	371	410	440	616	782	489	567	655	616	621	596	6748
7	0,0958	661	470	560	610	622	441	562	646	691	746	791	823	7622
1	0,0567	397	312	312	303	363	448	323	391	408	414	431	422	4524
3	0,0307	224	175	194	230	215	242	176	214	221	239	243	226	2599
Total da previsão ajustada		6779	5056	5438	6152	6517	7525	5392	6462	7147	7700	7877	7801	79845
Total Produção Real		5314	5562	7685	7649	8842	8517	6561	6697	7603	4921	5941	6296	81588
MAPE									21,98%					

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 12: Previsão ajustada pelos especialistas para a família gama

Especialistas	Pesos Topsis	Família Gama												Total
		Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Mai	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	
5	0,2201	198	198	176	220	242	198	176	209	198	29	242	264	2350
6	0,1874	186	156	156	159	169	152	150	173	169	28	206	216	1919
8	0,1824	346	346	346	365	295	183	304	328	338	18	383	456	3709
4	0,1292	144	136	159	156	170	166	153	154	206	30	219	219	1913
2	0,0977	93	72	59	64	66	65	83	93	96	15	98	115	919
7	0,0958	101	83	83	65	37	82	12	94	81	11	76	115	841
1	0,0567	74	62	68	57	60	40	48	57	60	6	74	74	679
3	0,0307	35	25	30	38	37	30	29	32	34	6	42	37	374
Total da previsão ajustada		1177	1080	1077	1123	1076	917	954	1140	1181	143	1340	1495	12703
Total Produção Real		1065	1102	1300	1553	1583	1356	1259	1364	848	127	1200	1233	12757
MAPE								20,58%						

Fonte: Dados da pesquisa

Tabela 13: Previsão ajustada pelos especialistas para a família global

Especialistas	Família Global												Total
	Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Mai	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	
5	2333	1959	2047	2355	2135	2355	1783	2036	2179	2273	2553	2663	26668
6	1922	1456	1511	1657	1735	1595	1387	1747	1837	1827	2080	2090	20844
8	1607	1240	1240	1332	1676	1897	1454	1746	1937	1696	2056	1986	19868
4	1205	1008	1062	1175	1158	1359	915	1190	1418	1348	1598	1634	15070
2	875	590	625	665	848	1013	743	841	936	836	928	907	9808
7	906	678	751	724	784	617	676	890	912	886	993	1068	9884
1	550	449	454	432	499	536	425	533	547	497	584	574	6080
3	309	239	270	322	301	313	243	293	302	302	344	315	3554
Total da previsão ajustada	9706	7619	7959	8662	9137	9684	7625	9275	10068	9666	11137	11236	111775
Total Produção Real	7881	8512	11246	11956	13814	12822	9842	10147	11433	6798	9249	9903	122370
MAPE								22,32%					

Fonte: Dados da pesquisa

4.4.4 Fase III: Verificação da presença de vieses e avaliação comparativa da acuracidade

A fim de verificar a presença de vieses nos ajustes realizados pelos especialistas, confrontou-se para cada família o erro absoluto da previsão ajusta com o erro absoluto da previsão quantitativa para os dozes meses de 2016. Na Figura 22, visualiza-se o comportamento de cada família frente aos respectivos erros.

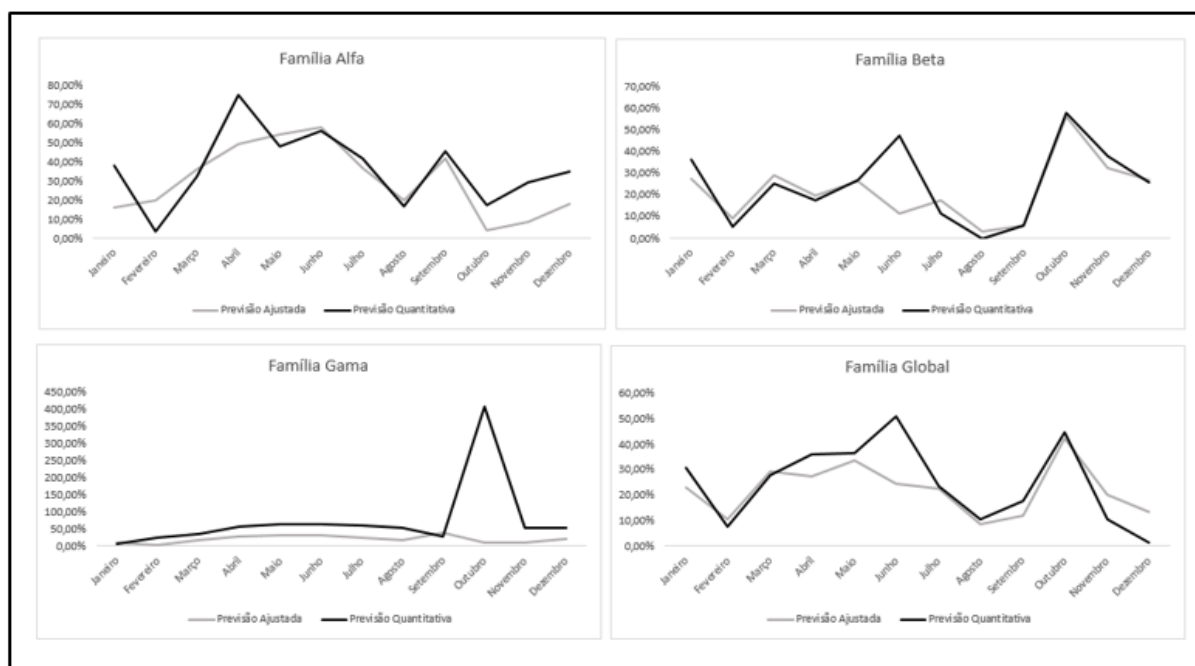


Figura 22: Confrontamento entre erro absoluto da previsão ajustada x previsão quantitativa

Fonte: Elaborado pelo autor

Por meio da análise da Figura 22 é possível constatar que, para as famílias alfa a previsão ajustada apresentou melhor desempenho (benéfica) em sete meses, enquanto que a previsão quantitativa foi melhor em cinco meses. Já, a família beta ocorreu empate em que tanto a previsão ajustada quanto a previsão quantitativa cada uma apresentou-se mais benéfica em seis meses. Com relação, a família gama, a previsão ajustada foi mais benéfica em dez meses, enquanto que a previsão quantitativa teve melhor resultado somente em dois meses. Por fim, a família global a previsão ajustada venceu em oito ocasiões, enquanto a previsão quantitativa somente em quatro. Diante disso, entende-se que os ajustes realizados pelos especialistas não sofreram influência da variável ano (2016), uma vez que no decorrer dos doze meses alguns ajustes foram melhores que as previsões quantitativas e em outros não.

Para analisar o desempenho dos ajustes realizados e identificar se o viés otimista está presente, utilizou-se o erro médio, no qual a ocorrência de erros positivos indica otimismo dos especialistas. Na Tabela 14, encontra-se os valores dos erros médios para as quatro famílias. Dessa forma, observa-se que somente a família beta apresentou características contrárias ao otimismo, visto que o valor do erro médio é de -1,45%. Por outro lado, as famílias alfa, gama e global apresentaram um ajuste otimista, conforme citado, na Tabela 7, por Werner e Ribeiro (2006), uma vez que o erro médio é positivo.

Tabela 14: Erro médio da previsão ajustada para cada família

Família	Alfa	Beta	Gama	Global
Meses	Previsão Ajustada	Previsão Ajustada	Previsão Ajustada	Previsão Ajustada
Janeiro	-16,46%	-27,57%	-10,56%	-23,15%
Fevereiro	19,73%	9,10%	2,04%	10,49%
Março	36,14%	29,24%	17,10%	29,23%
Abril	49,63%	19,57%	27,67%	27,54%
Mai	54,44%	26,30%	32,03%	33,86%
Junho	57,85%	11,65%	32,41%	24,47%
Julho	36,80%	17,81%	24,20%	22,53%
Agosto	19,78%	3,52%	16,39%	8,59%
Setembro	41,63%	6,01%	-39,27%	11,94%
Outubro	-4,20%	-56,47%	-12,34%	-42,19%
Novembro	8,87%	-32,59%	-11,62%	-20,42%
Dezembro	18,31%	-23,91%	-21,31%	-13,46%
Média	26,88%	-1,45%	4,73%	5,79%

Fonte: Dados da pesquisa

Na última fase da metodologia, realizou-se a avaliação comparativa da ocorrência ou não do ganho de acuracidade, após a implementação do ajuste estruturado via opinião de especialistas. Novamente, a medida de acuracidade utilizada para isso foi o MAPE. A Tabela 15, apresenta os valores obtidos.

Tabela 15: Avaliação comparativa da previsão ajustada x previsão quantitativa quanto ao ganho de acuracidade

Meses	Família Alfa		Família Beta		Família Gama		Família Global	
	Previsão Ajustada	Previsão Quantitativa	Previsão Ajustada	Previsão Quantitativa	Previsão Ajustada	Previsão Quantitativa	Previsão Ajustada	Previsão Quantitativa
Janeiro	16,46%	37,83%	27,57%	36,62%	10,56%	6,72%	23,15%	31,00%
Fevereiro	19,73%	3,53%	9,10%	5,69%	2,04%	24,31%	10,49%	7,63%
Março	36,14%	32,63%	29,24%	25,42%	17,10%	36,12%	29,23%	28,11%
Abril	49,63%	74,79%	19,57%	17,76%	27,67%	58,06%	27,54%	36,13%
Mai	54,44%	48,39%	26,30%	26,89%	32,03%	64,19%	33,86%	36,44%
Junho	57,85%	55,97%	11,65%	47,15%	32,41%	64,42%	24,47%	51,01%
Julho	36,80%	41,60%	17,81%	11,28%	24,20%	60,23%	22,53%	23,77%
Agosto	19,78%	16,81%	3,52%	0,09%	16,39%	52,73%	8,59%	10,49%
Setembro	41,63%	45,50%	6,01%	6,05%	39,27%	28,77%	11,94%	18,03%
Outubro	4,20%	17,34%	56,47%	57,58%	12,34%	410,19%	42,19%	44,88%
Novembro	8,87%	29,05%	32,59%	37,77%	11,62%	53,14%	20,42%	10,74%
Dezembro	18,31%	34,93%	26,73%	25,67%	21,31%	53,18%	13,46%	1,33%
Total	363,83%	438,37%	266,54%	297,97%	246,94%	912,07%	267,87%	299,54%
MAPE	30,32%	36,53%	22,21%	24,83%	20,58%	76,01%	22,32%	24,96%
Redução	17,00%		10,55%		72,93%		10,57%	

Fonte: Dados da pesquisa

Pode-se observar, por meio da análise da Tabela 15, que as quatro famílias obtiveram melhoria de acuracidade nas previsões de demanda quando se comparou a previsão quantitativa versus a previsão ajustada. De acordo com Fischer e Harvey (1999), quando os especialistas recebem informações, no caso da presente pesquisa foram as séries históricas das três famílias; os resultados das melhores previsões quantitativas e a definição de limites máximos e mínimos de ajuste, eles aprendem a ponderar separadamente as previsões gerando ganhos de acuracidade.

Diante disso, os resultados de ganho de acuracidade foram: (i) família alfa: o MAPE da previsão quantitativa é de 36,53% e a previsão ajustada conseguiu diminuir para 30,32% representando assim uma redução de 17,00%; (ii) família beta: o MAPE da previsão quantitativa é de 24,83% e por intermédio da previsão ajustada conseguiu-se diminuir para 22,21%, ou seja, ocorreu uma redução de 10,55%; (iii) família gama: apresentou a maior redução do MAPE (72,93%), uma vez que a previsão quantitativa é de 76,01% enquanto com a implantação da previsão ajustada diminuiu-se para 20,58%. Isso se deve ao fato da família possuir uma alta variabilidade dos dados e os especialistas conseguiram agregar informações contextuais que os métodos e técnicas quantitativos de previsão de demanda não captaram; e (iv) família global: o MAPE da previsão quantitativa é de 24,96% e por meio da previsão ajustada conseguiu-se diminuir para 22,32%, ou seja, obteve-se uma redução de 10,57%;

Esse resultado vai de encontro com as conclusões obtidas por Sanders e Ritzman (1995) em que quanto mais variabilidade estiver presente nos dados mais conhecimento contextual é necessário para obter melhorias de acuracidade. Além disso, os estudos conduzidos por Fildes *et al.* (2009) e Staudt *et al.* (2016) demonstram que os ajustes maiores tendem a elevar a precisão das previsões, por outro lado ajustes menores tendem a prejudicar o processo preditivo.

Portanto, os resultados encontrados são adequados, uma vez que na literatura autores como Webby e O'Connor (1996), Sanders e Ritzman (2001), Werner (2004), Fildes *et al.* (2009), Song *et al.* (2013), Staudt *et al.* (2014), Filho (2015) e Calsing (2015) também obtiveram melhorias de acuracidade quando integraram previsões quantitativas e qualitativas.

4.5 CONCLUSÕES

A previsão de demanda de produtos e serviços é um desafio constante dentro das empresas sejam elas de pequeno, médio ou grande porte. Dentro desse contexto, os gestores que conseguirem mitigar os erros de previsões podem obter vantagens competitivas perante a acirrada concorrência.

A metodologia proposta visa oportunizar tomada de decisões mais assertivas por intermédio do estudo da previsão de demanda via integração de métodos quantitativos e qualitativos com posterior ajuste de especialistas. Dentro dessa temática, o capítulo deu ênfase no julgamento estruturado dos especialistas por meio do método de decisão multicritério TOPSIS.

Diante disso, para obter as previsões ajustadas, utilizou-se como base as melhores previsões quantitativas das famílias de produto alfa, beta, gama. Na sequência, realizou-se a aplicação do julgamento estruturado, com oito especialistas, para 12 meses à frente. Posteriormente, ordenou-se cada um e também se obteve o peso correspondente por meio do método TOPSIS e por fim calculou-se a previsão final ajustada para cada família de produto.

Os resultados do estudo da previsão integrada proposta apresentou uma redução do MAPE das previsões quantitativas de: 17,00% para família alfa; 10,55% para família beta; 72,93% para família gama, sendo esse a maior redução em virtude da variabilidade apresentada; e 10,57% para família global. Ademais, os ajustes realizados tenderam para o otimismo em três das famílias estudadas, já o ajuste pessimista ocorreu somente para família beta. Por fim, a maior incorporação de conhecimento contextual ocorreu na família gama visto que houve a maior redução do MAPE.

Como sugestão de trabalhos futuros existe a possibilidade de incorporar no julgamento estruturado outros métodos de decisão multicritério. Além disso, pode-se ampliar o estudo e encontrar as principais variáveis que afetam a demanda de eletrodomésticos. Por fim, pode-se desenvolver novas formas de julgamento estruturado.

4.6 REFERÊNCIAS

ARMSTRONG, J. S. **Principles of Forecasting**: A handbook for Researchers and Practitioners. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001.

ARMSTRONG, J. S., COLLOPY, F. **Integration of statistical methods and judgment for time series forecasting: principles from empirical research.** In G. Wright & P. Goodwin (Eds.), *Forecasting with judgment*. New York: John Wiley & Sons, 1998.

BARBA-ROMERO, S.; POMEROL, J. C. **Decisiones multicriterio: fundamentos teóricos y utilización práctica.** España: Universidad de Alcalá, 1997.

BEHZADIAN, M.; OTAGHSARA, S. K.; YAZDANI, M.; IGNATIUS, J. A state-of the-art survey of TOPSIS applications. **Expert Systems with Applications**, v.39, n.17, p.13051-13069, 2012.

CALIFE, N. F. S.; NOGUEIRA, E.; FILHO, A. G. A. Empresas do setor de linha branca e suas estratégias competitivas e de produção. **Revista Produção Online**, Florianópolis, v.10, n.2, 2010.

CALSING, L. C. **Previsão de demanda combinada a partir de métodos quantitativos e opinião de especialistas.** Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2015.

CLEMEN, R. T. Combining forecasts: A review and annotated Bibliography. **International Journal of Forecasting**, v.5, p.559-583, 1989.

COSTA, L. S.; JUNIOR, A. M. D. **Uma metodologia para a pré-seleção de ações utilizando o método multicritério topsis.** XLV SBPO – Natal, 2013.

FILDES, R.; GOODWIN, P; LAWRENCE, M.; NIKOLOPOULOS, K. Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement in supply-chain. **International Journal of Forecasting**, v.25, p.3-23, 2009.

FILHO, R. B. F. **Integração de modelos de previsão de demanda qualitativos e quantitativos e comparação com seus desempenhos individuais.** Dissertação de Mestrado. Universidade federal do rio grande do sul. Porto alegre, 2015.

FISCHER, I.; HARLEY, N. Combining forecasts: What information do judges need to outperform the simple average? **International Journal of Forecasting**, v.15, p.227-246, 1999.

GOODWIN, P. Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecast. **Omega**, v.30, n.2, p.127-135, 2002.

GOODWIN, P. Improving the voluntary integration of statistical forecasts and judgement. **International Journal of Forecasting**, v.16, p.85-99, 2000.

GOODWIN, P.; FILDES, R. Judgmental forecasts of time series affected by special events: Does providing a statistical forecast improve accuracy? **Journal of Behavioral Decision Making**, v.12, p.37-53,1999.

GOMES, L. F.; GOMES, C. F. S. **Tomada de Decisão Gerencial: um enfoque multicritério**. 5 ed. São Paulo: Atlas, 2014.

HWANG, C. L.; YOON, K. P. **Multiple attributes decision making methods and applications**. Berlin: Springer-Verlag, 1981.

JAHAN, A.; BAHRAMINASAB, M.; EDWARDS, K. L. A target-based normalization technique for materials selection. **Materials and Design**, v.35, p.647–654, 2012.

MIRANDA, R. G.; GERBER, J. Z; BORNIA, A. C.; FREIRES, F. G. M. Método estruturado para o processo de planejamento da demanda nas organizações. **Revista ADMpg Gestão Estratégica**, v.4, n.1, 2011.

PESSÔA, I. C. **Estatística das aplicações de métodos multicritério nas áreas da engenharia de produção**. Dissertação de Mestrado. Universidade Tecnologia Federal do Paraná. Pato Branco, 2016.

ROY, B.; BOYSSOU, D. **Aid Multicritère à la decision**. Paris: Ed Econômica, 1993.

SAMOHYL, R. W. Measuring the efficiency of an informal forecasting process. **Foresight: The International Journal of Applied Forecasting**, v.3, p.16-21, 2006.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Bringing judgment into combination forecasts. **Journal of Operations Management**, v.13, p.311-321, 1995.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. **Judgmental adjustment of statistical forecasting**. In J. S. Armstrong, Principles of forecasting: a handbook for researches and practitioners. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001.

SILVA, R. B; WERNER, L. Combinação de previsões das vendas no setor de suplementação animal: um estudo de caso com ajustes de especialistas. **Espacios**, v.36, p.13, 2015.

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

STAUDT, F. H.; GONÇALVES, M. B.; RODRIGUEZ, C. M. T. Procedimento para implantar um modelo de previsão de demanda com incorporação de julgamento de especialistas. **Production**, v.26, n.2, p.459-475, 2016.

WERNER, L. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação e de previsões e ajustes baseados na opinião**. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2004.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. **Prod. [online]**, v.16, n.3, p.493-509, 2006.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: A review of the Literature. **International Journal of Forecasting**, v.2, n.1, p.91-118, 1996.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. **Judgmental time-series forecasting using domain knowledge**. In J. S. Armstrong, Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 CONCLUSÕES DA DISSERTAÇÃO

O ambiente globalizado exige das empresas evolução contínua para se manter atrativas e competitivas perante o acirrado mercado. Para fazer frente ao mercado consumidor cada vez mais exigente é necessário a formulação de estratégias que possam ser convertidas em planejamentos táticos e operacionais. Nesse cenário, para elaborar planejamentos, os gestores necessitam conhecer o comportamento da demanda de produtos e/ou serviços. Assim, a correta análise dessa demanda torna-se útil uma vez que subsidiam os gestores a tomarem melhores decisões. Dessa maneira, uma alternativa para as organizações entenderem melhor a demanda é utilizar um sistema de *forecasting* considerando um ambiente de riscos e incertezas.

A literatura indica uma série de caminhos para obter a previsão de demanda: modelos causais, econométricos ou qualitativos. Nesse contexto, a proposta da presente pesquisa foi propor uma metodologia para prever a demanda de vendas de eletrodomésticos em indústrias do ramo da linha branca por meio da integração de métodos qualitativos e quantitativos em uma indústria de eletrodomésticos no Brasil, objetivo este que foi atingido.

O primeiro capítulo, teve por objetivo apresentar as considerações iniciais, justificativas, objetivos, método de pesquisa e trabalho e as delimitações a respeito do tema da pesquisa. Assim, o cerne da dissertação é composto por três capítulos, os quais foram encadeados entre si, ou seja, um serve de suporte para o outro.

Inicialmente, a fim de atingir o primeiro objetivo específico, foi realizado uma revisão sistêmica estruturada da literatura, identificando lacunas de pesquisa dentro da temática integração de métodos de previsão de demanda quantitativos e qualitativos com ajuste de especialistas. Para isso, foi elaborado o segundo capítulo da dissertação, com base em duas metodologias: na primeira o *Proknow-C* (ENSSLIN *et al.*, 2010), é utilizado para gerar o portfólio bibliográfico e permitiu encontrar como principais autores: ARMSTRONG S. J.; GOODWIN, P. e LAWRENCE, M; FLORES, B. E.; RITZMAN, L.P. e COLLOPY, F.; SANDERS, N. R. Além disso, identificou-se os principais periódicos da temática, a saber: *International Journal of Forecasting*, *Journal of Forecasting* e o *Omega International Journal of Management Science*; na segunda uma abordagem qualitativa adotando a análise de conteúdo

baseada na técnica de análise categorial (BARDIN, 2011), na qual permitiu encontrar a lacuna científica sobre a temática “integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda com ajuste de especialistas via métodos multicritério de apoio a tomada de decisão”.

Posteriormente, com a lacuna científica definida, operacionalizou-se o segundo objetivo específico, que corresponde ao capítulo três dessa dissertação, o qual consistiu em avaliar de forma comparativa o desempenho das técnicas individuais SE e ARIMA e o método de combinação que melhor descrevem o perfil de demanda. Para tornar isso realidade, adaptou-se a metodologia proposta por Lima *et al.* (2016), a qual é formada por quatro fases, a saber: na primeira ocorre a coleta e tratamento dos dados. Nesse caso, fez-se uso de três séries históricas de venda de três famílias de eletrodomésticos; na segunda obteve-se as melhores previsões individuais dentro de cada família de técnicas SE e ARIMA; na terceira fase essas técnicas foram combinadas; e na quarta fase verificou-se se houve ou não ganho de acuracidade nas previsões. Por fim, apesar da literatura indicar que os métodos de combinações de previsões melhoram a acurácia, foi evidenciado melhoria de acuracidade somente para a família alta, para as demais famílias não se obteve ganho.

Dessa forma, a fim de resolver essa falta de ganho de acuracidade, chegou-se ao terceiro e último objetivo específico da dissertação, o qual consistiu em: aplicar o método multicritério de apoio a decisão TOPSIS para melhor expressar o julgamento dos especialistas no quesito integração de métodos quantitativos e qualitativos de previsões de demanda de vendas de eletrodomésticos nas indústrias. Nesse sentido, para que os ajustes dos especialistas nas previsões quantitativas não sofram interferência de vieses é necessário que o julgamento seja estruturado (WEBBY W O’CONNOR, 1996; GOODWIN, 2002).

Diante disso, o quarto capítulo dessa dissertação, buscou implementar uma proposta metodológica, baseada no julgamento estruturado aliado ao método TOPSIS, o qual é dividido em três fases, são elas: a primeira fase é composta pelos dados de entrada (séries históricas de venda das famílias alfa, beta e gama na forma de gráficos e as melhores previsões quantitativas no formato de tabelas); na segunda fase – A: operacionalizou-se o julgamento estruturado que consistiu em apresentar aos especialistas os referidos dados de entrada como também estabelecer um *range* máximo e mínimo de ajuste para cada família, após realizar os devidos ajustes das previsões quantitativas para 12 meses à frente, os oito especialistas foram ordenados, utilizando o método TOPSIS, de acordo com a acuracidade obtida em cada família; na segunda fase – B: obteve-se a previsão ajustada de cada família, utilizando todos os especialistas. Por fim, na terceira e última fase da metodologia, verificou-se a ausência de vieses e obteve-se a

previsão final ajustada. Constatou-se com a análise dos resultados que todas as famílias obtiveram ganhos de acuracidade com a incorporação da metodologia proposta. Assim, as reduções dos MAPE de cada família foram: 17,00% para família alfa; 10,55% para família beta, sendo essa a menor redução; 72,93% para família gama, sendo essa a maior redução, em virtude da variabilidade apresentada, e 10,57% para família global. Face a isso pode-se ressaltar que o conhecimento contextual dos especialistas, aliado a metodologia proposta foi decisiva para a obtenção desses resultados positivos.

Por fim, a presente pesquisa em um primeiro momento traz como contribuição teórica para o estudo da integração de previsões de demanda, a incorporação de um método multicritério de apoio à decisão, no caso utilizou-se o TOPSIS, dentro do ajuste estruturado. Como contribuição prática para o estado da arte da temática pesquisada, a presente pesquisa desenvolveu a construção de um método de trabalho, com base em um rigoroso processo científico, que abre possibilidade de replicação para outros segmentos industriais que possuem séries temporais com alta variabilidade.

5.2 SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS

Por meio dessa pesquisa, é possível oportunizar uma série de trabalhos futuros para o desenvolvimento da área de integração de previsões de demanda. Dentre esses, destacam-se:

- a) Com relação a análise sistêmica da literatura, é possível realizar a pesquisa utilizando outras palavras-chave e ampliar a utilização das bases de dados pesquisadas;
- b) No tocante a integração de previsões de demanda é possível incorporar no julgamento estruturado outros métodos de decisão multicritério;
- c) Pode-se também ampliar o estudo e encontrar as principais variáveis que afetam a demanda de eletrodomésticos; e
- d) Desenvolver novas formas de julgamento estruturado.

5.3 REFERÊNCIAS

BARDIN, L. **Análise de Conteúdo**. São Paulo: 70 ed., 2011.

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S.R.; LACERDA, R.T.O.; TASCA, J.E. Proknow-C, Knowledge Development Process – Constructivist. **Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI**. Brasil, 2010.

LIMA, J. D.; BATISTUS, D. R.; ADAMCZUK, G. O.; TRENTIN, M. G.; POZZA, C. B. A study of the performance of individual techniques and their combinations to forecast urban water demand. **Espacios**, v.37, n.22, p.5, 2016.

GOODWIN, P. Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecast. **Omega** v.30, n.2, p.127-135, 2002.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: A review of the Literature. **International Journal of Forecasting**, v.2, n.1, p.91-118, 1996.

REFERÊNCIAS

ARMSTRONG, J. S. **Principles of Forecasting: A handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

ARMSTRONG, J. S.; COLLOPY, F. **Integration of statistical methods and judgment for time series forecasting: principles from empirical research**. In G. Wright & P. Goodwin (Eds.), *Forecasting with judgment*. New York: John Wiley & Sons, 1998.

ARTHUS, M. G.; CAMATTI, J. A.; BORTOLETTO, W.; ARRUDA, P. S.; JUNIOR, I. O. F. Planejamento da safra de soja no Oeste do Paraná. **Produto & Produção**, v.17 n.4, p.80-93, 2016.

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

BARBA-ROMERO, S.; POMEROL, J. C. **Decisiones multicriterio: fundamentos teóricos y utilización práctica**. España: Universidad de Alcalá, 1997.

BARDIN, L. **Análise de Conteúdo**. São Paulo: 70 ed., 2011.

BEHZADIAN, M.; OTAGHSARA, S. K.; YAZDANI, M.; IGNATIUS, J. A state-of the-art survey of TOPSIS applications. **Expert Systems with Applications**, v.39, n.17, p.13051-13069, 2012.

BORTOLUZZI, S.C.; ENSSLIN, S.R.; ENSSLIN, L.; VALMORBIDA. S.M.I. Avaliação de desempenho em redes de pequenas e médias empresas: Estado da arte para as delimitações postas pelo pesquisador. **Estratégia & Negócios**, v.4, p.202-222, 2011.

BORTOLETTO, W. W.; PETRELLI, M. Z.; IGNÁCIO, P. S. A.; JUNIOR, A. C. P.; SILVA, A. L. **Modelos de séries temporais para previsão de demanda: estudo de caso em uma indústria eletroeletrônica**. XXXIV ENEGEP – João Pessoa, 2016.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. M. **Times Series Analysis – Forecasting and Control**. 5 ed. New Jersey: Wiley, 2016.

BUENO, R. L. S. **Econometria de séries temporais**. 2 ed. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

CALIFE, N. F. S.; NOGUEIRA, E.; FILHO, A. G. A. Empresas do setor de linha branca e suas estratégias competitivas e de produção. **Revista Produção Online**, Florianópolis, v.10, n.2, 2010.

CALSING, L. C. **Previsão de demanda combinada a partir de métodos quantitativos e opinião de especialistas**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2015.

CLEMEN, R. T. Combining forecasts: A review and annotated Bibliography. **International Journal of Forecasting**, v.5, p.559-583, 1989.

COSTA, L. S.; JUNIOR, A. M. D. **Uma metodologia para a pré-seleção de ações utilizando o método multicritério topsis**. XLV SBPO – Natal, 2013.

DANESE, P.; KALCHSCHMIDT, M. The role of the forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance. **International Journal of Production Economics**, v. 131(1), p. 204-214, 2011.

ELETROS - Associação Nacional de Fabricantes de Produtos Eletroeletrônico. Linha branca cresce em 2013 com produtos de maior valor. Disponível em: <http://www.eletros.org.br/enoticia.php?id=152>. Acessado em 2016.

ELETROS - Associação Nacional de Fabricantes de Produtos Eletroeletrônico. Queda do setor de linha branca perde ritmo, mas ainda é de 3% no 1º tri. Disponível em: <http://www.eletros.org.br/noticias.php?p=2& utmt=1>. Acessado em 2017.

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; LACERDA, R. T. O.; TASCIA, J. E. Proknow-C, Knowledge Development Process – Constructivist. **Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI**. Brasil, 2010.

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; ROCHA, S.; MARAFON, A. D.; ASSAD, T. Modelo multicritério de apoio à decisão construtivista no processo de avaliação de fornecedores. **Revista Produção**, v.23, n.2, p.402-421, 2013.

FILDES, R.; GOODWIN, P; LAWRENCE, M.; NIKOLOPOULOS, K. Effective forecasting and judgmental adjustments: an empirical evaluation and strategies for improvement in supply-chain. **International Journal of Forecasting**, v.25, p.3-23, 2009.

FILHO, R. B. F. **Integração de modelos de previsão de demanda qualitativos e quantitativos e comparação com seus desempenhos individuais.** Dissertação de Mestrado. Universidade federal do rio grande do sul. Porto alegre, 2015.

FISCHER, I.; HARLEY, N. Combining forecasts: What information do judges need to outperform the simple average? **International Journal of Forecasting**, v.15, p.227–246, 1999.

GOMES, L. F.; GOMES, C. F. S. **Tomada de Decisão Gerencial: um enfoque multicritério.** 5 ed. São Paulo: Atlas, 2014.

GOODWIN, P. Improving the voluntary integration of statistical forecasts and judgement. **International Journal of Forecasting**, v.16, p.85-99, 2000.

GOODWIN, P. Integrating management judgment and statistical methods to improve short-term forecast. **Omega** v.30, n.2, p.127-135, 2002.

GOODWIN, P.; FILDERS, R. Judgmental forecasts of time series affected by special events: Does providing a statistical forecast improve accuracy? **Journal of Behavioral Decision Making**, v.12, p.37-53,1999.

GOOGLE ACADÊMICO. Disponível em: <http://scholar.google.com.br/>. Acesso em: jun. 2016.

GOOIJER, J. G.; HYNDMAN, R. J. 25 years of time series forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.22, p.443-473, 2006.

GRAEFE, A.; ARMSTRONG, S. J.; RANDALL, J. J. Jr.; CUZÁN, A. G. Combining forecast: An application to elections. **International Journal Forecasting**, v.30, n.4, p.3-64, 2014.

GREEN K. C.; ARMSTRONG, J S. **Demand forecasting: evidence-based methods.** Wharton University of Pennsylvania. Disponível em: <https://marketing.wharton.upenn.edu/index.cfm/research/research-listing/?whdmsaction=publications.list&pubFilter=all&pubYearFilter=2012>. Acessado em 22/06/2016.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria básica.** 5 ed. Porto Alegre: Mc Graw Hill, p.923, 2011.

HILSDORF, W. C.; ROTONDARO, R. G.; PIRES, S. R. I. Integração de processos na cadeia de suprimentos e desempenho do serviço ao cliente: um estudo na indústria calçadista de Franca. **Gest. Prod. [online]**, v.16, n.2, p.232-244, 2009.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. 2016. Disponível em: <<http://otexts.org/fpp/>>.

HWANG, C. L.; YOON, K. P. **Multiple attributes decision making methods and applications**. Berlin: Springer-Verlag, 1981.

JAHAN, A.; BAHRAMINASAB, M.; EDWARDS, K. L. A target-based normalization technique for materials selection. **Materials and Design**, v.35, p.647-654, 2012.

LAWRENCE, M.; GOODWIN, P; O'CONNOR, M.; ONKAL, D. Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. **International Journal of forecasting**, v.22, p.493-518, 2006.

LIMA, J. D.; BATISTUS, D. R.; ADAMCZUK, G. O.; TRENTIN, M. G.; POZZA, C. B. A study of the performance of individual techniques and their combinations to forecast urban water demand. **Espacios**, v.37, n.22, p.5, 2016.

LIMA, T. D.; DEUS, L. N. A crise de 2008 e seus efeitos na economia brasileira. **Revista Cadernos de Economia**, v.17, n.32, p.52-65, 2013.

LINDBERG, E.; ZACKRISSON, U. Deciding about the Uncertain: The use of forecasts as an Aid to Decision-making. **Scandinavian Journal of Management**, v.7, n.4, p.271-283, 1991.

LIZOT, M.; JÚNIOR, P. P. A.; MAGACHO, C. S.; BORTOLUZZI, S. C. **Avaliação de Desempenho na Gestão da Produção: Análise Bibliométrica e Sistêmica da Literatura Internacional**. Congresso de Contabilidade. Florianópolis - UFSC, 2015.

KAHN, K. Benchmarking sales forecasting performance measures. **The Journal of Business Forecasting**, winter, p.19-23, 1998.

KAHN, K. Na Exploratory Investigation of New Product Forecasting Practices. **The Journal of Product Innovation Management**, v.19, n.2, p.133-143, 2002.

KOTLER, P.; ARMSTRONG, G. **Princípios de Marketing**. Editora Prentice-Hall do Brasil, 7ª ed., Rio de Janeiro, 1998.

MACHADO, R. H. S.; LIMA, J. D.; BATISTUS, D. R.; ADAMCZUK, G. O.; TRENTIN, M. G. Estudo comparativo de modelos clássicos e técnicas de Combinação para a previsão do volume de captação de água para uso urbano – um estudo de caso. **Enciclopédia Biosfera, Centro Científico Conhecer - Goiânia**, v.13 n.23, p.1778, 2016.

MAKRIDAKIS, S. G.; HIBON, M. The M3-Competition: results, conclusions and implications. **International Journal of Forecasting**, v.16, p.451-476, 2000.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting methods and applications**. 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MANCUSO, A. C. B.; WERNER, L. Review of combining forecasts approaches. **Independent Journal of Management & Production (IJM&P)**, v.4, n.1, 2013.

MARAFON, A. D.; ENSSLIN, L.; LACERDA, R. T. O.; ENSSLIN, S. R. Revisão Sistemática da Literatura Internacional sobre Avaliação de Desempenho na Gestão de P&D. **Revista Gestão Industrial**, v.8, n.3, p.1-43, 2012.

MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M. **Fundamentos de metodologia científica**. 5 ed., São Paulo: Atlas, 2003.

MARTINS, V. L. M.; WERNER, L. Forecast combination in industrial series: A comparison between individual forecasts and its combinations with and without correlated errors. **Expert Systems with Applications**, n.39, 2012.

MARTINS, V. L. M.; WERNER, L. Comparação de previsões individuais e suas combinações: um estudo com séries industriais. **Production**, v.24, n.3, p.618-627, 2014.

MASCARENHAS, H. R. **O setor de eletrodomésticos de linha branca: um diagnóstico e a relação varejo-indústria**. Dissertação de Mestrado Fundação Getúlio Vargas/Escola de economia de São Paulo. São Paulo, 2005.

MILANEZE, K. L. N.; RACHID, A. Internacionalização e mudança na gestão: um estudo de caso na indústria de eletrodomésticos. **Desafio online**, v.4, n.2, 2016.

MIRANDA, R. G.; GERBER, J. Z.; BORNIA, A. C.; FREIRES, F. G. M. Método estruturado para o processo de planejamento da demanda nas organizações. **Revista ADMpg Gestão Estratégica**, v.4, n.1, 2011.

MONTGOMERY, D.; JOHNSON, L.; GARDINER, J. **Forecasting and time series analysis**. New York: McGraw-Hill, 1990.

MOON, M.; MENTZER, J.; SMITH, C.; GARVER, M. Seven keys to better forecasting. **Business horizons**, v.41, n.5, p.44-52, 1998.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. DE C. **Análise de séries temporais**. Edgard Blucher, 2004.

NEWBOLD, P.; BOS, T. **Introductory Business & Economic Forecasting**. 2 ed., South-Western Publishing, Cincinnati. Ohio. 1994.

PALIWAL, M.; KUMAR, U. A. Neural networks and statistical techniques: A review of applications. **Expert Systems with Applications**, v.36, p.2-17, 2009.

PARRA, P. H.; PIRES, S. R. I. Análise da gestão da cadeia de suprimentos na indústria de computadores. **Gest. Prod. [online]**, v.10, n.1, p.1-15, 2003.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda – Técnicas e estudo de caso. **Revista Produção**, v.11, n.1, p.43-64, 2001.

PESSÔA, I. C. **Estatística das aplicações de métodos multicritério nas áreas da engenharia de produção**. Dissertação de Mestrado. Universidade Tecnologia Federal do Paraná. Pato Branco-PR, 2016.

RAMOS, E. S.; KONRATH, A. C.; SAMOBYL, R. W. **Previsão em MRP usando a transformação de box-cox através do aplicativo GLIM, com aplicação**. Anais ENEGEP, XXI, Salvador – BA, 2001.

RODRIGUES, B. D.; STEVENSON, M. J. Takeover prediction using forecast combinations. **International Journal of Forecasting**, v.29, n.4 p.628-641, 2013.

ROY, B.; BOYSSOU, D. **Aid Multicritère à la decision**. Paris: Ed Econômica, 1993.

SACCANI, N. Forecasting for capacity management in call centres: combining methods, organization, people and technology. **Journal of Management Mathematics**, v.24, p.189-207, 2011.

SAMOHYL, R. W. Measuring the efficiency of an informal forecasting process. **Foresight: The International Journal of Applied Forecasting**, v.3, p.16-21, 2006.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Integrating judgmental and quantitative forecasts: methodologies for pooling marketing and operations information. **International Journal of Operations & Production Management**, v.24, p.514-529, 2004.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. **Judgmental adjustment of statistical forecasting**. In J. S. Armstrong, Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001.

SANDERS, Nada R.; RITZMAN, Larry P. Bringing judgment into combination forecasts. **Journal of Operations Management**, v.13, p.311-321, 1995.

SANTOS, G. Q. V.; JUNIOR, J. A. M.; BERNARDO, Y. N. S. **Previsão de demanda: revisão bibliográfica e análise acadêmica atual**. XXXV ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. Fortaleza, 2015.

SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. 4 ed, Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Florianópolis, 2005.

SILVA, R. B. **Previsão de demanda no setor de suplementação animal usando combinação e ajuste de previsões**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2014.

SILVA, R. B; WERNER, L. Previsão de demanda no setor de suplementação animal usando combinação e ajuste de previsões. **Espacios**, v.36, n.9, p.13, 2015.

SOBREIRO, V. A.; ARAÚJO, P. H. S. L; NAGANO, M.S. Aplicação de sistemas dinâmicos na previsão de custos da produção. **Revista Eletrônica Produção & Engenharia**, v.1, n.1, p. 27-39, 2008.

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

STAUDT, F. H.; GONÇALVES, M. B.; RODRIGUEZ, C. M. T. Procedimento para implantar um modelo de previsão de demanda com incorporação de julgamento de especialistas. **Production**, v.26, n.2, p.459-475, 2016.

TASCA, J. E.; ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; ALVES, M. B. M. An approach for selecting a theoretical framework for the evaluation of training programs. **Journal of European Industrial Training**, v.34, p.631-65, 2010.

TERENCE, A. C. F.; FILHO, E. E. **Abordagem quantitativa, qualitativa e a utilização da pesquisa-ação nos estudos organizacionais**. XXVI ENEGEP – Fortaleza, 2006.

VILELA, L.O. Aplicação do Proknow-C para seleção de um portfólio bibliográfico e análise bibliométrica sobre avaliação de desempenho da gestão do conhecimento. **Revista Gestão Industrial**, v.8, n.1, p.76-92, 2011.

WALLIS, K. F. Combining forecasts – forty years later. **Applied Financial Economics**, v.21, p.33-41, 2011.

WALTER, O. M. F. C; HENNING, E.; MORO, G.; SAMOHY, R. W. Aplicação de um modelo SARIMA na previsão de vendas de motocicletas. **Exacta – EP**, São Paulo, v.11, n.1, p.77-88, 2013.

WEBBY, R.; O’CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: A review of the Literature. **International Journal of Forecasting**, v.2, n.1, p.91-118, 1996.

WEBBY, R.; O’CONNOR, M. **Judgmental time-series forecasting using domain knowledge**. In J. S. Armstrong, Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001.

WERNER, L. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação e de previsões e ajustes baseados na opinião**. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2004.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. **Prod. [online]**, v.16, n.3, p.493-509, 2006.

WRIGHT, G.; LAWRENCE, M.; COLLOPY, F. The role and Validity of Judgment in forecasting. **International Journal of Forecasting**, v.12, n.1 p.1-8, 1996.

APÊNDICE

Apêndice A: Valores das previsões quantitativas individuais por família e a melhor técnica individual

Mês/Ano	Família Alfa			Família Beta			Família Gama		
	Dados Reais	SARIMA (1,0,2)x(2,1,2) ₁₂	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3304, beta = 0,0743, gama = 0,2164	Dados Reais	ARIMA (2,1,2) ₁₂	Suavização Exponencial Simples alfa = 0,0283	Dados Reais	SARIMA (1,1,1)x(2,0,2) ₁₂	Suavização Exponencial de Holt-Winter com alfa = 0,3359, beta = 0,0583, gama = 0,2299
jan/16	1502	2409	1732	5314	6608	7260	1065	1201	993
fev/16	1849	2209	1358	5562	7143	5245	1102	814	834
mar/16	2261	1819	1227	7685	9053	5731	1300	581	830
abr/16	2753	390	998	7649	5008	6291	1553	508	651
mai/16	3390	2039	1460	8842	5801	6464	1583	1830	567
jun/16	2949	1344	1253	8517	3480	4501	1356	1890	483
jul/16	2022	990	1371	6561	4180	5821	1259	2656	501
ago/16	2085	1841	1629	6697	6064	6703	1364	1587	645
set/16	2982	1696	1554	7603	7374	7143	848	1495	604
out/16	1750	1321	1572	4921	8560	7754	127	1912	647
nov/16	2108	1411	1580	5941	8175	8185	1200	1978	562
dez/16	2375	1598	1493	6296	7178	7912	1233	903	577

Apêndice B: Valores das previsões combinadas por família

Mês/ano	Família Alfa					Família Beta					Família Gama				
	Produção Real	Ponderada	Aritmética	Geométrica	Harmônica	Produção Real	Ponderada	Aritmética	Geométrica	Harmônica	Produção Real	Ponderada	Aritmética	Geométrica	Harmônica
jan/16	1502	2066	2070	2043	2015	5314	7002	6934	6926	6919	1065	1072	1097	1092	1087
fev/16	1849	1778	1783	1732	1682	5562	5997	6194	6121	6048	1102	826	824	824	824
mar/16	2261	1519	1523	1494	1466	7685	7048	7392	7203	7019	1300	735	705	694	683
abr/16	2753	698	694	624	561	7649	5782	5649	5613	5577	1553	597	579	575	571
mai/16	3390	1746	1749	1725	1702	8842	6201	6133	6124	6115	1583	1049	1198	1018	866
jun/16	2949	1298	1299	1298	1297	8517	4096	3991	3958	3925	1356	1019	1186	955	769
jul/16	2022	1183	1181	1165	1150	6561	5171	5000	4933	4866	1259	1323	1578	1153	843
ago/16	2085	1733	1735	1732	1728	6697	6450	6383	6375	6367	1364	1004	1116	1011	917
set/16	2982	1624	1625	1624	1622	7603	7234	7258	7257	7256	848	944	1049	950	860
out/16	1750	1448	1446	1441	1436	4921	8074	8157	8147	8137	127	1130	1280	1113	967
nov/16	2108	1497	1495	1493	1491	5941	8181	8180	8180	8180	1200	1102	1270	1055	876
dez/16	2375	1545	1545	1544	1544	6296	7621	7545	7536	7527	1233	702	740	722	704

Apêndice C: Consolidação dos das previsões qualitativas e quantitativas obtidas para cada família

Mês/ano	Linha Alfa			Linha Beta			Linha Gama			Linha Global		
	Produção Real unidades	Previsão Quantitativa unidades	Previsão Ajustada unidades	Produção Real unidades	Previsão Quantitativa unidades	Previsão Ajustada unidades	Produção Real unidades	Previsão Quantitativa unidades	Previsão Ajustada unidades	Produção Real unidades	Previsão Quantitativa unidades	Previsão Ajustada unidades
jan/16	1502	993	1782	5314	7260	6829	1065	2070	1216	7881	10324	9828
fev/16	1849	834	1527	5562	5245	5185	1102	1783	1163	8512	7862	7875
mar/16	2261	830	1474	7685	5731	5510	1300	1523	1164	11246	8085	8149
abr/16	2753	651	1460	7649	6291	6354	1553	694	1252	11956	7637	9066
mai/16	3390	567	1567	8842	6464	6538	1583	1749	1218	13814	8781	9323
jun/16	2949	483	1244	8517	4501	7804	1356	1299	972	12822	6282	10021
jul/16	2022	501	1268	6561	5821	5345	1259	1181	1089	9842	7502	7702
ago/16	2085	645	1684	6697	6703	6458	1364	1735	1202	10147	9083	9344
set/16	2982	604	1793	7603	7143	7191	848	1625	1266	11433	9372	10250
out/16	1750	647	1885	4921	7754	7906	127	1446	146	6798	9848	9936
nov/16	2108	562	2010	5941	8185	8055	1200	1495	1461	9249	10242	11526
dez/16	2375	577	2064	6296	7912	7974	1233	1545	1606	9903	10035	11644
Total	28026	7894	19759	81588	79011	81150	13989	18147	13756	123602	105052	114665

Apêndice D: Ajustes subjetivos realizados pelos oito especialistas para o ano de 2016

Família		Alfa											
Produção Real	1502	1849	2261	2753	3390	2949	2022	2085	2982	1750	2108	2375	28026
Especialistas	Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Maió	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	Total
1	1400	1325	1300	1270	1350	850	950	1501	1400	1350	1400	1370	15466
2	2000	1500	1600	1650	1700	1700	1750	1850	1900	2100	2150	2000	21900
3	1610	1270	1495	1780	1637	1320	1250	1501	1540	1850	1937	1720	18910
4	1863	1645	1640	1350	1122	995	990	1870	1846	1875	2115	2248	19559
5	1700	1500	1500	1700	1600	1300	1300	1300	1500	1700	1900	1900	18900
6	1600	1300	1300	1000	1500	1400	1600	2000	2100	2100	2183	2300	20383
7	1500	1305	1122	516	1300	975	1072	1565	1455	1350	1318	1357	14835
8	2000	1700	1500	1700	1900	1200	1100	1700	1800	1900	1900	1900	20300

Família		Beta											
Produção Real	5314	5562	7685	7649	8842	8517	6561	6697	7603	4921	5941	6296	81588
Especialistas	Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Maió	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	Total
1	7000	5500	5500	5350	6400	7900	5700	6900	7200	7300	7600	7450	79800
2	6000	3800	4200	4500	6300	8000	5000	5800	6700	6300	6350	6100	69050
3	7300	5700	6320	7500	7000	7900	5730	6990	7220	7800	7910	7367	84737
4	6350	5100	5350	6537	6525	8235	4904	6145	7530	8330	8560	8700	82266
5	8000	6500	7000	8000	7000	8500	6000	7000	7500	8500	8600	9000	91600
6	5314	3600	3600	4305	6070	8000	4707	5776	6673	7100	6992	6093	68230
7	6900	4899	5839	6364	6491	4600	5860	6739	7210	7786	8253	8583	79524
8	7260	5240	5730	6290	6460	6500	5500	6700	7100	7700	8100	8100	80680

Família		Gama											
Produção Real	1065	1102	1300	1553	1583	1356	1259	1364	848	127	1200	1233	12757
Especialistas	Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Maió	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	Total
1	1300	1100	1200	1000	1060	700	850	1000	1050	110	1300	1300	11970
2	950	740	600	650	680	670	850	950	980	150	1000	1180	9400
3	1150	810	990	1230	1190	970	930	1050	1100	210	1375	1190	12195
4	1113	1056	1230	1210	1315	1285	1185	1193	1595	230	1695	1698	14805
5	900	900	800	1000	1100	900	800	950	900	130	1100	1200	10680
6	1900	1900	1900	2000	1619	1005	1667	1800	1851	100	2100	2499	20341
7	1050	871	870	678	389	860	120	980	850	110	792	1200	8770
8	993	830	830	850	900	810	800	924	900	150	1100	1150	10237

Família		Global											
Produção Real	7881	8512	11246	11956	13814	12822	9842	10147	11433	6798	9249	9903	122370
Especialistas	Janeiro	Fevereiro	Março	Abril	Maió	Junho	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	Dezembro	Total
1	9700	7925	8000	7620	8810	9450	7500	9401	9650	8760	10300	10120	107236
2	8950	6040	6400	6800	8680	10370	7600	8600	9580	8550	9500	9280	100350
3	10060	7780	8805	10510	9827	10190	7910	9541	9860	9860	11222	10277	115842
4	9326	7801	8220	9097	8962	10515	7079	9208	10971	10435	12370	12646	116630
5	10600	8900	9300	10700	9700	10700	8100	9250	9900	10330	11600	12100	121180
6	8814	6800	6800	7305	9189	10405	7974	9576	10624	9300	11275	10892	108954
7	9450	7075	7831	7558	8180	6435	7052	9284	9515	9246	10363	11140	103129
8	10253	7770	8060	8840	9260	8510	7400	9324	9800	9750	11100	11150	111217