

PEDRO DE BARROS GASPAR

**PREVISÃO DE VENDAS PARA UMA INDÚSTRIA DE EQUIPAMENTOS
PESADOS: SELEÇÃO DE TÉCNICAS E ANÁLISE**

PEDRO DE BARROS GASPAR

**PREVISÃO DE VENDAS PARA UMA INDÚSTRIA DE EQUIPAMENTOS
PESADOS: SELEÇÃO DE TÉCNICAS E ANÁLISE**

Trabalho de Graduação apresentado ao Conselho de Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, como parte dos requisitos para obtenção do diploma de Graduação em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Roberto J. Carvalho

Guaratinguetá
2011

G249p

Gaspar, Pedro de Barros

Previsão de vendas para uma indústria de equipamentos pesados:
seleção de técnicas e análise / Pedro de Barros Gaspar – Guaratinguetá :
[s.n], 2011.

63 f : il.

Bibliografia: f. 59-63

Trabalho de Graduação em Engenharia Mecânica – Universidade
Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2011.

Orientador: Prof. Dr. Roberto José Carvalho

1. Vendas – Administração 2. Previsão de vendas 3. Marketing –
Administração I. Título

CDU 658.811

**PREVISÃO DE VENDAS PARA UMA INDÚSTRIA DE EQUIPAMENTOS
PESADOS: SELEÇÃO DE TÉCNICAS E ANÁLISE**

PEDRO DE BARROS GASPAR

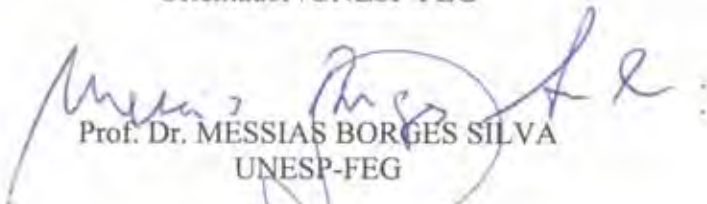
ESTE TRABALHO DE GRADUAÇÃO FOI JULGADO ADEQUADO COMO
PARTE DO REQUISITO PARA A OBTENÇÃO DO DIPLOMA DE
“GRADUADO EM ENGENHARIA MECÂNICA”

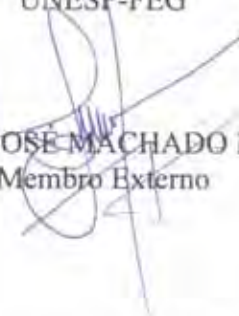
APROVADO EM SUA FORMA FINAL PELO CONSELHO DE CURSO DE
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Prof. Dr. MAURO HUGO MATHIAS
Coordenador

BANCA EXAMINADORA:


Prof. Dr. ROBERTO J. CARVALHO
Orientador /UNESP-FEG


Prof. Dr. MESSIAS BORGES SILVA
UNESP-FEG


Eng. JAIR JOSÉ MACHADO MIGUEL
Membro Externo

Dezembro de 2011

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus, fonte da vida e da graça.

Em especial sou agradecido a minha família que sempre me apoia e que graças à disciplina e sabedoria por eles transmitida, alcancei mais este objetivo e continuo buscando novos e melhores horizontes.

Também agradeço a minha noiva que sempre me apoia e incentiva, ela que divide juntamente a minha família todas as minhas angústias e alegrias.

Claro que não posso deixar de agradecer todo o corpo docente e funcionários da Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá por proporcionarem algo que ninguém pode me tirar e o que há de mais valioso neste mundo: o conhecimento.

Meus agradecimentos a Liebherr Brasil pela confiança depositada em meu trabalho e a toda equipe de Vendas, Marketing e Inspectores da Qualidade pelos ensinamentos e companheirismo.

Por último, mas não menos importante, gostaria de agradecer aos meus amigos e colegas da faculdade que me acompanharam por toda esta caminhada.

“Certifique-se de que colocou os pés no lugar certo e depois mantenha-se firme.”

GASPAR, Pedro de Barros. **Previsão de Vendas para uma Indústria de Equipamentos Pesados: Seleção de Técnicas e Análise**. Guaratinguetá, 2011. 63 p., Universidade Estadual Paulista – UNESP, Campus de Guaratinguetá.

RESUMO

O crescente avanço da economia brasileira e o aumento da concorrência no mercado de equipamentos pesados, cada vez mais apontam a necessidade de processos de previsão de vendas precisos, os quais permitem um planejamento estratégico otimizado e consequentemente melhores resultados globais. Desta forma, foi possível verificar que o processo de previsão de vendas merece ser estudado e compreendido, uma vez que tem um papel fundamental no planejamento estratégico das empresas. Métodos de previsão precisos possibilitam a direção das empresas a contornar a dificuldade de gerenciamento e as oscilações de estoque de produtos acabados, o que torna as empresas mais competitivas. Pela análise das etapas do processo de previsão de vendas foi possível notar que este é metódico, burocrático e demanda grande capacitação dos seus administradores e profissionais da área. Neste trabalho foi aplicado o método modelagem e a seleção de técnicas de previsão idealizada por Armstrong para dois produtos de uma indústria de equipamentos pesados e foi através deste método que se chegou à técnica de amortecimento exponencial triplo para ambos os produtos. Os resultados encontrados pela previsão obtida com a técnica de amortecimento exponencial triplo foram melhores que as previsões elaboradas pelos especialistas da indústria estudada.

Palavras-chave: Vendas – Administração, Previsão de Vendas, Marketing - Administração.

GASPAR, Pedro de Barros. **Sales Forecasting for Heavy Equipment Industry: Methods Selection and Analysis**. Guaratinguetá, 2011. 63 p., Universidade Estadual Paulista – UNESP, Campus de Guaratinguetá.

ABSTRACT

The continuous advance of the Brazilian economy and increased competition in the heavy equipment market, increasingly point to the need for accurate sales forecasting processes, which allow an optimized strategic planning and therefore better overall results. In this manner, we found that the sales forecasting process deserves to be studied and understood, since it has a key role in corporate strategic planning. Accurate forecasting methods enable direction of companies to circumvent the management difficulties and the variations of finished goods inventory, which make companies more competitive. By analyzing the stages of the sales forecasting it was possible to observe that this process is methodical, bureaucratic and demands a lot of training for their managers and professionals. In this paper we applied the modeling method and the selecting process which has been done for Armstrong to select the most appropriate technique for two products of a heavy equipment industry and it has been through this method that the triple exponential smoothing technique has been chosen for both products. The results obtained by prediction with the triple exponential smoothing technique were better than forecasts prepared by the industry experts.

Key-words: Sales – Management, Sales Forecasting, Marketing – Management.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – RELAÇÃO ENTRE PRECISÃO E CUSTO DA PREVISÃO	11
FIGURA 2 – SISTEMA IDEAL DE PREVISÃO DE VENDAS.....	12
FIGURA 3 – EXEMPLOS DE PADRÕES DE DEMANDA REGULAR.....	13
FIGURA 4 – EXEMPLO DE PADRÃO DE DEMANDA IRREGULAR.....	14
FIGURA 5 – TENDÊNCIAS COMUNS EM TÉCNICAS QUALITATIVAS	24
FIGURA 6 – ROTEIRO DE UMA PESQUISA REALIZADA ATRAVÉS DO DELPHI.....	28
FIGURA 7 – INTEGRAÇÃO ENTRE MÉTODOS DE PREVISÃO	34
FIGURA 8 – ÁRVORE PARA DEFINIÇÃO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO.....	40
FIGURA 9 – FATORES DE SELEÇÃO - PARTE 1	41
FIGURA 10 – FATORES DE SELEÇÃO - PARTE 2	42
FIGURA 11 – FATORES DE SELEÇÃO - PARTE 3	43
FIGURA 12 – FATORES DE SELEÇÃO - PARTE 4	44
FIGURA 13 – FATORES DE SELEÇÃO - PARTE 5	45
FIGURA 14 – SÉRIE HISTÓRICA PRODUTO A.	47
FIGURA 15 – SÉRIE HISTÓRICA PRODUTO B.	47
FIGURA 16 – PREVISÃO ESPECIALISTAS PRODUTO A.	48
FIGURA 17 – PREVISÃO ESPECIALISTAS PRODUTO B.	48
FIGURA 18 – SELEÇÃO DA TÉCNICA ADEQUADA PARA OS PRODUTOS A E B.....	49
FIGURA 19 – FATORES DE SELEÇÃO PARA A TÉCNICA DE AMORT. EXPON..	50
FIGURA 20 – SÉRIE HISTÓRICA, MODELO MAT. E PREVISÃO - PRODUTO A.....	54
FIGURA 21– SÉRIE HISTÓRICA, MODELO MAT. E PREVISÃO - PRODUTO B.....	57

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	9
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	9
1.2 JUSTIFICATIVA DO TEMA	10
1.3 OBJETIVO	10
2 REVISÃO TEÓRICA	11
2.1 INTRODUÇÃO.....	11
2.2 TÉCNICAS QUANTITATIVAS	14
2.2.1 ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS.....	15
2.2.1.1 MÉDIA MÓVEL.....	16
2.2.1.2 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL	16
2.2.1.3 BOX-JENKINS	20
2.2.2 ANÁLISE DE REGRESSÃO	21
2.3. TÉCNICAS QUALITATIVAS	23
2.3.1. PESQUISA DE INTENÇÕES	25
2.3.2. TÉCNICA DELPHI.....	27
2.4 MEDIDAS DE PRECISÃO	29
2.5 INTEGRAÇÃO DE TÉCNICAS	32
3 MÉTODO DE TRABALHO	39
3.1 MÉTODO PROPOSTO PARA SELEÇÃO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO	39
4 PESQUISA OPERACIONAL.....	46
5 CONCLUSÃO.....	58
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

As empresas brasileiras atuantes no ramo de equipamentos pesados devem estar alertas, visto o aquecimento do mercado e o aumento da concorrência. Neste cenário, mais do que nunca as decisões estratégicas desempenham um papel fundamental no desempenho presente e no direcionamento futuro das empresas. Assim como um planejamento correto pode auxiliar a empresa a evitar perigos futuros, a aumentar a sua competitividade e levá-la ao sucesso; um planejamento incorreto pode reduzir a competitividade da mesma e fadá-la ao fracasso.

Gestores que conseguem prever com alguma precisão as variações de demanda do mercado possuem uma ferramenta muito valiosa para o planejamento estratégico da empresa e também para os diversos departamentos da mesma. Segundo Pellegrini & Fogliatto (2001) previsões de venda exercem um importante papel em diversas áreas na gestão de empresas. Para Peter Wanke e Julianelli (2006) a previsão de demanda é uma ferramenta importante para o planejamento de recursos nas áreas de marketing, vendas, logística, produção, suprimentos e finanças.

Porém, segundo Lindberg e Zackrisson (1991) existem quatro problemas principais associados ao uso de previsões como apoio à tomada de decisão: o primeiro e mais básico diz respeito à incerteza genuína sobre o futuro; o segundo problema está relacionado com o modelo utilizado para gerar a previsão, pois um modelo inadequado pode proporcionar uma visão tendenciosa do funcionamento do sistema; em terceiro lugar, se os dados históricos utilizados na modelagem são de má qualidade o resultado será inadequado; e o quarto problema é forma do tomador de decisão usar (ou não usar) as previsões, pois mesmo que o sistema seja previsível, o modelo de previsão seja adequado e os dados sejam de alta qualidade, o tomador de decisão pode ainda interpretar mal ou ignorar a informação transmitida pela previsão.

Ainda, Pellegrini & Fogliatto (2001) previsões de venda são elaboradas através de métodos qualitativos, quantitativos ou modelos mistos onde se combinam os dois métodos. Os métodos qualitativos são flexíveis (LINDBERG; ZACKRISSON, 1991), desempenham uma função importante em casos onde não existem dados históricos para implementação de métodos quantitativos (WANKE; JULIANELLI, 2006), porém como são baseados exclusivamente na opinião de especialistas estes métodos são vulneráveis a tendências que

podem comprometer a confiabilidade de seus resultados (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001). Os métodos quantitativos são divididos em: técnicas temporais que se baseiam em dados históricos de vendas para determinação de padrões que podem se repetir no futuro; e técnicas causais que buscam relacionar as vendas com variáveis independentes (WANKE; JULIANELLI, 2006). A integração entre os dois métodos é uma área promissora para os interessados em melhorar a prática da previsão (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996). A combinação entre diferentes métodos, sejam eles qualitativos ou quantitativos, levam a uma maior precisão nas previsões (CLEMEN, 1989).

1.2 JUSTIFICATIVA DO TEMA

O tema deste trabalho tem grande valia para a indústria estudada, visto que a mesma não faz as suas previsões embasadas em técnicas conhecidas ou procedimentos formais. O conteúdo do trabalho possui relevância, pois as previsões são utilizadas como ferramenta base para o planejamento de todos os departamentos estratégicos de uma empresa.

A responsabilidade dos especialistas dentro de uma empresa é muito grande, pois previsões mal elaboradas podem levar a empresa a aumentar seu estoque de produtos demasiadamente, dimensionar incorretamente sua mão-de-obra, atrasar seus prazos contratuais, entre outras restrições. Tais pontos justificam e foram decisivos na escolha do tema deste trabalho.

1.3 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é a verificação da funcionalidade de um método para seleção de técnicas de previsão de vendas. O qual será aplicado em dois diferentes produtos de uma indústria de equipamentos pesados para obtenção de previsões mais precisas que as elaboradas pelos especialistas da empresa.

2 REVISÃO TEÓRICA

2.1 INTRODUÇÃO

A preparação de um sistema de previsão necessita organização, conhecimento e habilidade em quatro áreas fundamentais: identificação e demarcação das variáveis a serem tratadas na previsão, procedimentos para seleção da técnica apropriada a situações específicas, a aplicação dos métodos de previsão e suporte da empresa / instituição para moldar e utilizar as técnicas de previsão requeridas (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

Para iniciar um processo de previsão de vendas, deve-se escolher as técnicas que consigam fazer o melhor uso dos dados disponíveis para atingir o objetivo necessário. Escolher uma técnica apropriada entre as diversas disponíveis requer considerações sobre fatores internos e externos a empresa (LO, 1994).

Diversos fatores devem ser analisados: como a previsão será aplicada, onde será aplicada e como ela se adequa a empresa/instituição. O nível de detalhe exigido é uma consideração fundamental, sendo influenciado por diversos fatores, tais como disponibilidade de dados, precisão, custo da análise e preferências gerenciais. Os elementos temporais também devem ser considerados: o horizonte, o período e o intervalo da previsão. (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

O custo da previsão está diretamente ligado à precisão requerida. Fica evidente, a partir da análise do gráfico na Figura 1, que após certo ponto o aumento dos recursos investidos não provoca um aumento significativo da precisão do sistema de previsão. Sendo assim, procura-se trabalhar dentro de uma faixa que possibilite a melhor previsão a um menor custo (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

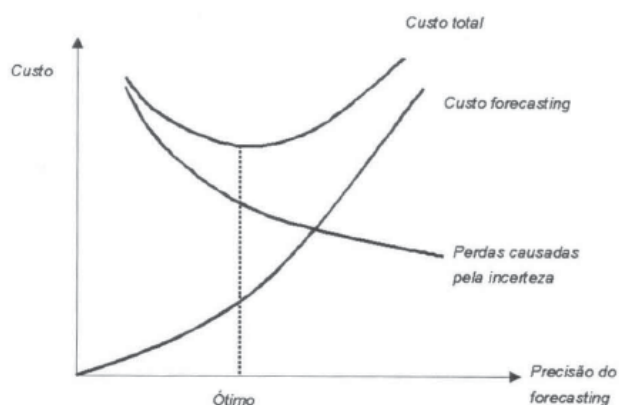


Figura 1 – Relação entre precisão e custo da previsão (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

Na Figura 2 é ilustrado um sistema ideal de previsão de vendas, onde dois elementos devem ser destacados. O primeiro elemento é o julgamento humano, que detém um papel de destaque para obtenção de previsões de venda adequadas. O segundo elemento é a avaliação crítica do sistema de previsão tendo em mãos as demandas reais e em seguida os erros da previsão. Este procedimento permite a contínua avaliação do sistema e seu melhoramento contínuo (WANKE; JULIANELLI, 2006).



Figura 2 – Sistema ideal de previsão de vendas (CORRÊA; CORRÊA, 2005).

Previsões acuradas permitem através da operacionalização eficiente da produção, que as empresas/instituições ofereçam altos níveis de serviço aos clientes, forneçam informações de demandas futuras mais precisas aos seus fornecedores, evitem perdas de vendas e excesso de estoque e a programação de expansões de capacidade. Quanto mais instável a demanda, mais importante será a precisão das previsões e mais complexo será o procedimento de previsão (KOTLER, 1991).

Os padrões de demanda variam com o tempo devido ao crescimento ou decréscimo das taxas de venda, sazonalidade do padrão de demanda ou diversos outros fatores. As demandas irregulares são aquelas demandas intermitentes, que ocorrem por diversos motivos: produtos de baixo volume de vendas que são divididos entre um número excessivo de localizações;

pedidos grandes feitos por clientes não frequentes; demanda do produto derivada da demanda de outros produtos e serviços, etc. (BALLOU, 2006). Demandas regulares podem ser divididas em componentes de média, tendência, fatores cíclicos, sazonais ou aleatórios (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

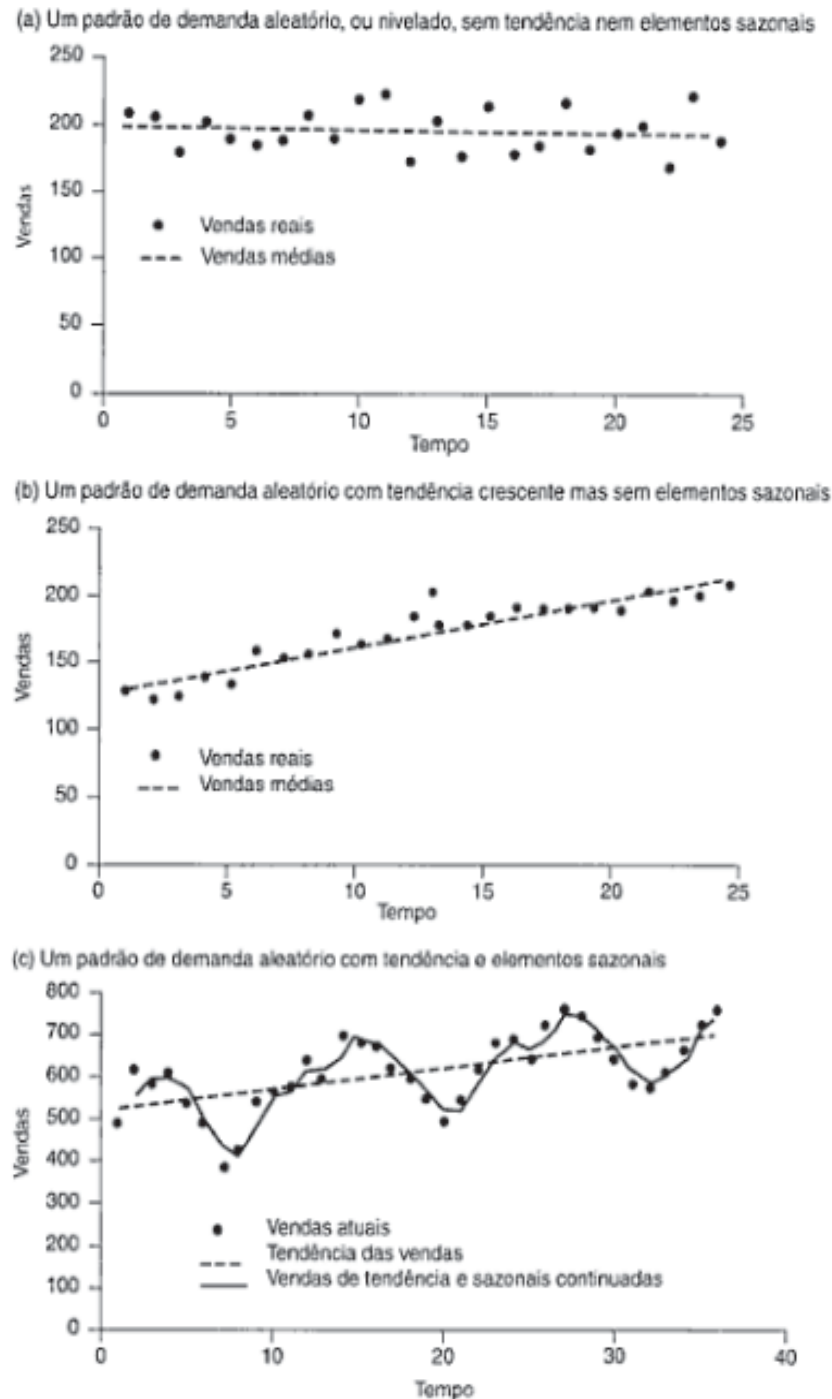


Figura 3 – Exemplos de padrões de demanda regular (BALLOU, 2006).

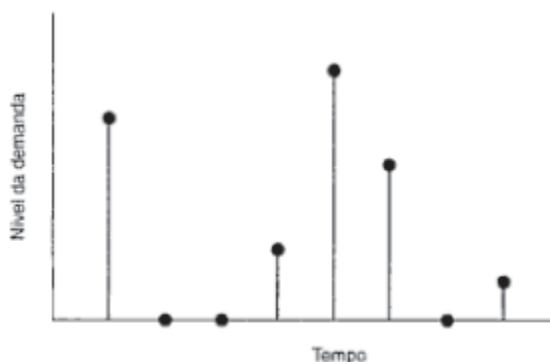


Figura 4 – Exemplo de padrão de demanda irregular (BALLOU, 2006).

As técnicas de previsão dividem-se em técnicas quantitativas e qualitativas. As técnicas qualitativas dependem da experiência dos especialistas responsáveis pela previsão e podem ou não ter um apoio formal. As técnicas qualitativas também podem utilizar técnicas quantitativas como dados de entrada no processo de previsão (ARMSTRONG, 1983); aplicam-se em diversos casos, mas são tendenciosas devido ao agrupamento das opiniões de especialistas (SPEDDING; CHAN, 2000).

As técnicas quantitativas são classificadas em métodos temporais e causais. Os métodos causais baseiam-se na análise estatística de variáveis relacionadas à variável de interesse para previsão. Os métodos de séries temporais baseiam-se na análise estatística de séries passadas da variável de interesse para previsão (ARCHER, 1980).

As técnicas quantitativas não conseguem relacionar variáveis ou prever alteração no padrão da demanda, o uso conjunto de técnicas qualitativas. As técnicas qualitativas concentram-se em prever as mudanças de padrão de demanda ou também encontrar relação entre a variável de interesse com outras variáveis, já as técnicas quantitativas concentram-se na análise da continuidade desses padrões ou relações (MAKRIDAKIS, 1988).

2.2 TÉCNICAS QUANTITATIVAS

As técnicas quantitativas apresentam processos bem definidos, o que possibilita a replicação destas por diversos especialistas e a obtenção de resultados iguais (ARMSTRONG, 1983). A previsão pode ser obtida através de análise de séries temporais ou métodos causais (THOMAS, 1996).

Nas análises de séries temporais, espera-se a repetição de padrões de demanda (MAKRIDAKIS, 1988). Assumindo-se esta constância e a previsibilidade, um modelo é ajustado para os dados passados disponíveis. A partir modelo serão feitas as previsões para os

períodos futuros, extrapolando as tendências e as relações existentes. Em paralelo, as mudanças esperadas devem ser analisadas e agrupadas ao modelo (ARCHER, 1980).

Nas análises causais assume-se que a relação entre a variável de interesse e a variável independente será mantida no futuro e por este motivo podem aumentar os erros da previsão (THOMAS, 1996). Os métodos causais não possuem restrição quanto ao horizonte de previsão, mas são mais indicados para as previsões de médio e longo prazo. Isto ocorre pelo fato das análises de séries temporais apresentarem boa precisão para as previsões de curto prazo e por apresentarem menores custos de implantação e manutenção (MURDICK; GEORGOFF, 1993).

2.2.1 ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS

As técnicas de análise de séries temporais baseiam-se na consideração que um padrão existente na série de dados históricos será mantido no futuro, ou seja, na extrapolação do padrão existente. A extrapolação de séries históricas oferece em geral boas previsões para curto prazo, a não ser que o padrão de dados apresente grande instabilidade (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971).

Os métodos de extrapolação dividem-se em métodos com modelos matemáticos abertos (OMTS – *open-model time series*) e em métodos com modelos matemáticos fixos (FMTS – *fixed-model time series*) (MENTZER; GOMES, 1989).

Métodos FMTS são modelos simples, com custo reduzido e de fácil compreensão. Estes métodos baseiam-se no padrão da demanda histórica e nas relações existentes nas componentes de sua série histórica (tendência, nível, ciclo, sazonalidade e erro aleatório). Na aplicação destes métodos são utilizadas equações fixas sob considerações da existência de componentes na série temporal. Os métodos de amortecimento exponencial e média móvel são exemplos de métodos FMTS (MENTZER; GOMES, 1989).

Métodos OMTS desenvolvem um modelo após a identificação das componentes existentes no padrão da demanda. Existem restrições para o uso destes métodos em meios empresariais devido a sua complexidade e restrito ganho de precisão frente aos métodos FMTS (MENTZER; COX, 1984). Estes métodos demandam muito treinamento e tempo de análise, além de diversas considerações subjetivas que podem comprometer o resultado da previsão. A técnica de *Box-Jenkins* é um exemplo de método OMTS (MENTZER; GOMES, 1989).

As técnicas de análise de séries temporais apresentadas neste trabalho são: amortecimento exponencial, média móvel e *Box-Jenkins*.

2.2.1.1 MÉDIA MÓVEL

A média móvel é uma técnica vastamente utilizada devido a fácil implementação, baixo custo de manutenção e por demandar poucos dados históricos. Contudo, trata-se de uma técnica adequada para as previsões de curto prazo e para padrões de demanda irregular (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A técnica de média móvel calcula a média aritmética ou ponderada das n últimas demandas da série histórica, desprezando os valores antigos e incluindo os dados mais recentes (ARCHER, 1980).

O número de demandas utilizado para calcular as médias mantém-se constante e é especificado com a finalidade de eliminar os efeitos da sazonalidade e aleatoriedade. As previsões para os períodos posteriores a última média calculada possuem o mesmo valor da última média (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A desvantagem da média aritmética está relacionada ao fato desta técnica não se adequar as séries com componentes de sazonalidade ou tendência, visto que a previsão de um novo período requer obrigatoriamente a inclusão de novos dados e a exclusão de dados mais antigos (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001). Segundo Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) uma forma de evitar esta limitação é o uso da média móvel ponderada; porém é necessário conhecimento dos especialistas para determinar os pesos que serão utilizados (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001).

2.2.1.2 AMORTECIMENTO EXPONENCIAL

O amortecimento exponencial é a técnica mais utilizada e que possui o melhor custo benefício dentre as técnicas de extrapolação (ARMSTRONG; BRODIE, 1999). Esta técnica aplica uma média ponderada à série histórica disponível, sendo os pesos aplicados nesta ponderação determinados a partir de uma progressão geométrica. Os dados mais recentes recebem os maiores pesos e os dados antigos os pesos menores (ARCHER, 1980).

Quando existe a necessidade de previsão de milhares de produtos, as técnicas de amortecimento são em geral as únicas que conseguem gerar previsões com a velocidade necessária para um sistema eficaz (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

As técnicas de amortecimento exponencial dividem-se em amortecimento exponencial simples, amortecimento exponencial duplo e amortecimento exponencial triplo.

AMORTECIMENTO EXPONENCIAL SIMPLES

Através dos erros de previsão, o modelo de previsão atual é ajustado e assim é feita a previsão do próximo período. A previsão do período $t+1$ é igual a previsão feita para o período t somando-se o ajuste referente ao erro que ocorreu na previsão feita para o período t , segundo a equação (1). A equação (2) apresenta a forma geral da técnica de amortecimento exponencial simples, onde um coeficiente de amortecimento α é utilizado como um fator de ponderação, que determina o quanto os valores mais recentes da série histórica são importantes em relação aos mais antigos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; WANKE; JULIANELLI, 2006).

$$P_{t+1} = P_t + \alpha(R_t - P_t) \quad (1)$$

$$P_{t+1} = \alpha R_t + (1 - \alpha)P_t \quad (2)$$

Onde:

- P_{t+1} : previsão para o próximo período;
- α : coeficiente de amortecimento ($0 \leq \alpha \leq 1$);
- R_t : valor real observado no período t ;
- P_t : previsão referente ao período t .

Segundo Wanke e Julianelli (2006) quanto mais próximo de 1 for o coeficiente α , mais sensível será a previsão ao último valor da série histórica disponível; e quanto mais próximo de 0 for α , a previsão terá seu valor mais próximo ao valor da última previsão.

Além do valor do coeficiente α , também é necessário para iniciar esta técnica o valor inicial P_0 . Para tanto o valor de P_0 pode ser adotado como igual a R_0 ou então pode ser feita uma média aritmética dos últimos n valores disponíveis na série histórica (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; WANKE; JULIANELLI, 2006).

A necessidade de revisão do coeficiente α inicial deve ser analisada através do monitoramento dos erros do sistema de previsão. Também é importante a definição de limites

para os erros de previsão, para que o valor de α seja recalculado quando os limites forem superados (WANKE; JULIANELLI, 2006).

A técnica de amortecimento exponencial simples admite que o padrão de demanda possua apenas componentes de nível e ruído. Caso o padrão de demanda apresente componentes de sazonalidade e tendência, esta técnica de extrapolação deixa de ser indicada (MENTZER; GOMES, 1989; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

AMORTECIMENTO EXPONENCIAL DUPLO (MÉTODO DE HOLT)

A técnica do amortecimento exponencial duplo ou método de Holt apresenta um enfoque adequado para séries que apresentam componente de tendência, mas que não apresentam componente de sazonalidade (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; WANKE; JULIANELLI, 2006).

A previsão feita a partir do método de Holt é obtida através das equações (4), (5) e (6) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; WANKE; JULIANELLI, 2006).

$$N_t = \alpha R_t + (1-\alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4)$$

$$T_t = \beta(N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (5)$$

$$P_{t+p} = N_t + pT_t \quad (6)$$

Onde:

- N_t : componente nível;
- T_t : componente tendência;
- α : coeficiente de amortecimento ($0 \leq \alpha \leq 1$);
- β : coeficiente de amortecimento para estimativa da tendência ($0 \leq \beta \leq 1$);
- R_t : valor real observado no período t;
- p : número de períodos futuros a serem previstos;
- P_{t+p} : previsão para o período t+p.

A equação (4) ajusta a componente N_t para a tendência do período anterior através da soma da componente de tendência T_{t-1} com a última componente de nível disponível N_{t-1} . A equação (5) atualiza a tendência do sistema de previsão, considerando a diferença entre a componente de nível anterior e a atual, alterada pelo amortecimento com o coeficiente β , e

somando-se a componente de tendência anterior, alterada por $(1 - \beta)$. Finalmente a equação (6) calcula as previsões para p períodos à frente (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; WANKE; JULIANELLI, 2006).

Para aplicar o método de Holt deve-se estimar os valores das componentes de nível e tendência iniciais. O valor da componente de nível inicial pode ser adotado com o mesmo valor da última demanda real disponível; e valor da componente de tendência inicial pode ser considerado como nulo ou então a diferença entre os dois últimos valores de demanda disponíveis na série histórica (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Segundo Wanke e Julianelli (2006) a precisão obtida com a aplicação desta técnica também está associada à escolha dos coeficientes α e β ; e segundo Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) os valores destes coeficientes podem ser determinados ou ajustados a partir do monitoramento dos erros de previsão.

AMORTECIMENTO EXPONENCIAL TRIPLO (MÉTODO DE HOLT-WINTERS)

A técnica de amortecimento exponencial triplo é aplicável em situações em que o padrão de demanda apresenta componentes de sazonalidade e tendência linear. As equações de amortecimento empregadas nesta técnica estimam a tendência, o nível e a sazonalidade da série histórica disponível (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

As equações empregadas nesta técnica são (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; WANKE; JULIANELLI, 2006):

$$S_t = \gamma \left(\frac{R_t}{N_t} \right) + (1 - \gamma) S_{t-c} \quad (7)$$

$$T_t = \beta (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1} \quad (8)$$

$$N_t = \alpha \left(\frac{R_t}{S_{t-c}} \right) + (1 - \alpha) (N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (9)$$

$$P_{t+p} = (N_t + pT_t) S_{t-c+p} \quad (10)$$

Onde:

- N_t : componente nível;
- S_t : componente sazonal;
- T_t : componente tendência;
- α : coeficiente de amortecimento ($0 \leq \alpha \leq 1$);
- β : coeficiente de amortecimento para a estimativa de tendência ($0 \leq \beta \leq 1$);

- γ : coeficiente de amortecimento para a estimativa da sazonalidade ($0 \leq \gamma \leq 1$);
- R_t : valor real observado no período t ;
- p : número de períodos futuros a serem previstos;
- P_{t+p} : previsão para o período $t + p$.

O ajuste sazonal referente ao período t é representado pelo termo $\left(\frac{R_t}{N_t}\right)$ e o ajuste sazonal referente a c períodos atrás é representado pelo termo (S_{t-c}) . Se o sistema de previsão possui período mensal e a sazonalidade é avaliada dentro de um intervalo anual, considera-se $c = 12$. O coeficiente de amortecimento γ tem a função de ponderar os dois termos da equação (7) que calcula a componente sazonal. A componente da tendência é calculada pela equação (8) que é igual à equação utilizada na técnica de amortecimento exponencial duplo. A componente de nível é calculada através da equação (9), que se difere da equação (4) por considerar a componente sazonal (S_{t-c}) . E finalmente, a previsão do período de interesse é calculada através da equação (10) que considera as componentes de nível, sazonalidade e tendência (WANKE; JULIANELLI, 2006).

Algumas abordagens para seleção dos coeficientes de amortecimento utilizados nas técnicas de amortecimento exponencial são descritas na literatura de Wanke e Julianelli (2006).

2.2.1.3 BOX-JENKINS

Os modelos de *Box-Jenkins* também são conhecidos por “Modelos Auto-regressivos Integrados a Média Móvel” ou ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) (ARCHER, 1980; PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001). Estes modelos baseiam-se no princípio que os dados de uma série histórica possuem grande interdependência (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001). Esta técnica trabalha com um algoritmo matemático complexo, com termos de média móvel e auto-regressivos, no intuito de identificar a forma do modelo mais adequado para a série histórica que é avaliada através de n observações (ARCHER, 1980).

Esta técnica permite agrupamento de modelos e através de análises estatísticas permite o especialista chegar ao modelo mais adequado para determinada situação. A técnica de *Box-Jenkins* modela a função de autocorrelação de uma série histórica estacionária utilizando o

mínimo de parâmetros possíveis; são combinados termos de auto-regressão, integração e de média móvel (WALKER; MCCLELLAND, 1991).

Segundo Mentzer e Gomes (1989) a técnica de *Box-Jenkins* requer diversas considerações dos especialistas e de no mínimo uma série histórica com 48 observações para que o modelo matemático seja desenvolvido. Ainda Box, Jenkins e Reinsel (1994 apud LEMOS, 2006, p. 50) afirmam que se a série histórica apresentar um padrão de demanda irregular ou se a correlação entre os dados alterar com o tempo, esta técnica pode extrapolar correlações inapropriadas para períodos futuros, ou seja, a técnica pode não ser a mais adequada nestes casos.

O desenvolvimento matemático da técnica de *Box-Jenkins*, a apresentação dos modelos matemáticos de auto-regressão, média móvel e integração são encontrados nas literaturas de Lemos (2006) e Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998).

2.2.2 ANÁLISE DE REGRESSÃO

As técnicas de previsão causais são baseadas na análise estatística de variáveis relacionadas à variável de interesse para o sistema de previsão (ARCHER, 1980). Métodos causais podem utilizar dados quantitativos e qualitativos, além de serem necessárias diversas considerações dos especialistas na seleção das variáveis que afetam a variável de interesse (MENTZER; GOMES, 1989).

Segundo Mentzer e Gomes (1989) as técnicas de previsão causais procuram estabelecer relação entre a variável de interesse e variáveis independentes (internas ou externas à organização), como por exemplo, relacionar as variações da demanda com a qualidade do produto, investimentos em propaganda e ações de marketing, variáveis econômicas, entre outros.

A técnica de Análise de Regressão é uma das técnicas de previsão mais precisas, contudo demanda séries históricas grandes (MENTZER; GOMES, 1989). Em casos onde pretende-se relacionar duas ou mais variáveis independentes ($x_1, x_2, \dots, x_n$) com a variável de interesse (y) é utilizada a Regressão Múltipla. A Regressão Simples é um caso especial da Regressão Múltipla, onde apenas uma variável independente (x) é relacionada à variável de interesse (y). Uma relação linear entre as variáveis (x) e (y) é apresentada na equação (11) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998):

$$y_i = \alpha + \beta x_i + e_i \quad (11)$$

Onde:

- α : coeficiente linear (ponto que intercepta o eixo y);
- β : coeficiente angular (declividade da reta);
- e_i : erro aleatório no período (desvio do ponto em relação ao modelo linear).

Para o desenvolvimento do modelo de regressão é necessária a definição das variáveis independentes que influenciam a variável de interesse para a previsão. Esta definição baseia-se: na experiência dos especialistas; nas restrições de tempo e custos; e também na disponibilidade de dados (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT, HYNDMAN, 1998).

A equação (12) mostra a forma linear do modelo de Regressão Múltipla, que é a forma mais simples deste modelo (ARCHER, 1980):

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \beta_2 x_{2,i} + \dots + \beta_k x_{k,i} + e_i \quad (12)$$

Onde:

- $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_k$: coeficientes do modelo de regressão;
- e_i : erro aleatório no período.

Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998) apontam os pacotes computacionais utilizados para definir estes coeficientes e também para testar a significância do modelo de regressão.

Para a aplicação da Análise de Regressão Múltipla deve-se assumir que os parâmetros matemáticos utilizados permanecerão constantes com o tempo; tal consideração faz com que o modelo torne-se mais adequado para previsões de curto e médio prazo (ARCHER, 1980).

Para obter previsão através do modelo de Regressão Múltipla, devem ser determinados valores futuros das variáveis independentes ($\hat{x}_{k,i}$). Os valores futuros destas variáveis independentes são considerados como medidas sem erros e são utilizados na equação (13) para obter um valor ($\hat{y}_i$). A precisão da previsão, portanto, está ligada diretamente a precisão das variáveis independentes (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT, HYNDMAN, 1998).

$$\hat{y}_0 = b_0 + b_1 \hat{x}_{1,i} + b_2 \hat{x}_{2,i} + \dots + b_k \hat{x}_{k,i} \quad (13)$$

Onde:

- b_0, b_1, b_2, b_k : estimativa dos coeficientes de regressão.

Há casos em que não é possível considerar que as variáveis independentes tenham relação linear com a variável de interesse para a previsão. A equação (14) apresenta a forma multiplicativa do modelo de Regressão Múltipla (ARCHER, 1980):

$$y_i = b_0 x_1^{b_1} x_2^{b_2} \dots x_k^{b_k} e_i \quad (14)$$

O desenvolvimento matemático do modelo de regressão linear simples e regressão linear múltipla, medidas de adequação e definição dos parâmetros são detalhados na literatura de Wanke e Julianelli (2006).

A aplicação da Análise de Regressão é mais adequada para: previsões em nível corporativo, horizontes de previsão de médio e longo prazo e para os casos em que grandes séries históricas das variáveis independentes ou causais estão disponíveis (MENTZER; GOMES, 1989; MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT, HYNDMAN, 1998).

2.3. TÉCNICAS QUALITATIVAS

O processo de previsão deve passar por uma análise subjetiva que deve ser realizada de forma estruturada por meio de técnicas qualitativas. Estas técnicas são usualmente utilizadas para previsões de médio e longo prazo, ou utilizadas para novas situações com dados limitados e sem precedente histórico (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986).

As técnicas qualitativas proporcionam acréscimo de conhecimento ao processo de previsão gerando consenso ao processo (SANDERS; MANRODT, 1994; GOODWIN, 2002). As previsões das técnicas qualitativas são validadas por meio de entrevistas através das opiniões dos entrevistados que são geralmente clientes ou especialistas (ELSAIED; BOUCHER, 1994; ARMSTRONG, 2001a).

Os especialistas baseiam suas estimativas em pesquisas, julgamento, intuição, conhecimento técnico, técnicas comparativas, conhecimentos sobre análise de dados e

processos de previsão e em seus próprios conhecimentos de causa e efeito (WEBBY; O'CONNOR, 1996; BALLOU 2001). Por meio das técnicas quantitativas os especialistas podem analisar séries temporais históricas antes de utilizá-las como dados de entrada da técnica qualitativa (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996).

As técnicas qualitativas apresentam tendências nos sistemas de previsão devido a análise subjetiva dos dados (SPEDDING; CHANN, 2000). A partir da Figura 5 pode - se observar tendências que afetam as técnicas qualitativas esboçando de forma resumida as formas de reduzir as possíveis consequências. Dúvidas relativas ao valor e precisão de previsões qualitativas são frequentes embora ofereçam informações muito úteis às empresas (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

As técnicas estruturadas em processo de previsão subjetiva melhoram de forma significativa a precisão das previsões (ARMSTRONG, 1988). As técnicas qualitativas podem ser usadas separadamente, mas são frequentemente utilizadas em combinação com outras técnicas qualitativas ou integradas a técnicas quantitativas (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

TIPO DE TENDÊNCIA	DESCRIÇÃO DA TENDÊNCIA	MANEIRAS DE REDUZIR O IMPACTO NEGATIVO DA TENDÊNCIA
Otimismo	Previsão reflete os resultados desejados pelos tomadores de decisão.	Ter mais de uma pessoa para fazer a previsão.
Inconsistência	Incapacidade de aplicar o mesmo critério de decisão em situações similares.	Formalizar o processo de tomada de decisão e criar regras de tomada de decisão.
Novidades	Os eventos mais recentes são considerados mais importantes que eventos mais antigos, que são minimizados ou ignorados.	Considerar os fatores fundamentais que afetam o evento de interesse. Perceber que ciclos e sazonalidades existem.
Disponibilidades	Facilidade com a qual informações específicas podem ser reutilizadas quando necessário.	Apresentar informações completas, que apontem todos os aspectos da situação a ser considerada.
Correlações ilusórias	Acreditar na existência de padrões e/ou que variáveis são relacionadas quando isto não é verdade.	Verificar significância estatística dos padrões. Modelar relações, se possível, em termos de mudanças.
Conservadorismo	Não mudar ou mudar lentamente o ponto de vista quando novas informações/ evidências estão disponíveis.	Monitorar as mudanças e elaborar procedimentos para atuar quando mudanças sistemáticas são identificadas.
Percepção seletiva	Tendência de ver problemas baseado na própria experiência.	Fazer com que pessoas com diferentes experiências façam previsões independentes.

Figura 5 – Tendências comuns em técnicas qualitativas (LEMOS, 2006).

Os responsáveis pelas tomadas de decisão não estão acostumados com as técnicas quantitativas preferindo a utilização de métodos qualitativos que proporcionam um sentimento de controle e posse sobre um processo de previsão (SANDERS; MANRODT, 1994; GOODWIN, 2002). Serão apresentadas nesta revisão bibliográfica duas técnicas qualitativas: (i) Pesquisa de intenções e (ii) Delphi.

2.3.1. PESQUISA DE INTENÇÕES

Em uma Pesquisa de Intenções os entrevistados são questionados sobre como se comportariam nas diversas situações relacionadas à variável analisada. Este método tem por objetivo avaliar planos, metas e expectativas dos indivíduos sobre uma variável (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

Através deste método é feita uma análise dos parâmetros que podem descrever a preferência dos consumidores, bem como a probabilidade de eles comprarem um produto ou serviço. As informações que serão obtidas por meio do método de Pesquisa de Intenções serão relevantes para a previsão de demanda e tomada de decisão como, por exemplo, decisões referentes à penetração de um novo produto no mercado (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971).

As afirmações que as pessoas fazem sobre seu comportamento futuro ou sobre o comportamento das variáveis que elas podem controlar são as chamadas intenções. Existem algumas condições que favorecem o uso deste tipo de pesquisa, podemos destacar algumas delas: (i) previsões de eventos importantes; (ii) facilidade de obtenção de respostas da pesquisa; (iii) entrevistados tem um plano de consumo; (iv) entrevistados fornecem respostas corretas; (v) entrevistados podem cumprir seu planejamento e (vi) novas informações não mudam o plano de consumo dos entrevistados (ARMSTRONG, 1985).

A Pesquisa de Intenções se torna mais efetiva se os respondentes têm planos sobre a aquisição de determinado produto ou serviço, pois poderão adquirir o produto independente de fatores externos (políticos, econômicos, etc.). Deve-se destacar que o método é mais eficiente quanto maior for o evento em questão, por exemplo, ele oferecerá uma precisão muito maior em se tratando da compra de um imóvel do que para prever intenção de compra de um refrigerante (ARMSTRONG, 1985).

Três tipos de erros podem influenciar os resultados deste método, são eles: (i) erro de amostragem; (ii) erro das respostas; (iii) erro devido a falta de resposta. O que caracteriza o

erro de amostragem é o fato de a amostra não representar a população pesquisada; o erro de respostas ocorre quando as pessoas são politicamente corretas em suas respostas e não expressam suas verdadeiras intenções, ou quando não sabem quais são as suas verdadeiras intenções; o terceiro erro pode ocorrer quando o entrevistado se nega a responder ou quando não é possível encontrar o respondente (ARMSTRONG, 1985).

Por não compreender as perguntas da pesquisa muitas vezes o respondente pode fornecer informações erradas, isso pode ocorrer quando ele não tem conhecimento sobre o produto por isso não sabe quais suas intenções com relação a ele, ou quando não tem interesse em revelar suas intenções (ARMSTRONG, 1985).

Para a execução da técnica uma descrição concisa e de fácil entendimento do produto/serviço e das condições de venda é fornecida aos consumidores potenciais, sendo estes questionados sobre a intenção e probabilidade de compra do produto. A soma das probabilidades deve ser igual a 1 e exclusivas (ARMSTRONG, 1985).

As escalas de intenção recomendadas são as de cinco (1-5) ou as de onze pontos (0-10), as de onze pontos são as mais indicadas, pois captam uma grande variedade de intenções quanto ao item pesquisado. Para a escala de onze pontos temos (JUSTER; 1966; ARMSTRONG; BRODIE, 1999): 0= Não há quase nenhuma intenção de compra (1% em 100%); 1= A possibilidade é muito remota (10% em 100%); 2= Possibilidade remota (20% em 100%); 3= Alguma probabilidade (30% em 100%); 4= Possibilidade quase razoável (40% em 100%); 5= Possibilidade razoável (50% em 100%); 6= Boa possibilidade (60% em 100%); 7=Provável (70% em 100%); 8= Muito provável (80% em 100%); 9=Quase certa (90% em 100%); e 10= Compra praticamente certa (99% em 100%).

A entrevista pode ser feita pessoalmente, pelo correio ou por telefone, este tipo de técnica qualitativa evita que haja interação entre respondentes sendo assim não há influência sobre suas respostas, o que determina também se o respondente tem ou não conhecimento sobre o produto (ARMSTRONG, 1985).

No caso de novos produtos que estão adentrando ao mercado esta técnica não se faz muito eficiente pelo fato dos consumidores não estarem familiarizados com o novo produto. Quando já existem produtos similares ao produto em questão no mercado a pesquisa pode se beneficiar da opinião dos respondentes que são consumidores do produto similar (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

2.3.2. TÉCNICA DELPHI

Esta técnica tem por objetivo agregar conhecimento de especialistas em um determinado segmento com a intenção de chegar a um consenso sobre a probabilidade e o momento de ocorrência de eventos futuros específicos. O nome Delphi deriva da Grécia Antiga, do oráculo de *Delphos* que oferecia visões sobre o futuro. Esta técnica começou a ser utilizada no início dos anos 60, tendo como base trabalhos desenvolvidos pela *Rand Corporation*, seu objetivo era o de estruturar uma metodologia que aperfeiçoasse as opiniões de diversos especialistas sobre previsões tecnológicas (WANKE; JULIANELLI, 2006).

Um julgamento coletivo garante um resultado mais preciso do que a opinião de um único especialista, assim sendo o objetivo do método é estruturar o uso do conhecimento e da experiência dos especialistas para que possam utilizar o julgamento intuitivo a fim de chegar a um senso comum (WANKE; JULIANELLI, 2006).

O Delphi foi criado com o intuito de acabar com as tradicionais reuniões compostas por poucos especialistas, e além de serem lentas e caras são carregadas de informações irrelevantes (DALKEY, 1972).

As principais características desta técnica são: os envolvidos se mantêm anônimos, procedimentos estruturados e sistemáticos, boa comunicação com os envolvidos, iterações repetitivas; *feedback* e utiliza-se de medidas estatísticas para as informações obtidas (DALKEY, 1972).

A estrutura conceitual é composta por um questionário interativo que é aplicado repetidas vezes para um grupo de especialistas (WANKE; JULIANELLI, 2006). A técnica consiste em um estruturado processo que promove aprendizado dentro de um grupo de especialistas que devem responder aos questionários sempre preservando suas estimativas no anonimato, artifício utilizado para reduzir a influência de indivíduos socialmente dominantes (DALKEY, 1972). A aplicação de uma pesquisa Delphi é descrita através da Figura 6.

O anonimato dos indivíduos proporciona que não haja interferência entre as opiniões dos participantes fazendo com que as expressem livremente evitando conflitos entre os membros do grupo seja de ordem política ou social, e não restringindo o domínio da discussão a apenas um elemento ou a um grupo dominante (GUPTA; CLARKE, 1996).

Uma especial atenção deve ser dada durante a escolha dos especialistas que participarão da pesquisa, pois serão eles os responsáveis pela qualidade e precisão das previsões. Deve haver um equilíbrio na escolha dos participantes entre os de dentro e fora da organização,

devem ser convidados especialistas de outras empresas, bem como de universidades, centros de pesquisa, etc. (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

Deve haver um mediador que fique responsável pela formulação dos questionários e coordene os resultados fazendo o *feedback* para os especialistas (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001). O questionário pode ser composto de até 25 questões, sendo variável o número de questões para cada pesquisa. As questões são sempre elaboradas com uma pequena síntese contendo as informações mais relevantes sobre o assunto (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

Um *feedback* controlado ocorre a cada aplicação de questionário estruturado com o intuito de reduzir o ruído. Através do *feedback* os especialistas são informados a cerca das opiniões dos outros especialistas anônimos e são convidados a fazerem uma revisão do que já foi discutido até o momento (DALKEY, 1972). O *feedback* proporciona aos participantes a oportunidade de rever suas estimativas iniciais, discutir incompatibilidades entre tendências e explorar novos temas (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

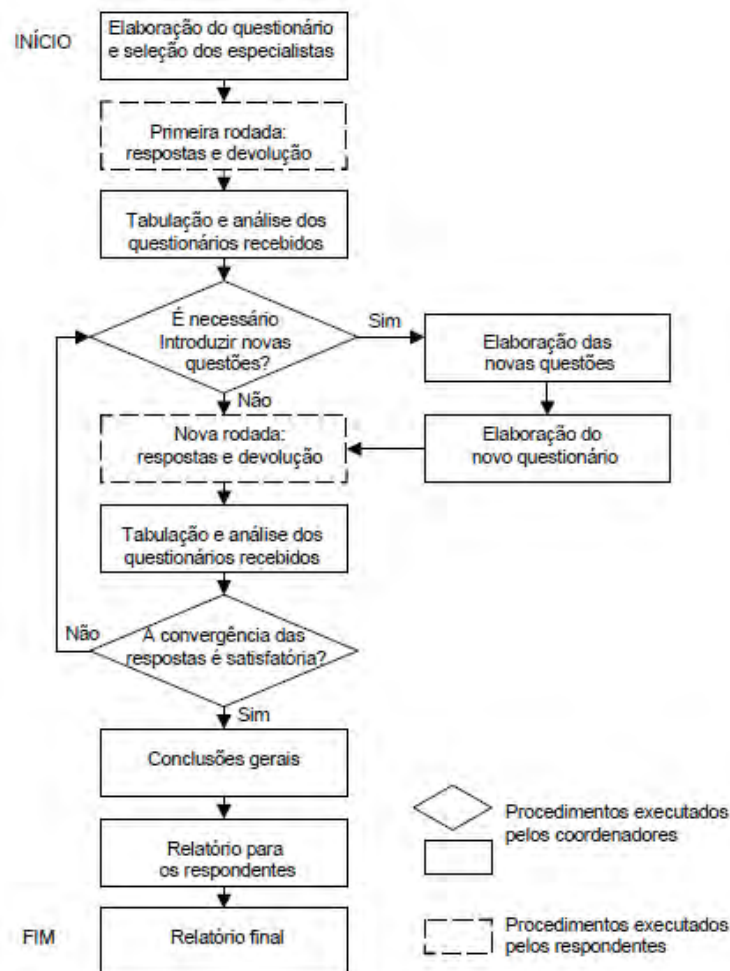


Figura 6 – Roteiro de uma pesquisa realizada através do Delphi (LEMOS, 2006).

O processo de *feedback* pode ser realizado por meio de revisão através de questões repetidas e acompanhadas pelos resumos estatísticos e as justificativas qualitativas. Nesse momento os respondentes devem fazer uma reavaliação a cerca de suas respostas se estas se divergirem das opiniões do grupo (WANKE; JULIANELLI, 2006).

A iteração e o *feedback* fazem com que os respondentes conduzam suas opiniões a resposta certa, a partir do momento que as respostas começam a estabilizar no processo iterativo e passam a ser utilizadas como previsão para os eventos em questão (WANKE; JULIANELLI, 2006).

Além dos benefícios já apresentados da técnica Delphi pode-se perceber outros que são eles: confere credibilidade ao estudo por desenvolver interesse pessoal nos participantes; não exige uma reunião física dos participantes, o que elimina os custos de deslocamento; ausência de contaminação de resultados; uso eficiente da intuição de especialistas; resultados facilmente entendidos; comunicação não ambígua entre participantes; e documentação de procedimento (WANKE; JULIANELLI, 2006).

Tem-se conhecimento das seguintes limitações da técnica Delphi: processo relativamente lento, pode levar em média seis meses para ser concluído; dependência dos resultados em função da escolha dos especialistas; dificuldade em redigir um questionário não viesado e sem ambiguidade; pode acontecer do consenso ser forçado indevidamente; apresenta custos elevados na fase de apresentação (WANKE; JULIANELLI, 2006).

A aplicação da técnica Delphi tem sido muito utilizada tanto no setor público quanto no privado; teve início com o propósito principal de realizar estudos sobre eventos futuros para os quais não existe nenhuma informação quantitativa disponível. Esta técnica também se mostra útil para avaliações de projetos, análise de investimentos e planejamento financeiro, bem como em perspectivas de mudanças estruturais nos fatores determinantes nas tendências futuras, como mudanças tecnológicas e socioeconômicas (GUPTA; CLARKE, 1996; WANKE; JULIANELLI, 2006).

2.4 MEDIDAS DE PRECISÃO

Medidas de precisão são utilizadas para verificar a precisão de um sistema de previsão ou utilizadas para selecionar uma técnica de previsão adequada para determinada situação. As medidas de precisão permitem o sistema de previsão responder com maior velocidade às mudanças no padrão de demanda (KAHN, 1998).

Existem diversas medidas de precisão da previsão, contudo, todas elas descrevem a diferença existente entre os valores gerados pelo sistema de previsão e as demandas reais. Esta diferença é conhecida como erro ou resíduo da previsão, onde ainda cabe ressaltar que erros positivos mostram que a previsão apresenta resultados acima do real e erros negativos que a previsão apresenta resultados abaixo do real (WANKE; JULIANELLI, 2006).

Dentre as medidas de precisão mais utilizadas para analisar a precisão de um sistema de precisão é possível citar (WANKE; JULIANELLI, 2006):

ERRO ABSOLUTO MÉDIO (MEAN ABSOLUTE ERROR - MAE)

O MAE permite analisar o nível do erro da demanda prevista através do cálculo do erro absoluto médio. Esta medida permite a avaliação do erro de previsão na mesma unidade da variável de interesse para a previsão. Outro ponto positivo é o fato desta medida evitar que um erro positivo cancele um erro negativo, o que permite ao especialista conhecer a média dos erros. A equação (15) mostra a fórmula do MAE (WANKE; JULIANELLI, 2006):

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |R_t - P_t|}{n} \quad (15)$$

Onde:

- R_t : valor da demanda real para o período t ;
- P_t : valor da demanda prevista para o período t ;
- n : número de períodos da previsão.

ERRO PERCENTUAL MÉDIO (MEAN PERCENTUAL ERROR - MPE)

O erro percentual médio é utilizado para verificar se os valores previstos apresentam-se sistematicamente abaixo ou acima dos valores de demanda reais. Previsões não viesadas apresentam valores de MPE próximos de zero. Se o valor de MPE é significativamente positivo significa que os valores previstos estão frequentemente abaixo dos valores reais e vice-versa. A equação (16) mostra a fórmula do MPE (WANKE; JULIANELLI, 2006):

$$MPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{(R_t - P_t)}{R_t}}{n} \quad (16)$$

Onde:

- R_t : valor da demanda real para o período t ;
- P_t : valor da demanda prevista para o período t ;
- n : número de períodos da previsão.

ERRO PERCENTUAL ABSOLUTO MÉDIO (MEAN ABSOLUTE PERCENTUAL ERROR - MAPE)

No intuito de analisar a magnitude do erro de previsão em relação à série histórica é calculado erro percentual absoluto médio. A fórmula utilizada para o cálculo do MAPE é apresentada na equação (17) (WANKE; JULIANELLI, 2006):

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|R_t - P_t|}{R_t}}{n} \quad (17)$$

Onde:

- R_t : valor da demanda real para o período t ;
- P_t : valor da demanda prevista para o período t ;
- n : número de períodos da previsão.

ERRO QUADRÁTICO MÉDIO (MEAN SQUARE ERROR - MSE)

O erro quadrático médio consiste em calcular a média dos erros de previsão ao quadrado. A fórmula do MSE é apresentada na equação (18) (WANKE; JULIANELLI, 2006):

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (R_t - P_t)^2}{n} \quad (18)$$

Pelo fato dos erros serem elevados ao quadrado os maiores erros se destacam ainda mais, o que pode comprometer esta medida caso surjam valores com grande discrepância quando comparado aos demais (*outliers*) (WANKE; JULIANELLI, 2006).

Ainda Wanke e Julianelli (2006), o MSE apresenta o erro com uma unidade diferente da variável de interesse, fato que pode ser contornado através do cálculo da raiz do erro

quadrático médio (*root mean square error – RMSE*). A fórmula do RMSE é apresentada na equação (19) (WANKE; JULIANELLI, 2006):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (R_t - P_t)^2}{n}} \quad (19)$$

Onde:

- R_t : valor da demanda real para o período t ;
- P_t : valor da demanda prevista para o período t ;
- n : número de períodos da previsão.

2.5 INTEGRAÇÃO DE TÉCNICAS

A precisão dos métodos de previsão é influenciada pelos erros dos dados utilizados, erros aleatórios do processo preditivo, padrões irregulares de demanda e escolha de técnicas de previsão que minimizam erros de adequação à série, mas que provocam erros nas previsões futuras (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Problemas causados pela irregularidade do padrão de demanda podem ser contornados através da utilização de diferentes técnicas de previsão (JICK, 1979). Se diferentes técnicas de previsão chegam a resultados similares, o especialista responsável pelo sistema de previsão ficará tranquilo quanto ao valor de previsão que utilizará, entretanto se apresentarem valores discrepantes o especialista poderá rejeitar ambas as estimativas, ou aceitar os valores previstos como limites superior e inferior do intervalo de previsão, ou selecionar uma das técnicas ou tentar uma integração das técnicas para obter uma previsão única (THOMAS, 1987).

A integração de diferentes técnicas baseia-se em duas decisões (MACKAY; METCALFE, 2002): escolher as técnicas de previsão que serão integradas (sejam técnicas qualitativas, quantitativas ou sistema misto); e selecionar a forma de integrar estas técnicas.

A integração estruturada de técnicas de previsão diminui a ocorrência de previsões tendenciosas e facilita também a integração de informações contextuais (WEBBY; O'CONNOR; EDMUNDSON, 2004). As técnicas de previsão podem ser integradas através de: ajuste subjetivo, combinação de previsões, decomposição de séries temporais e desenvolvimento de um modelo de previsão (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

Neste trabalho serão apresentados: o ajuste subjetivo, a combinação de previsões e desenvolvimento de um modelo de previsão. A integração através de decomposição de séries temporais pode ser encontrado em Lemos (2006).

AJUSTE SUBJETIVO

Segundo Webby e O'Connor (1996) o ajuste subjetivo imputa informações contextuais à previsão que os modelos matemáticos usualmente não consideram. Esta alternativa de integração é, em geral, a mais simples e com melhor custo/benefício (WEBBY; O'CONNOR, 1996). A precisão alcançada é maior quando o ajuste subjetivo agrega dados não considerados pela técnica quantitativa, como irregularidades ou mudanças no padrão de demanda futuro (SANDERS; RITZMAN, 2001).

Sanders e Ritzman (2001) ainda afirmam que o ajuste subjetivo é adequado se: os especialistas conhecerem bem as variáveis de interesse e eventuais fatores que podem afetar estas variáveis; em casos com elevado grau de incerteza; e quando os especialistas tiverem conhecimento de informações contextuais que invalidam a suposição de constância do padrão de demanda no futuro.

COMBINAÇÃO DE PREVISÕES

Segundo Georgoff e Murdick (1986) combinações de previsão aumentam a precisão e diminuem a variação da precisão das previsões, quando feitas comparações com previsões individuais. Ainda Georgoff e Murdick (1986) afirmam que nos casos onde existe dificuldade em escolher a melhor técnica de previsão, usualmente, as combinações de diferentes técnicas apresentam melhor precisão em relação a técnicas individuais.

A combinação de previsões está sujeita ao método de combinação, a natureza das técnicas e ao número de previsões que serão combinadas. A combinação pode ser feita subjetivamente ou através de técnicas quantitativas (GOODWIN; WRIGHT, 1994). Estudos indicam que as combinações quantitativas são mais precisas que as subjetivas (LAWRENCE; EDMUNDSON; O'CONNOR, 1986).

A combinação quantitativa mais simples é a média aritmética das previsões geradas pelas diferentes técnicas (HIBON; EVGENIOU, 2005). Esta combinação de previsões garante melhor precisão que o resultado da técnica com menor precisão (THOMAS, 1996).

Segundo Ashton e Ashton (1985) pode ser utilizada a média ponderada para incorporar a precisão relativa a cada previsão individualmente, porém os ganhos em relação a média aritmética são muito pequenos.

DESENVOLVIMENTO DE MODELOS DE PREVISÃO

Ao longo do desenvolvimento de vários modelos de previsão de demanda ocorre uma exigência pela incorporação de informações subjetivas na seleção de variáveis, na estimativa de parâmetros, no estudo de dados e na seleção de técnicas de previsão de demanda (GOODWIN, 2002). Deve - se incorporar as conclusões subjetivas como entradas da técnica preditiva, ao invés de ajustar o resultado final do processo de previsão (GEORGOFF; MURDICK, 1986).

O desenvolvimento de um método estatístico pode ser embasado respectivamente em séries temporais ajustadas ou variáveis causais para obter a previsão. A informação contextual pode ser incorporada ao método de duas maneiras: quantificando a informação subjetiva em um modelo matemático; e identificando os eventos especiais e somando informações no processo de desenvolvimento e nas estimativas dos parâmetros do modelo (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

A Figura 7 relaciona diferentes técnicas de previsão indicando o nível de integração entre técnicas qualitativas e quantitativas. As técnicas de Analogia, Análise Conjunta, Bootstrapping Subjetivo, Previsão baseada em regras, Modelos Econométricos e Sistemas Especialistas utilizam técnicas de previsão desenvolvidas a partir da integração de análises estatísticas e análises subjetivas (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).



Figura 7 – Integração entre métodos de previsão (linhas pontilhadas indicam possíveis relações) (ARMSTRONG; BRODIE, 1999 apud LEMOS, 2006, p. 72).

Através da técnica por Analogia tenta-se identificar um produto cujo modelo de penetração no mercado seja similar ao padrão de penetração do novo produto (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971).

A técnica por Analogia se desenvolve por meio de análise de características em comum entre o produto em questão e o produto similar, como por exemplo: funcionalidades dos produtos, classe de consumidores, estrutura do mercado, condições econômicas, estratégias de Marketing (produto; preço; promoções; lançamento; distribuição; etc) e nível (complexidade) de inovação (THOMAS, 1985).

Métodos baseados em opiniões de especialistas juntamente com métodos de Extrapolação de séries temporais compõem uma análise de dados para a técnica por Analogias (ARMSTRONG; BRODIE, 1999). Analogias são utilizadas no curto prazo para previsões de eventos especiais ou ações competitivas embasadas em exemplos passados similares. Num médio prazo as analogias são utilizadas para avaliar os efeitos de determinados eventos, como exemplo podemos citar recessões econômicas; e em longo prazo é utilizada para saber como será a aceitação de um novo produto no mercado baseado na demanda de produtos similares (MAKRIDAKIS, 1996).

A Análise Conjunta é utilizada para quantificar o desejo do consumidor para diferentes alternativas e variados atributos do produto. Esta técnica é baseada em pesquisa com o intuito de obter dados de entrada para os processos de previsão de novos produtos (WITTINK; BERGESTEUN, 2001).

A aplicação da técnica de Análise Conjunta é realizada através dos seguintes passos (WITTINK; BERGESTEUN, 2001): seleção de uma categoria de produtos; identificação dos tipos de consumidores; seleção das características que definem o produto; escolha do intervalo da variação dos atributos; descrição do métodos de coletas de dados; desenvolvimento de instrumentos de pesquisa; definição da amostra representativa do mercado alvo e coleta de dados; e análise dos dados. No intuito de relacionar as intenções dos consumidores com relação ao produto, a técnica utiliza um modelo de Regressão Múltipla designado por função de preferência (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

O Bootstrapping Subjetivo envolve um processo por meio de técnica quantitativa que reproduza uma técnica qualitativa preditiva de situações reais ou simuladas. Esta técnica sistematiza as regras da previsão subjetiva, convertendo a previsão dos especialistas em um

modelo quantitativo através da regressão da previsão subjetiva sobre informações utilizadas no processo preditivo (ARMSTRONG, 2001a).

Na técnica de Bootstrapping Subjetivo um especialista ou um grupo de especialistas faz uma previsão dos possíveis problemas relacionados ao produto, previsão esta que em conjunto com as regras utilizadas pelos especialistas no processo preditivo são dados de entrada para um modelo de previsão através de Análise de Regressão (ARMSTRONG, 1983). São utilizadas como variáveis dependentes no processo as previsões feitas pelos especialistas, e as informações utilizadas por eles para chegar à essas previsões são variáveis independentes do modelo de regressão (ARMSTRONG, 2001b; GOODWIN, 2002).

O Bootstrapping Subjetivo pode ser utilizado em diversas áreas como da psicologia, educação, marketing, finanças entre outros, é importante ressaltar que é indicado em situações complexas onde somente uma análise subjetiva não é confiável e a previsão subjetiva deve ser considerada no processo de previsão. Esta técnica também oferece alternativa a modelos econométricos em situações em que não há disponibilidade de dados sobre as variáveis dependentes ou os dados das variáveis independentes oferecem pouca variação histórica. O Bootstrapping Subjetivo pode ser uma alternativa à Análise Conjunta por meio de dados artificiais onde os especialistas irão estimar as respostas dos consumidores; no caso de previsões de vendas de novos produtos os dois métodos integrados são apropriados (ARMSTRONG, 2001b).

A técnica de previsão baseada em regras (RBF – Rule Based Forecasting) converte as previsões dos especialistas em um conjunto de regras. O RBF tem por objetivo eliminar as restrições dos métodos de extrapolação como, por exemplo, o fato de não incorporar o domínio do conhecimento no processo de previsão. Através da eliminação destas restrições o RBF insere conhecimento de eventos que ocorreram que a série temporal não reflete e conhecimentos de eventos futuros. As regras produzem uma previsão através de uma combinação de métodos por meio do uso de conhecimento e experiência dos especialistas, bem como teoria disponível, pesquisas empíricas e características dos dados. O RBF é indicado em situações onde há um domínio de conhecimento elevado, incertezas e instabilidade são baixas ou moderadas e o horizonte de previsão é de longo prazo (COLLOPY; ARMSTRONG, 1992).

Para iniciar a aplicação do RBF deve-se coletar dados e identificar as características das séries temporais. Pode-se identificar algumas características com base no domínio de conhecimento, são elas: padrão da tendência das séries temporais (multiplicativo/exponencial ou aditivo/linear); dados simulados; descontinuidade do nível das séries não temporais;

instabilidade da tendência; ciclos e sazonalidades de demanda; e fatores causais que afetam os componentes das séries. Ao serem identificadas as características das séries temporais define-se o horizonte de previsão e ajusta-se os dados históricos influenciados por eventos especiais (ARMSTRONG; ADYA; COLLOPY, 2001). Para o curto prazo utiliza-se métodos de extrapolação e para o longo prazo deve-se usar modelos de regressão (COLLOPY; ARMSTRONG, 1992). Para finalizar a aplicação do método deve - se combinar os modelos aplicados para os diferentes horizontes de previsão (ARMSTRONG; ADYA; COLLOPY, 2001).

Os Modelos Econométricos são definidos como sistemas de equações de regressão interdependentes de uma ou mais variáveis relacionadas a fatores econômicos (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971). Por se tratar de uma técnica cujo desenvolvimento é altamente dependente de situações específicas existe a necessidade de um envolvimento de especialistas experientes e habilidosos, embora os modelos usados para a previsão sejam muito simples e envolvam poucas equações. Apesar dos modelos serem simples as previsões das variáveis dependentes devem ser precisas para serem incluídas nos modelos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; ALLEN; FIELDS, 2001) .

Em uma modelagem econométrica são abordados os seguintes procedimentos (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998): coletar e refinar o maior número de dados disponíveis; determinar o objetivo da modelagem; determinar as variáveis incluídas em cada questão; determinar a forma funcional (linear, exponencial, logarítmica, etc.) do modelo de regressão; identificar as relações de interdependência, as direções esperadas e restrições das relações; checar a validade das considerações assumidas (normalidade, autocorrelação, estabilidade dos dados, etc.); otimizar o modelo quando possível (inclusão ou exclusão de variáveis); estimar simultaneamente os parâmetros de todas as equações; testar a significância estatística dos resultados; mensurar a precisão do modelo e atualizá-lo quando necessário.

Existem situações em que os métodos econométricos são mais eficientes como, por exemplo: em se tratando de previsão de curto e médio prazo; quando as relações causais podem ser estimadas; quando grandes mudanças causais são esperadas no processo de previsão; quando se espera relações causais fortes entre variáveis; e quando mudanças podem ser previstas precisamente (MAKRIDAKIS; WHEELRIGHT; HYNDMAN, 1998; ARMSTRONG, BRODIE, 1999).

O Sistema Especialista é um método apropriado em situações onde há necessidade de repetição do processo; para modelar problemas complexos; quando os especialistas estão

dispostos a investir muito tempo no desenvolvimento de regras para o processo de previsão; e quando os dados são poucos ou a qualidade dos dados de variáveis dependentes não é boa. Este sistema caracteriza-se por possuir maior integração de métodos qualitativos e quantitativos (Figura 7), são procedimentos estruturados que traduzem previsões subjetivas em um formato reproduzível independente do especialista (ARMSTRONG, 2001a).

O desenvolvimento do Sistema Especialista ocorre a partir de três etapas são elas: (i) coleta de conhecimento relevante que é feita através da obtenção de informações que deve contar com diferentes fontes de pesquisa, como entrevistas com especialistas, revisões bibliográficas, questionários, estudo de caso, métodos de Opinião de Especialistas, Análise Conjunta, Bootstrapping Subjetivo e Previsão baseada em regras; (ii) estruturação e aplicação do conhecimento, que foca no desenvolvimento de um modelo de regressão da variável a ser prevista em função das regras no processo de previsão; (iii) teste e validação do método, feita a partir da análise da precisão das previsões. O processo do Sistema Especialista deve focar a facilidade de examinar as regras, revisá-las e adicionar regras quando necessário. Para facilitar a aprendizagem do sistema pelos especialistas todos os aspectos importantes do processo de previsão devem ser representados (COLLOPY; ADYA; ARMSTRONG, 2001).

3 MÉTODO DE TRABALHO

A abordagem de resolução de um problema sob a ótica da modelagem envolve várias fases: deve existir um sistema real; baseado no sistema real deve ser feito um modelo matemático para solucionar algum problema desse sistema; são feitas posteriormente análises a partir do modelo sugerido; e fechando a pesquisa devem ser feitas conclusões ou decisões e avaliações do sistema.

3.1 MÉTODO PROPOSTO PARA SELEÇÃO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO

Metodologias para a escolha de técnicas de previsão auxiliam qualquer profissional, sem a necessidade de conhecimento aprofundado ou auxílio de especialistas no assunto, a definir a técnica ideal para determinada situação (LO, 1994).

Na Figura 8 Armstrong (2001c apud LEMOS, 2006, p. 82) mostra uma árvore para definição de técnicas de previsão.

Armstrong (2001c apud LEMOS, 2006, p. 84), no desenvolvimento de sua metodologia, obteve evidências que as técnicas quantitativas são mais precisas que as qualitativas nos casos em que séries históricas encontram-se disponíveis. Ainda neste trabalho ele identificou que as técnicas mais simples devem ser priorizadas em relação aos métodos complexos, devido à facilidade de compreensão, aos custos reduzidos e também pelo fato de que raramente são menos precisos que os métodos complexos.

Em complemento a árvore de seleção proposta por Armstrong (2001c), existem diversos fatores para seleção das técnicas de previsão, que são apresentados nas Figuras 9, 10, 11, 12 e 13 (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986 apud LEMOS, 2006, p. 153–156; LEMOS, 2006).

Para elaboração do sistema devem ser seguidos os seguintes passos (LEMOS, 2006): (i) definição do problema e níveis industriais da previsão; (ii) priorização dos itens a serem previstos; (iii) definição dos fatores temporais; (iv) análise do ciclo de vida dos itens; (v) definição dos dados de entrada e saída; (vi) coleta e preparação dos dados; (vii) escolha das técnicas de previsão; (viii) seleção do pacote computacional; (ix) implementação da(s) técnica(s) de previsão; e (x) validação da(s) técnica(s) escolhida(s). A explanação de cada uma destas etapas é apresentada na literatura de Lemos (2006).

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Pesquisa de Intenções	Delphi	Média móvel
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	A coleta de dados pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método.	Previsão pode ser obtida rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado	moderado	curto
Tempo de execução do método	longo	moderado a longo	curto
Necessidade de atualizações de previsões	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado se novas informações estiverem disponíveis.	O método permite atualizações frequentes das previsões.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais auxiliam no processo preditivo.	Recursos computacionais não são essenciais.	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.
Custos de implementação e manutenção do método	Os custos dependem do tipo de pesquisa (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc), geralmente tem custo elevado.	Os custos dependem do tipo de aplicação do Delphi (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc), mas geralmente tem baixo custo.	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Dificuldade para trabalhar com variabilidade das séries, mas pode acompanhar frequentemente a variabilidade com pesquisas frequentes.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Pode acomodar a variabilidade com período de média móvel apropriado.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Mudanças significativas não são agregadas frequentemente.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos entrevistados.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.
Mudanças contextuais são esperadas	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.	Não pode incorporar mudanças contextuais nas previsões.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Raramente incorpora mudanças nas relações entre variáveis.	Adapta-se bem a mudanças.	Não pode incorporar mudanças nas relações entre variáveis.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes, mas o escopo pode ser limitado.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.
Grau de acurácia	Pode ser mais acurado para previsões de produtos não duráveis, tendo limitações nas previsões de produtos duráveis.	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.	Método gera previsões acuradas sob condições estáveis.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Geralmente não pode antecipar <i>turning points</i> .	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .	Não pode antecipar <i>turning points</i> .

Figura 9 – Fatores de Seleção - Parte 1 (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986 apud LEMOS, 2006, p. 154).

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Suavização exponencial	Box-Jenkins	Análise de Regressão
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	Previsão pode ser obtida rapidamente.	O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.	O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	curto	longo	moderado a longo
Tempo de execução do método	curto	moderado	curto a moderado
Necessidade de atualizações de previsões	O método permite atualizações frequentes das previsões.	O método permite atualizações frequentes das previsões.	O método permite atualizações frequentes das previsões.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.	Custos elevados de implementação e manutenção.	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são moderados.
Dados históricos disponíveis	Dados atuais e previsões recentes são necessários.	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Pode acomodar variabilidade com parâmetros de suavização adequados.	Trabalha a variabilidade efetivamente.	Trabalha a variabilidade bem, com variáveis independentes apropriadas.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.	Insensível a mudanças nas decisões, mas pode incorporar as mudanças nas variáveis dependentes.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Incorpora bem mudanças se elas são agregadas apropriadamente nas variáveis dependentes.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Baixa acurácia das previsões se mudanças ocorrerem
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Previsões de componentes pode comprometer substancialmente a acurácia da previsão.
Grau de acurácia	Muito acurado para previsões de curto prazo.	Muito acurado para previsões de curto e médio prazo.	Pode ser acurado se as relações das variáveis se mantêm estáveis e a proporção explicada pela variância é alta.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Não pode antecipar <i>turning points</i> .	Fraca capacidade de identificação de <i>turning points</i> .	Se as relações entre as variáveis são estáveis o método pode prever efetivamente <i>turning points</i> .

Figura 10 – Fatores de Seleção - Parte 2 (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986 apud LEMOS, 2006, p. 155).

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Decomposição de séries temporais	Analogias	Modelos econométricos
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo	médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	O desenvolvimento do modelo e coleta de dados podem demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.	As previsões podem ser obtidas rapidamente, mas a coleta de dados pode atrasar o processo preditivo.	O desenvolvimento do modelo e coleta de dados podem demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado	moderado	longo
Tempo de execução do método	curto	moderado	curto a moderado
Necessidade de atualizações de previsões	O método permite atualizações frequentes das previsões.	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado se novas informações estiverem disponíveis.	O método permite atualizações frequentes das previsões se os dados de entrada do método estiverem disponíveis.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.	Recursos computacionais auxiliam no processo preditivo.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Custos moderados de implementação e manutenção.	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.	Custos de implementação elevados e custos de manutenção moderados.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Pode isolar e determinar os efeitos dos componentes sobre a variabilidade das séries.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Pode ajustar sistematicamente padrões aleatórios.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.	Pode refletir mudanças nas decisões gerenciais.	Insensível a mudanças, ao menos que incorpore a mudança nos indicadores.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar mudanças, mas a qualidade da previsão pode variar substancialmente.	Método altamente sensível a mudanças.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar mudanças das relações entre variáveis nas previsões.	Baixa acurácia das previsões se mudanças ocorrerem.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.
Grau de acurácia	Isola efetivamente os componentes identificáveis.	Baixa acurácia.	Acurácia moderada em ambientes dinâmicos.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Geralmente não pode prever <i>turning points</i> .	Pode prever somente mudanças não cíclicas.	Especialmente efetivo em previsões de mudanças cíclicas.

Figura 11 – Fatores de Seleção - Parte 3 (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986 apud LEMOS, 2006, p. 156).

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Bootstrapping Subjetivo	Análise Conjunta	Jogo de Representação
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado a longo	moderado a longo	moderado
Tempo de execução do método	moderado a longo	moderado a longo	moderado a longo
Necessidade de atualizações de previsões	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado se novas informações estiverem disponíveis.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais não são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Os custos dependem do tipo de análise dos especialistas, mas geralmente tem baixo custo.	Os custos dependem do tipo de pesquisa (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc), geralmente tem custo elevado.	Os custos dependem do tipo de interação (pessoal ou virtual), mas geralmente tem baixo custo.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.
Variabilidade das séries temporais	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Dificuldade para trabalhar com variabilidade das séries, mas pode acompanhar frequentemente a variabilidade de pesquisas frequentes.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos entrevistados.	Mudanças significativas não são agregadas frequentemente.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos participantes.
Mudanças contextuais são esperadas	Incorpora bem mudanças contextuais nas previsões.	Incorpora bem mudanças se elas são agregadas apropriadamente nas variáveis dependentes.	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Baixa acurácia das previsões se mudanças ocorrerem.	Raramente incorpora mudanças nas relações entre variáveis.	Adapta-se bem a mudanças.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Pode ser utilizado para previsões de componentes, mas o escopo pode ser limitado.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.
Grau de acurácia	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.	Pode ser acurado se as relações das variáveis se mantêm estáveis.	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .	Se as relações entre as variáveis são estáveis o método pode prever efetivamente <i>turning points</i> .	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .
Capacidade de incorporar prontamente mudanças de direção da demanda na previsão	Pode ajustar muito bem a previsão sob condições dinâmicas.	Pode responder muito bem a mudanças.	Pode ajustar muito bem a previsão sob condições dinâmicas.

Figura 12 – Fatores de Seleção - Parte 4 (LEMOS, 2006).

Fatores de seleção	Método de Previsão	
	Previsão baseada em regras	Sistema Especialista
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado a longo	longo
Tempo de execução do método	curto a moderado	moderado a longo
Necessidade de atualizações de previsões	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Os custos dependem do tipo de análise dos especialistas, mas geralmente tem custo moderado.	Os custos dependem do tipo de análise do especialista, geralmente tem custo elevado.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Trabalha a variabilidade efetivamente.	Trabalha a variabilidade efetivamente.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos especialistas.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos especialistas.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.
Grau de acurácia	Muito acurado para previsões de curto e médio prazo.	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Pode antecipar <i>turning points</i> .	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .
Capacidade de incorporar prontamente mudanças de direção da demanda na previsão	Quando os <i>turning points</i> são identificados o método ajusta rapidamente a previsão.	Pode ajustar muito bem a previsão sob condições dinâmicas.

Figura 13 – Fatores de Seleção - Parte 5 (LEMOS, 2006).

4 PESQUISA OPERACIONAL

Neste capítulo foram pesquisados dois diferentes produtos de uma indústria de equipamentos pesados. A indústria pesquisada é uma das unidades de uma multinacional que fabrica equipamentos para construção, mineração e para diversos outros segmentos. Através do método apresentado no Capítulo 3 foi será definido o melhor método para fazer a previsão de vendas da empresa.

DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

O problema resolvido neste trabalho foi a obtenção de previsões de venda precisas para dois produtos de uma indústria de equipamentos pesados (denominados neste trabalho como “A” e “B”). Ambos os produtos estão em suas fases de estabilidade de mercado, pois já não apresentam grandes alterações em suas participações de mercado – Tabela 1. Os fatores contextuais que influenciam as demandas destes produtos são desconhecidos pelos especialistas da indústria.

Tabela 1 – Participação de mercado dos produtos A e B para o período de 2008 a 2011.

	Ano 2008	Ano 2009	Ano 2010	Ano 2011
Participação de mercado Produto A	49%	48%	51%	50%
Participação de mercado Produto B	55%	57%	54%	57%

A indústria pesquisada elabora suas previsões através de um método próprio que incorpora a opinião e informações de seus vendedores e uma ponderação subjetiva da gerência comercial. Os vendedores informam à gerência comercial os projetos em andamento e uma estimativa de novos projetos para os períodos futuros. A gerência comercial pondera as informações enviadas pelos vendedores de forma subjetiva e elabora a previsão. Os resultados dessas previsões para os produtos pesquisados são apresentados nas Figuras 16 e 17.

A empresa possui restrições para mudanças de curto prazo em seu planejamento operacional, principalmente pelos longos prazos de importação de componentes utilizados na fabricação dos produtos dessa pesquisa. As previsões são utilizadas para o planejamento de todos os departamentos estratégicos da empresa (produção, logística, compras, vendas, marketing, recursos humanos e financeiro) e por esse motivo precisam ser precisas.

OBTENÇÃO DE DADOS

O nível industrial da previsão é local, visto que as previsões são necessárias para o planejamento operacional da empresa.

O período da previsão definido foi mensal, respeitando o planejamento operacional da empresa que também é mensal. O horizonte da previsão foi mensal e a previsão foi feita sempre para o quinto mês após o mês vigente devido às restrições da empresa em alterar seu planejamento operacional em curto prazo. O intervalo da previsão também foi mensal.

Para elaboração do trabalho foi disponibilizada pela empresa as séries históricas das demandas dos produtos – Figuras 14 e 15, as previsões elaboradas por seus especialistas – Figuras 16 e 17 e as participações de mercado dos produtos – Tabela 1.

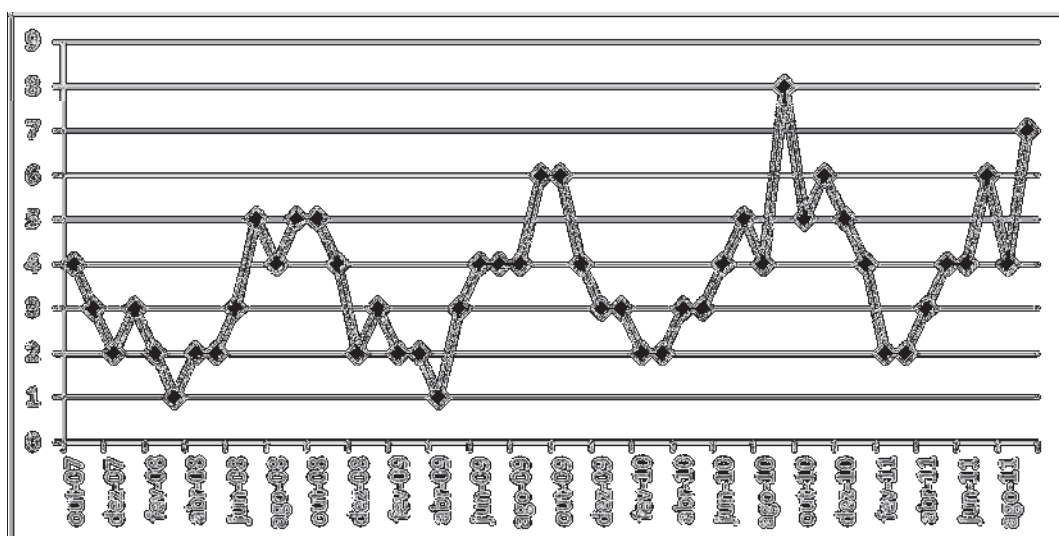


Figura 14 – Série histórica Produto A.

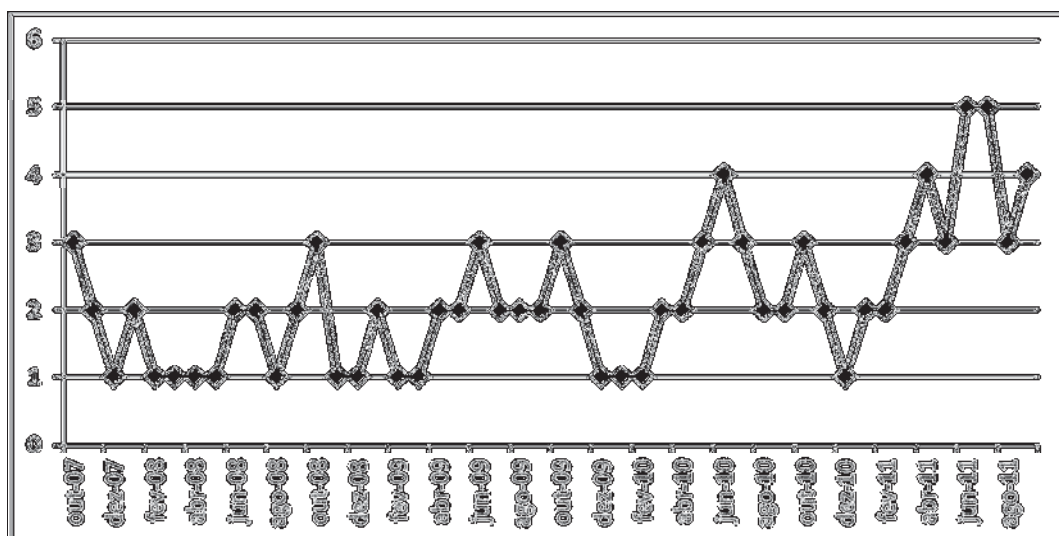


Figura 15 – Série histórica Produto B.

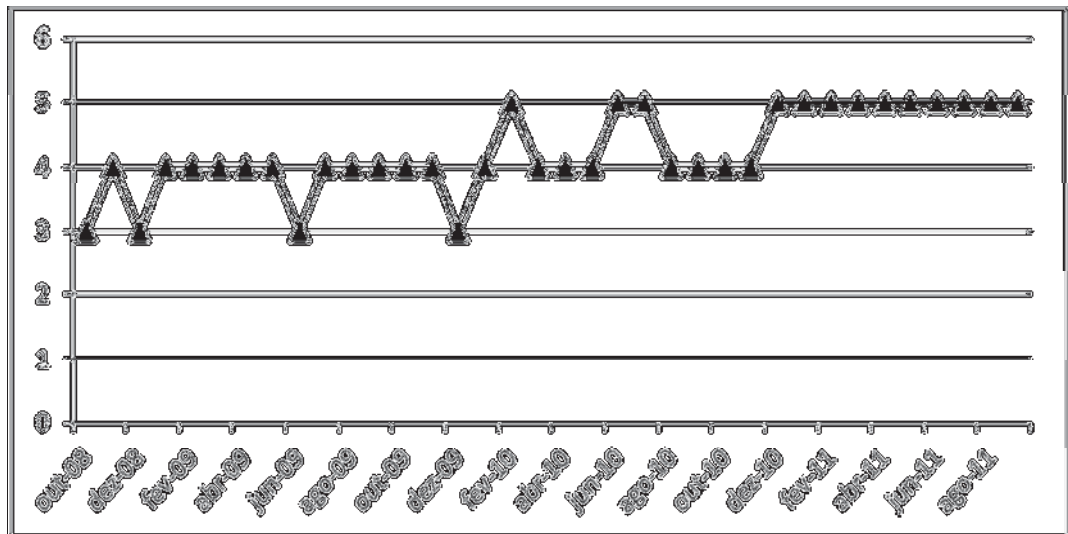


Figura 16 – Previsão Especialistas Produto A.

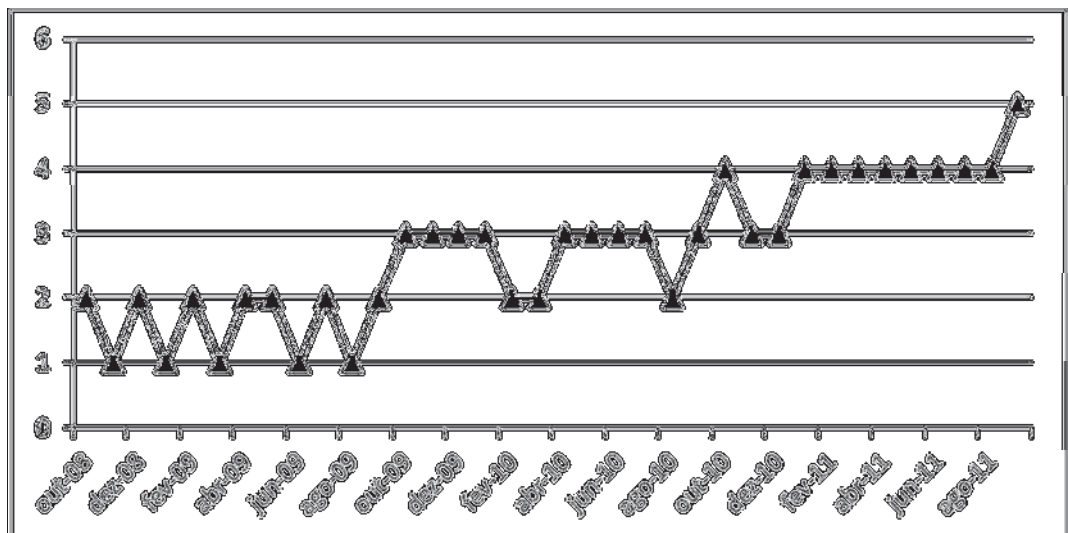


Figura 17 – Previsão Especialistas Produto B.

Nas Figuras 14 e 15 é possível verificar as demandas reais dos Produtos A e B respectivamente, referentes ao período de out. 2007 a set. 2011. O padrão de demanda desses dois produtos apresentam componentes de sazonalidade anual e tendência linear.

Nas Figuras 16 e 17 é possível verificar as previsões elaboradas pela empresa pesquisada para os Produtos A e B respectivamente, referentes ao período de out. 2008 a set. 2011. É possível verificar que os especialistas da empresa procuraram equalizar a demanda prevista desconsiderando a componente sazonal da série histórica, o que diminuiu consequentemente o coeficiente de determinação R^2 e aumentou os erros percentuais absolutos médios dessas previsões.

SELEÇÃO DAS TÉCNICAS DE PREVISÃO

Através da árvore de seleção apresentada no Capítulo 3 foram considerados os seguintes pontos para seleção da técnica adequada aos produtos da pesquisa: o nível de aplicação da previsão que no caso desta pesquisa é local; o estágio de ciclo de vida dos produtos que se encontram na estabilidade de mercado; o bom conhecimento da relação entre variáveis que influenciam a previsão que no caso pesquisado não há; e análise das componentes das séries temporais, onde foi verificada a presença de componentes sazonais para ambos os produtos desta pesquisa. Esses pontos citados nos levaram a selecionar para os Produtos A e B, a técnica de amortecimento exponencial triplo, método de Holt-Winters, conforme apresentado no referencial teórico – Figura 18.

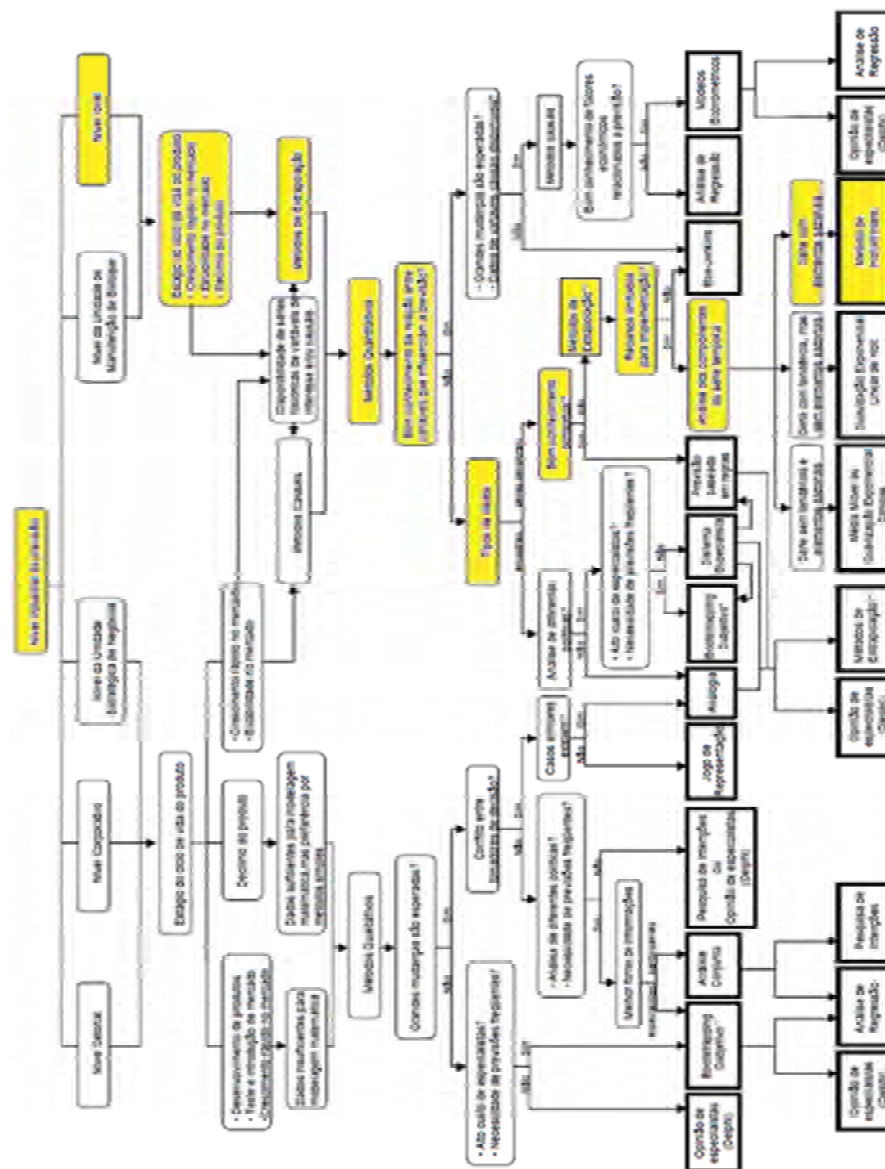


Figura 18 – Seleção da técnica adequada para os Produtos A e B.

Seguindo o método apresentado no Capítulo 3, após a definição da técnica de amortecimento exponencial triplo através da árvore de seleção de Armstrong (Fig. 18), também foram analisados os fatores de seleção da referida técnica, com o intuito de ratificar ou reprovar a aplicação da mesma. Os fatores analisados podem ser observados na Figura 19.

Fatores de seleção	Suavização exponencial
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	Previsão pode ser obtida rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	curto
Tempo de execução do método	curto
Necessidade de atualizações de previsões	O método permite atualizações frequentes das previsões.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.
Custos de implementação e manutenção do método	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.
Dados históricos disponíveis	Dados atuais e previsões recentes são necessários.
Variabilidade das séries temporais	Pode acomodar variabilidade com parâmetros de suavização adequados.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.
Grau de acurácia	Muito acurado para previsões de curto prazo.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Não pode antecipar <i>turning points</i> .

Figura 19 – Fatores de seleção para a técnica de amortecimento exponencial.

Dentre os fatores listados na Figura 19 podem ser destacados: o horizonte de previsão com boa acurácia, que no caso foi mensal para o quinto mês após o mês vigente e considerado pelos especialistas da empresa como um horizonte de médio prazo; a urgência de previsões, pois a técnica permite velocidade na obtenção de previsões; tempo curto para execução da técnica; a técnica permite atualizações frequentes na previsão; como os dados de entrada para a técnica encontram-se disponíveis, o custo de implantação é baixo.

Cabe ainda ressaltar que devido ao fato da técnica de amortecimento exponencial não conseguir prever os *turning points* ou as mudanças de padrão de demanda ou picos e vales aleatórios na demanda dos Produtos A e B, o ajuste subjetivo é uma alternativa cabível. Caso os especialistas da empresa tenham conhecimento de informações contextuais que possam influenciar na demanda destes produtos, que não se aplica para a pesquisa deste trabalho, tais fatores podem ser incorporados ao sistema de previsão através do ajuste subjetivo e com isso melhorar a precisão do modelo e das previsões.

SELEÇÃO DO PACOTE COMPUTACIONAL

O desenvolvimento matemático da técnica de amortecimento exponencial, por ser uma técnica simples, foi feito no Microsoft Excel.

IMPLEMENTAÇÃO DA TÉCNICA

As séries históricas foram utilizadas para: ajustar o modelo matemático (43 períodos mensais); e para avaliar a precisão do modelo (5 períodos mensais). A modelagem foi feita através da técnica de amortecimento exponencial triplo.

Como as previsões elaboradas pela empresa pesquisada já atendem, mesmo que com alguma restrição às necessidades da mesma, o modelo estudado será considerado satisfatório caso os valores de seus coeficientes de determinação (R^2) e erros percentuais absolutos médios forem melhores que os valores das previsões elaboradas pela empresa pesquisada.

O desenvolvimento matemático da técnica de amortecimento exponencial triplo utiliza as Equações 7, 8, 9 e 10, mostradas no Capítulo 2 e rerepresentadas abaixo:

$$S_t = \gamma \left(\frac{R_t}{N_t} \right) + (1 - \gamma) S_{t-c} \quad (7)$$

$$T_t = \beta (N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1} \quad (8)$$

$$N_t = \alpha \left(\frac{R_t}{S_{t-c}} \right) + (1 - \alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (9)$$

$$P_{t+p} = (N_t + pT_t)S_{t-c+p} \quad (10)$$

Também foi utilizada a medida de precisão, apresentada no Capítulo 2, de erro percentual absoluto médio (MAPE) e também foi medido o coeficiente de determinação (R^2). Abaixo é reapresentada a equação 17 que é referente à medida de precisão MAPE e também é apresentada a equação do coeficiente de determinação (R^2) – Equação 20:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|R_t - P_t|}{R_t}}{n} \quad (17)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (P_t - \overline{R_t})^2}{\sum_{t=1}^n (R_t - \overline{R_t})^2} \quad (20)$$

- Produto A

Tabela 2 – Resultados referentes ao Produto A.

Proposta TG								Especialistas		
alfa	beta	gama	R ²	MAPE Modelo	16,29%	MAPE 5 últimos	8,33%	R ²	MAPE	MAPE 5 últimos
0	0	0,770249	0,763537022					0,332437	35,72%	19,05%

Período	Real	Nível	Sazonalidade	Tendência	Previsão	MAPE	Previsão	MPE	MAPE
out/07	4	4,00	1,00	0					
nov/07	3	3,98	0,80	-0,0024					
dez/07	2	3,94	0,59	-0,00714624					
jan/08	3	3,91	0,81	-0,009380404					
fev/08	2	3,86	0,60	-0,013947372					
mar/08	1	3,79	0,39	-0,020789527					
abr/08	2	3,74	0,61	-0,025044944					
mai/08	2	3,68	0,62	-0,029155145					
jun/08	3	3,64	0,85	-0,030713169					
jul/08	5	3,63	1,31	-0,027366321					
ago/08	4	3,61	1,09	-0,026420732					
set/08	5	3,62	1,32	-0,023030644					
out/08	5	3,65	1,27	-0,016570661	4	20,00%	4	20,00%	20,00%
nov/08	4	3,69	1,00	-0,009053393	3	22,50%	3	22,50%	22,50%
dez/08	2	3,66	0,59	-0,01194192	2	15,00%	2	15,00%	15,00%
jan/09	3	3,67	0,78	-0,008686222	3	11,25%	2	19,58%	19,58%

Tabela 2 – Resultados referentes ao Produto A.

Período	Proposta TG						Especialistas		
	Real	Nível	Sazonalidade	Tendência	Previsão	MAPE	Previsão	MPE	MAPE
fev/09	2	3,70	0,52	-0,005138022	2	9,00%	3	5,67%	25,67%
mar/09	2	3,68	0,56	-0,006179067	1	15,83%	3	-3,61%	29,72%
abr/09	1	3,63	0,33	-0,011137452	2	27,86%	3	-31,67%	54,05%
mai/09	3	3,62	0,83	-0,01140966	2	28,54%	3	-27,71%	47,29%
jun/09	4	3,60	1,15	-0,012756228	3	28,15%	3	-21,85%	44,81%
jul/09	4	3,59	1,11	-0,012543237	5	27,83%	3	-17,17%	42,83%
ago/09	4	3,56	1,16	-0,013837381	4	25,30%	4	-15,61%	38,94%
set/09	6	3,57	1,61	-0,011048541	5	24,58%	4	-11,53%	38,47%
out/09	6	3,61	1,55	-0,00519297	5	23,97%	4	-8,08%	38,08%
nov/09	4	3,67	1,01	0,002404492	4	22,26%	4	-7,50%	35,36%
dez/09	3	3,68	0,81	0,002829078	2	23,00%	4	-9,22%	35,22%
jan/10	3	3,72	0,76	0,007975001	3	21,56%	4	-10,73%	35,10%
fev/10	2	3,73	0,54	0,007670249	2	20,29%	4	-15,98%	38,92%
mar/10	2	3,78	0,50	0,013079958	2	19,17%	4	-20,65%	42,31%
abr/10	3	3,79	0,80	0,01262242	1	21,67%	4	-21,32%	41,84%
mai/10	3	3,78	0,85	0,009784354	3	20,58%	4	-21,92%	41,42%
jun/10	4	3,78	1,07	0,009339602	4	19,60%	5	-22,06%	40,63%
jul/10	5	3,80	1,29	0,010621558	4	19,62%	5	-21,06%	38,79%
ago/10	4	3,79	1,15	0,00743028	4	18,77%	5	-21,23%	38,19%
set/10	8	3,82	2,00	0,010717484	6	19,03%	5	-18,78%	38,16%
out/10	5	3,86	1,25	0,013455695	6	19,07%	5	-18,03%	36,63%
nov/10	6	3,94	1,40	0,02194626	4	19,62%	5	-16,70%	35,87%
dez/10	5	4,01	1,16	0,028293827	3	20,37%	5	-16,08%	34,54%
jan/11	4	4,11	0,90	0,03637198	3	20,54%	5	-16,40%	34,20%
fev/11	2	4,14	0,48	0,036096187	2	19,83%	4	-19,28%	36,47%
mar/11	2	4,15	0,54	0,032071089	2	19,17%	4	-21,97%	38,58%
abr/11	3	4,17	0,74	0,030472285	3	18,55%	4	-22,34%	38,41%
mai/11	4	4,19	0,97	0,029404102	3	18,75%	4	-21,64%	37,21%
jun/11	4	4,19	1,01	0,026739682	4	18,18%	5	-21,74%	36,84%
jul/11	6	4,24	1,37	0,02912684	5	18,14%	5	-20,61%	36,25%
ago/11	4	4,22	1,13	0,023676791	5	18,33%	5	-20,74%	35,93%
set/11	7	4,28	1,57	0,026950248	8	18,22%	5	-19,37%	35,72%

A média dos erros percentuais absolutos (MAPE) do modelo matemático foi de 16,29% e para a previsão dos especialistas foi de 35,72%. O coeficiente de determinação para o modelo matemático foi de 0,76 (para $\alpha = 0$, $\beta = 0$ e $\gamma = 0,77$) e para a previsão dos especialistas, que não utiliza a técnica de amortecimento exponencial triplo, foi de 0,33. Os coeficientes de nível (α), de tendência (β) e de sazonalidade (γ) foram determinados através da ferramenta Solver do Microsoft Excel para que o valor de R^2 fosse o mais alto possível,

lembrando que o valor desse coeficiente varia entre 0 e 1, sendo que o valor igual a 1 significa o ajuste perfeito entre duas curvas analisadas.

A média dos erros percentuais absolutos para os cinco últimos períodos mensais (separados para avaliação de precisão do modelo) foi de 8,33%.

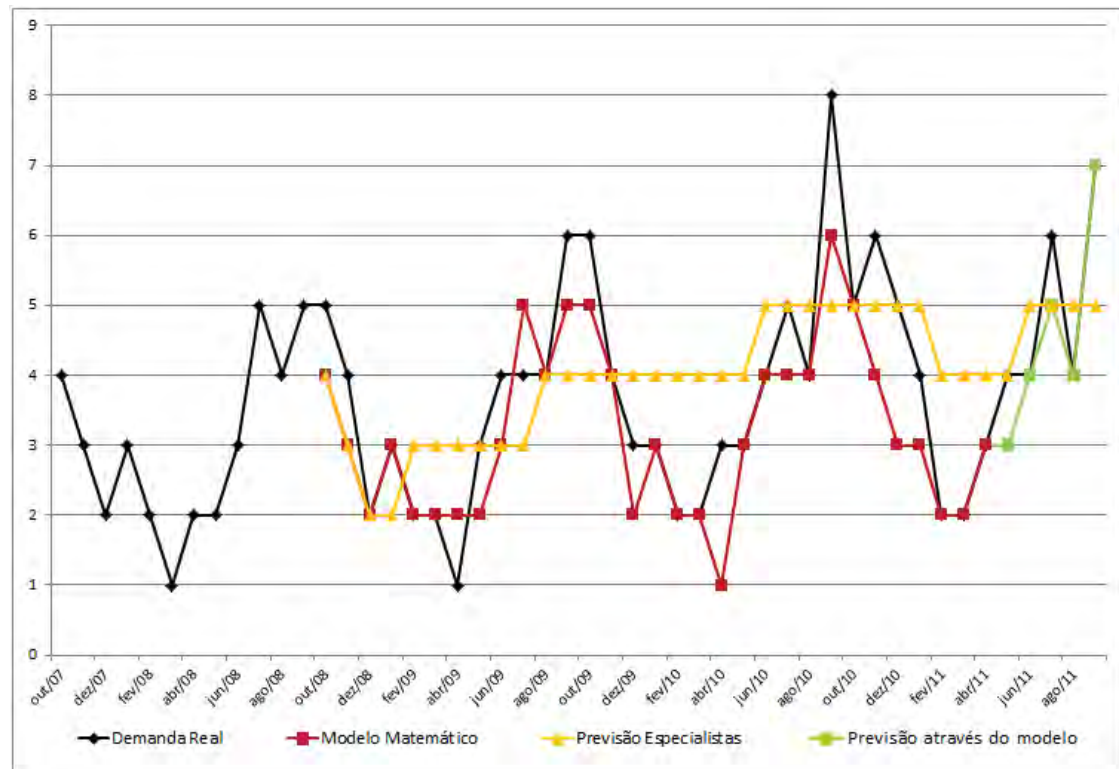


Figura 20 – Série histórica, modelo matemático e previsão - Produto A.

A Figura 20 mostra as demandas reais, as previsões da empresa pesquisada, o modelo matemático obtido através da técnica de amortecimento exponencial triplo e as cinco previsões obtidas pelo modelo. Percebe-se que os especialistas da empresa não consideram em suas previsões a componente sazonal da série histórica, o que faz dessas previsões menos precisas das que foram obtidas através da técnica de amortecimento exponencial triplo.

- Produto B

Tabela 3 – Resultados referentes ao Produto B.

Proposta TG								Especialistas		
alfa	beta	gama	R ²	MAPE Modelo	21,24%	MAPE 5 últimos	11,25%	R ²	MAPE	MAPE 5 últimos
0,088542	0,170387	0,891507	0,729387487					0,31356	47,87%	24,58%

Período	Real	Nível	Sazonalidade	Tendência	Previsão	MAPE	Previsão	MPE	MAPE
out/07	3	3,00	1,00	0					
nov/07	2	2,91	0,72	-0,015086413					
dez/07	1	2,73	0,44	-0,043695855					
jan/08	2	2,62	0,79	-0,054026531					
fev/08	1	2,43	0,48	-0,077713853					
mar/08	1	2,23	0,51	-0,098131427					
abr/08	1	2,03	0,55	-0,115260734					
mai/08	1	1,84	0,59	-0,129134505					
jun/08	2	1,73	1,14	-0,124745275					
jul/08	2	1,64	1,19	-0,118862717					
ago/08	1	1,48	0,71	-0,126794214					
set/08	2	1,41	1,37	-0,117024158					
out/08	3	1,55	1,81	-0,073745441	2	33,33%	2	33,33%	33,33%
nov/08	1	1,55	0,62	-0,061304655	1	16,67%	1	16,67%	16,67%
dez/08	1	1,47	0,69	-0,064556946	1	11,11%	2	-22,22%	44,44%
jan/09	2	1,65	1,13	-0,022199037	1	20,83%	1	-4,17%	45,83%
fev/09	1	1,66	0,59	-0,017032284	1	16,67%	2	-23,33%	56,67%
mar/09	1	1,66	0,60	-0,014184737	1	13,89%	1	-19,44%	47,22%
abr/09	2	1,80	1,06	0,011864718	1	19,05%	2	-16,67%	40,48%
mai/09	2	1,80	1,11	0,011142694	1	22,92%	2	-14,58%	35,42%
jun/09	3	1,88	1,55	0,021710582	2	24,07%	1	-5,56%	38,89%
jul/09	2	1,98	0,98	0,035492568	2	21,67%	2	-5,00%	35,00%
ago/09	2	1,97	1,06	0,027064531	1	24,24%	1	0,00%	36,36%
set/09	2	1,91	1,13	0,013697327	2	22,22%	2	0,00%	33,33%
out/09	3	2,18	1,29	0,057157483	3	20,51%	3	0,00%	30,77%
nov/09	2	2,30	0,85	0,066853037	1	22,62%	3	-3,57%	32,14%
dez/09	1	2,23	0,52	0,044513471	1	21,11%	3	-16,67%	43,33%
jan/10	1	2,22	0,47	0,035605054	2	26,04%	3	-28,13%	53,13%
fev/10	1	2,21	0,47	0,026763678	1	24,51%	2	-32,35%	55,88%
mar/10	2	2,21	0,92	0,021582337	1	25,93%	2	-30,56%	52,78%
abr/10	2	2,19	0,94	0,01513003	2	24,56%	3	-31,58%	52,63%
mai/10	3	2,18	1,40	0,010999399	3	23,33%	3	-30,00%	50,00%
jun/10	4	2,36	1,62	0,039660802	4	22,22%	3	-27,38%	48,81%

Tabela 3 – Resultados referentes ao Produto B

Período	Proposta TG						Especialistas		
	Real	Nível	Sazonalidade	Tendência	Previsão	MAPE	Previsão	MPE	MAPE
jul/10	3	2,44	1,21	0,046330091	2	22,73%	3	-26,14%	46,59%
ago/10	2	2,42	0,86	0,035614867	2	21,74%	2	-25,00%	44,57%
set/10	2	2,38	0,89	0,021889576	2	20,83%	3	-26,04%	44,79%
out/10	3	2,50	1,16	0,038863495	3	20,00%	4	-26,33%	44,33%
nov/10	2	2,65	0,73	0,058382336	2	19,23%	3	-27,24%	44,55%
dez/10	1	2,66	0,39	0,049949817	1	18,52%	3	-33,64%	50,31%
jan/11	2	2,85	0,68	0,073479625	1	19,64%	4	-36,01%	52,08%
fev/11	2	2,85	0,72	0,062084094	1	20,69%	4	-38,22%	53,74%
mar/11	3	2,94	1,01	0,066474278	2	21,11%	4	-38,06%	53,06%
abr/11	4	3,00	1,34	0,064317385	3	21,24%	4	-36,83%	51,34%
mai/11	3	2,95	1,08	0,0461186	4	21,61%	4	-36,72%	50,78%
jun/11	5	3,10	1,57	0,063111001	5	20,96%	4	-35,00%	49,85%
jul/11	5	3,40	1,40	0,103232334	4	20,93%	4	-33,38%	48,97%
ago/11	3	3,49	0,86	0,101224044	3	20,33%	4	-33,38%	48,52%
set/11	4	3,58	1,12	0,098929685	3	20,46%	5	-33,15%	47,87%

Tabela 3 – Resultados referentes ao Produto B

A média dos erros percentuais absolutos (MAPE) do modelo matemático foi de 21,24% e para a previsão dos especialistas foi de 47,87%. O coeficiente de determinação para o modelo matemático foi de 0,73 (para $\alpha = 0,09$, $\beta = 0,17$ e $\gamma = 0,89$) e para a previsão dos especialistas, que não utiliza a técnica de amortecimento exponencial triplo, foi de 0,31. Os coeficientes de nível (α), de tendência (β) e de sazonalidade (γ) foram determinados através da ferramenta Solver do Microsoft Excel para que o valor de R^2 fosse o mais alto possível, lembrando que o valor desse coeficiente varia entre 0 e 1, sendo que o valor igual a 1 significa o ajuste perfeito entre duas curvas analisadas.

A média dos erros percentuais absolutos para os cinco últimos períodos mensais (separados para avaliação de precisão do modelo) foi de 11,25%.

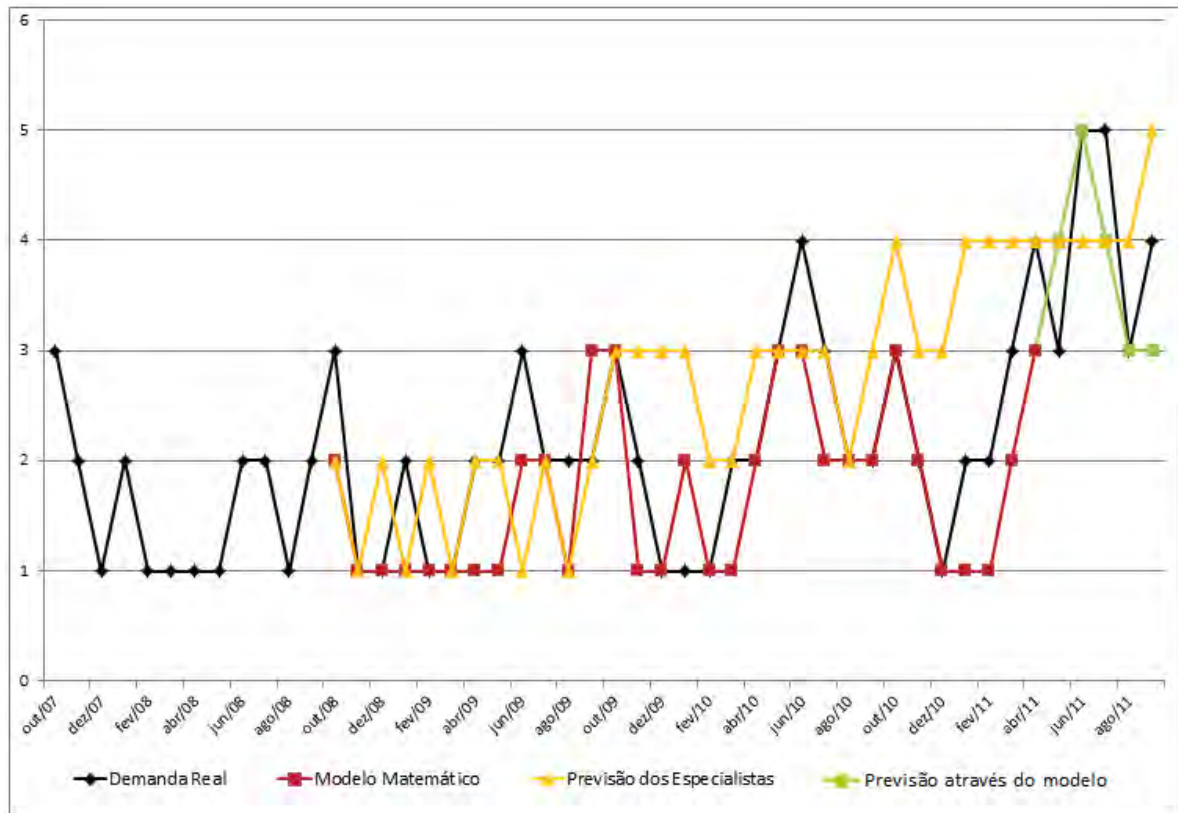


Figura 21– Série histórica, modelo matemático e previsão - Produto B.

A Figura 21 mostra as demandas reais, as previsões da empresa pesquisada, o modelo matemático obtido através da técnica de amortecimento exponencial triplo e as cinco previsões obtidas pelo modelo. Percebe-se que os especialistas da empresa não consideram em suas previsões a componente sazonal da série histórica, o que faz dessas previsões menos precisas das que foram obtidas através da técnica de amortecimento exponencial triplo.

5 CONCLUSÃO

Os valores dos coeficientes de determinação (R^2) encontrados para os modelos matemáticos dos dois produtos são superiores aos valores encontrados para as previsões dos especialistas; e os valores das médias dos erros percentuais absolutos calculados para os modelos matemáticos são menores que as médias calculadas para a previsão dos especialistas da indústria estudada.

Através desses resultados podemos inferir que o método escolhido para seleção das técnicas é funcional para o caso pesquisado e também podemos concluir que através da aplicação da técnica de amortecimento exponencial triplo foi possível obter precisões mais precisas que as elaboradas pelos especialistas da empresa pesquisada pelo fato desses especialistas desconsiderarem as componentes sazonais existentes das séries históricas dos produtos.

Pode-se concluir também que uma previsão de vendas bem elaborada deve ser embasada em método teóricos sólidos e todos os fatores devem ser considerados, assim como componentes das séries históricas, fatores contextuais e tudo o que puder influenciar na demanda dos produtos. Somente após isso é possível alcançar resultados satisfatórios com o sistema preditivo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARCHER, B. Forecasting Demand: Quantitative and Intuitive Techniques. **International Journal of Tourism Management**, v. 1, n. 1, p. 5-12, 1980.

ASHTON, A. H.; ASHTON, R. H. Aggregating Subjective Forecasts: Some Empirical Results. **Management Science**. v. 31, n.12, p. 1499-1508, 1985.

ARMSTRONG, J. S. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. 1. ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001a. 849 p.

ARMSTRONG, J. S. Judgmental Bootstrapping: Inferring Experts' Rules for Forecasting. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. 1. ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001b. 849 p.

ARMSTRONG, J. Selecting Forecasting Methods. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. 1 ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001c. 849 p.

ARMSTRONG, J. S.; ADYA, M.; COLLOPY, F. Ruled-based Forecasting: Using Judgmental in Time-series Extrapolation. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. 1 ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001. 849 p.

ARMSTRONG, J. S.; BRODIE, R. J. Forecasting for Marketing. In: HOLLEY, G. J.; HUSSEY, M. K. **Quantitative Methods in Marketing**. 2. ed. London: International Thompson Business Press, 1999. 464 p.

ARMSTRONG, J. S. Research Needs in Forecasting. **International Journal of Forecasting**, v. 4, n. 3, p. 449-465, 1988.

ARMSTRONG, J. S. **Long-range Forecasting**. 2. ed. New York: John Wiley & Sons, 1985. 687 p.

ARMSTRONG, J. S. Strategic Planning and Forecasting Fundamentals. In: ALBERT, K. **The Strategic Management Handbook**. 1. ed. New York: McGraw Hill, 1983. 546 p.

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2006. 616 p.

CHAMBERS, J. C.; MULLICK, S. K.; SMITH, D. D. How to Choose the Right Forecasting Technique. **Harvard Business Review**, v. 49, p. 45-57, 1971.

CLEMEN, R. T. Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography. **International Journal of Forecasting**, v. 5, n. 4, p. 559-583, 1989.

COLLOPY, F.; ADYA, M.; ARMSTRONG, J.S. Expert Systems for Forecasting. In: ARMSTRONG, J. **Principals of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. 1 ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001. 849 p.

COLLOPY, F.; ARMSTRONG, J.S. Ruled-based Forecasting: Development and Validation of an Expert System Approach to Combining Time Series Extrapolations. **Management Science**. v. 38, n.10, p. 1394-1414, 1992.

CORRÊA, H. L.; CORRÊA, C. A. **Administração de Produção e de Operações**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 2005. 446 p.

DALKEY, N. C. Delphi. In: MARTINO, J. P. **An Introduction to Technological Forecasting**. 1. ed. New York: Gordon & Breach Publishers, 1972. 108 p.

DAVIS, M.; AQUILANO, N.; CHASE, R. **Fundamentos da Administração da Produção**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 598 p.

ELSAYED, E.; BOUCHER, T. **Analysis and Control of Production Systems**. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1994. 450 p.

GEORGOFF, D. M.; MURDICK, R. G. Manager's Guide to Forecasting. **Harvard Business Review**. v. 64, n. 1, p. 110-120, 1986.

GOODWIN, P. Integrating Management Judgment and Statistical Methods to Improve Short-term Forecasts. **Omega**, v. 30, n. 2, p. 127-135, 2002.

GOODWIN, P.; WRIGHT, G. Heuristics, Biases and Improvement Strategies in Judgmental Time Series Forecasting. **Omega**. v. 22, n. 6, p. 553-568, 1994.

GUPTA, U.; CLARKE, R. Theory and Application of Delphi Technique: A Bibliography (1975-1994). **Technological Forecasting and Social Change**. v. 53, n. 2, p. 185-211, 1996.

HIBON, M.; EVGENIOU, T. To Combine or Not to Combine: Selecting Among Forecasts and Their Combinations. **International Journal of Forecasting**. v. 21, n.1, p. 15-24, 2005.

JICK, T. D. Mixing Qualitative and Quantitative Methods: Triangulation in Action. **Administrative Science Quarterly**. v.24, n. 11, p. 602-611, 1979.

KAHAN, K. Benchmarking Sales Forecasting Performance Measures. **The Journal of Business Forecasting**. Winter, p. 19-23, 1998.

KOTLER, P. **Marketing Management: Analysis, Planning, Implementation, and Control**. 1 ed. New Jersey: Prentice Hall. 816 p.

LAWRENCE, M. J.; EDMUNDSON, R. H.; O'CONNOR, M. J. The Accuracy of Combining Judgemental and Statistical Forecasts. **Management Science**. v. 32, n. 12, p. 1521-1532, 1986.

LEMOS, F. O. **Metodologia para Seleção de Métodos de Previsão de Demanda**. 2006, 183 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – Escola de Engenharia – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/5949/000522463.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 01 set. 2011.

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.

LO, T. An Expert System for Choosing Demand Forecasting Techniques. **International Journal of Production Economics**. v. 33, n.1, p. 5-15, 1994.

MACKAY, M. M.; METCALFE M. Multiple Methods Forecast for Discontinuous Innovations. **Technological Forecasting & Social Change**. v. 69, n. 3, p. 221-232, 2002.

MAKRIDAKIS, S. Forecasting: Its Role and Value for Planning and Strategy. **International Journal of Forecasting**. v.12, n.4, p. 513-537, 1996.

MAKRIDAKIS, S. Metaforecasting: Ways of Improving Forecasting Accuracy and Usefulness. **International Journal of Forecasting**. v. 4, n. 3, p. 467-491, 1988.

MAKRIDAKIS, S.; WHELLWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. **Forecasting: Methods and Applications**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998. 642 p.

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

MENTZER, J. T.; COX, Jr. J. E. Familiarity, Application, and Performance of Sales Forecasting Techniques. **Journal of Forecasting**. v.3, n.1, p. 27-36, 1984

MENTZER, J.T.; GOMES, R. Evaluating a Decision Support Forecasting System. **Industrial Marketing Management**. v. 18, n. 4, p. 313-323, 1989.

MURDICK, R. G.; GEORGOFF, D. M. Forecasting: a Systems Approach. **Technological Forecasting and Social Change**. v. 44, n. 1, p. 1-16, 1993.

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

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

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Judgmental Adjustment of Statistical Forecasts. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. 1 ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001. 849 p.

SPEDDING, T; CHAN, K. Forecasting Demand and Inventory Management Using Bayesian Time Series. **Integrated Manufacturing Systems**. v. 11, n. 5, p. 331-339, 2000.

THOMAS, R. J. Estimating Demand for Services: Issues in Combining Sales Forecasts. **Journal of Retailing and Consumer Services**. v. 3, n. 4, p. 241-250, 1996.

THOMAS, R. J. Forecasting New Product Market Potential: Combining Multiple Methods. **The Journal of Product Innovation Management**. v. 4, n. 2, p. 109-119, 1987.

THOMAS, R. J. Estimating Market Growth for New Products: an Analogical Diffusion Model Approach. **The Journal of Product Innovation Management**. v. 2, n. 2, p. 45-55, 1985.

WALKER, K. B.; McCLELLAND, L. A. Management Forecasts and Statistical Prediction Model Forecasts in Corporate Budgeting. **Journal of Accounting Research**. v. 29, n. 2, p. 371-381, 1991.

WANKE, P.; JULIANELLI, L. (Org.). **Previsão de vendas: processos organizacionais & métodos quantitativos e qualitativos**. São Paulo: Atlas, 2006. (Coleção Coppead de Administração).

WEBBY, R.; O'CONNOR, M.; EDMUNDSON, B. Forecasting Support Systems for the Incorporation of Event Information: an Empirical Investigation. **International Journal of Forecasting**. v. 21, n.3, p. 411-423, 2004.

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.

WITTINK, D. R. BERGESTEUN, T. Forecasting with Conjoint Analysis. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001. 849 p.

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.

WRIGTH, J.; GOVINAZZO, R. Delphi – Uma ferramenta de Apoio ao Planejamento Prospectivo. **Caderno de Pesquisas em Administração**. São Paulo, v.1, n. 12, p. 54-65, 2000.