

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS E PROCESSOS  
INDUSTRIAIS – MESTRADO  
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO EM CONTROLE E OTIMIZAÇÃO DE PROCESSOS  
INDUSTRIAIS**

Jander Pinto

**ANÁLISE E PROPOSIÇÃO DE FERRAMENTAS ESTATÍSTICAS NA PREVISÃO DE DEMANDA  
EM INDÚSTRIA DE ARTEFATOS DE PLÁSTICOS**

Santa Cruz do Sul  
2015

Jander Pinto

**ANÁLISE E PROPOSIÇÃO DE FERRAMENTAS ESTATÍSTICAS NA PREVISÃO DE DEMANDA  
EM INDÚSTRIA DE ARTEFATOS DE PLÁSTICOS**

Dissertação de Mestrado apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais – Mestrado, Universidade de Santa Cruz do Sul – UNISC, Área de Concentração em Controle e Otimização de Processos, Linha de Pesquisa Simulação e Otimização de Sistemas e Processos, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Sistemas e Processo Industriais.

Orientador: Prof. Dr. João Carlos Furtado

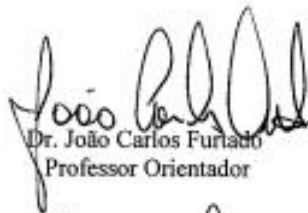
Co-orientador: Prof. Dr. Elpidio Oscar Benites Nara

Santa Cruz do Sul  
2015

Jander Pinto

ANÁLISE E PROPOSIÇÃO DE FERRAMENTAS ESTATÍSTICAS NA PREVISÃO DE  
DEMANDA EM INDÚSTRIA DE ARTEFATOS DE PLÁSTICOS

Esta Dissertação foi submetida ao Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais – Mestrado – Universidade de Santa Cruz do Sul – UNISC, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Sistemas e Processos Industriais.



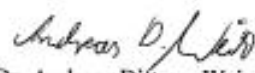
Dr. João Carlos Furtado  
Professor Orientador



Dr. Elpidio Oscar Benítez Nara  
Professor Coorientador



Dr. Jacques Nelson Corleta Schreiber  
Examinador - UNISC



Dr. Andreas Dittmar Weise  
Examinador - UFSM

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus por me permitir vencer mais este desafio e me possibilitar realizar tal sonho.

Agradeço aos meus familiares, principalmente a minha esposa e meus pais que sempre me incentivaram a estudar e me deram o apoio que precisei nos momentos mais difíceis, sou imensamente grato pelo amor, apoio e também paciência de vocês.

Aproveito também para agradecer aos amigos e colegas pelo incentivo, ajuda, paciência e pelos bons momentos passados nestes dois anos de muito esforço, que certamente não serão esquecidos.

Neste momento, também quero agradecer muito aos professores, principalmente aos meus orientadores, Dr. João Carlos Furtado e o Dr. Elpidio Oscar Benites Nara, pelos ensinamentos dedicados, confiança, amizade e preciosa orientação na elaboração deste trabalho.

Agradeço também ao Programa de Pós Graduação em Sistemas e Processos Industriais pelo apoio disponibilizado.

À Fapergs, agradeço ao amparo e apoio financeiro.

## RESUMO

O crescente aumento dos níveis de competitividade do mercado força as empresas a reduzirem seus custos, causando reduções de estoques e gerando o desafio de prever ou determinar a quantidade correta de produção de acordo com a sua demanda. Assim, a Previsão de Demanda é utilizada como ferramenta de auxílio ao planejamento, pois respostas rápidas e precisas são exigidas dentro das empresas. A presente pesquisa foi desenvolvida baseada em atuais técnicas e conceitos que norteiam a previsão de demanda e teve como objetivo investigar e avaliar o uso de ferramentas estatísticas e computacionais no processo de otimização da previsão de demanda através do desenvolvido de um estudo de caso em uma empresa fabricante de acessórios para motociclistas, onde se avaliou o sistema produtivo. Visando alinhar modelos de previsão de demanda, utilizou-se dados históricos de vendas que foram implementados na ferramenta estatística NCSS. A construção da modelagem baseou-se no método proposto por Armstrong (2001), e a partir de modelagens estatísticas foram gerados cenários de previsão de demanda. No resultado encontrado fica evidenciado o nível de eficácia dos métodos adotados e os ganhos da gestão ao utilizar as ferramentas de *forecasting*, pois se verificaram bons resultados de acurácia dos dados passados das previsões realizadas, onde a representatividade das previsões geradas pelo software NCSS apresentaram os valores de 0,64 para  $R^2$ , e validou-se a metodologia.

Palavras-chave: Previsão de demanda; NCSS; Produção.

## **ABSTRACT**

The growing strength of the market competitiveness levels companies reduce their costs, causing inventory reductions and generating the challenge to predict or determine the correct amount of production according to your demand. Thus, Demand Forecasting is used as an aid to planning tool, as fast, accurate answers are required within companies. This research was developed based on current techniques and concepts that guide the demand forecast and aimed to investigate and evaluate the use of statistical and computational tools in demand forecasting optimization process developed through a case study in a company motorcycle accessories manufacturer, which evaluated the production system. In order to align demand forecasting models, we used historical sales data that were deployed in NCSS statistical tool. The construction of the modeling was based on the method proposed by Armstrong (2001), and from statistical modeling were generated demand forecast scenarios. In results found evidenced the level of effectiveness of the methods adopted and the management gains by using the forecasting tools, because there have been good results of accuracy of the data passed the forecasts made where the representativeness of the forecasts generated by the NCSS software showed the values 0.64 to  $R^2$ , and validated the methodology.

**Keywords:** Demand forecasting; NCSS; Production.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Relação entre acurácia e custo do <i>forecasting</i> .	221
Figura 2: Modelo geral de Forecasting	22
Figura 3: Metodologia Delphi	27
Figura 4: Características dos componentes de uma série temporal.	30
Figura 5: Processo estocástico e séries temporais.	31
Figura 6: Box-Jenkins	33
Figura 7: Exemplo do software Promodel	388
Figura 8: Modelagem em SPSS	39
Figura 9: Interface do software NCSS	40
Figura 10: Fluxograma de tarefas	466
Figura 11: Procedimentos metodológicos	466
Figura 12: Relatório de vendas.	511
Figura 13: Dados do Produto A.	52
Figura 14: Previsão de demanda do Produto A.	544
Figura 15: Análise dos resultados do método multiplicativo.	566
Figura 16: Análise pelo método aditivo.	566

## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1:Gráfico aleatório sem tendência e elementos sazonais .....	233
Gráfico 2:Gráfico aleatório com tendência, sem elementos sazonais .....	233
Gráfico 3:Gráfico aleatório com tendência e elementos sazonais .....	244
Gráfico 4: Gráfico irregular .....	244
Gráfico 5: Gráfico do software Forecast Pro .....	388
Gráfico 6: Gráfico real da demanda do produto A. ....	53
Gráfico 7: Gráfico da plotagem de previsão e resíduos.....	555
Gráfico 8: Gráfico tempo de ciclo do produto.....	555
Gráfico 9: Gráfico do período e da previsão mensal. ....	577
Gráfico 10: Gráfico de período e previsão anual.....	588



## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1: Relação de artigos sobre NCSS e Forecast.....	16
Tabela 2: Variáveis a serem analisadas .....	255
Tabela 3: Classificação da pesquisa científica .....	444

## LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1:Método de demanda Holt.....	164
Equação 2:Método de demanda Holt.....	254
Equação 3:Método de demanda Holt.....	444
Equação 4:Modelos de Winters .....	165
Equação 5:Modelos de Winters .....	255
Equação 6:Modelos de Winters .....	35
Equação 7:Modelos de Winters .....	255
Equação 8:Modelos de Winters .....	446
Equação 9:Modelos de Winters .....	36
Equação 10:Modelos de Winters .....	446

## LISTA DE ABREVIATURAS

ABC	<i>Activity Based Cousting</i>
ARIMA	<i>Auto Regressive Integrated Moving Average</i>
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
ENEGEP	Encontro Nacional de Engenharia de Produção
PCP	Planejamento e Controle da Produção
NCSS	<i>Number Cruncher Statistical System</i>
SIMPEP	Simpósio de Engenharia de Produção
SPSS	<i>Statistical Package for Social Science</i>

## SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	133
1.1 Justificativa.....	144
1.1.1 Justificativa acadêmica.....	155
1.1.2 Justificativa empresarial.....	166
1.1.3 Justificativa social.....	177
2 OBJETIVOS.....	188
2.1 Objetivo geral.....	188
2.2 Objetivos específicos.....	18
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	199
3.1 Previsão de demanda ( <i>Forecasting</i> ).....	199
3.2 Padrões de Demandas.....	233
3.4 Métodos de Forecast.....	<b>Erro! Indicador não definido.</b>
3.5 Programas de Avaliação de <i>Forecast</i> .....	366
3.5.1 Promodel.....	377
3.5.2 Forecast Pro.....	388
3.5.3 Statistical Package for Social Science (SPSS).....	399
3.5.4 Number Cruncher Statistical System (NCSS).....	399
3.6 Simulação computacional.....	41
4 METODOLOGIA.....	444
4.1 Procedimentos metodológicos.....	455
4.1.1 Definição do problema.....	466
4.1.2 Coleta de dados.....	477
4.1.3 Determinação do método de previsão.....	477
4.1.4 Análise preliminar.....	488
4.1.5 Aplicação do método de previsão.....	488
4.1.6 Validação do modelo.....	499
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	50
5.1 Resultados da etapa: Definição do problema.....	50
5.2 Resultados da etapa: Coleta de dados.....	50
5.3 Resultados da etapa: Determinação do Método de Previsão.....	52
5.4 Resultados da etapa: Análise preliminar.....	52
5.5 Resultados da etapa: Aplicação do método de previsão.....	53
5.6 Resultados da etapa: Validação do modelo.....	57
6 CONCLUSÕES.....	59
REFERÊNCIAS.....	611
ANEXOS.....	70

## 1 INTRODUÇÃO

As alterações de processos, produtos e tecnologias geralmente requerem altos investimentos, o que os torna arriscados. Por isso, informações pertinentes em tempo real, sobre a administração e manufatura de processos vêm tornando-se populares, proporcionando incrementos na otimização da eficiência organizacional (BAKHTADZE, 2004).

Mesmo com as incertezas do mercado globalizado, executivos buscam as melhores condições como apoio aos processos decisórios, pois é preciso adquirir matérias-primas, equipamentos, realizar investimentos, treinamentos e ajustes no quadro pessoal. Assim, a habilidade em tratar características de demanda e suas variações, traz vantagens para os sistemas produtivos, como baixo custo, simplicidade e rapidez para geração de resultados. Desta forma, técnicas estatísticas para modelagem de dados de demanda têm sua importância ressaltada merecendo a atenção de gerentes de produção e engenheiros.

De acordo com Petropoulos *et al.* (2013), a previsão de demanda é de fundamental importância para correspondente redução de custos, ligando estoques significativos redução de custos de produção entre outros benefícios, porém é uma tarefa bastante complexa. Além disto, com os avanços da tecnologia em softwares, as previsões se apresentam como uma ferramenta que possibilita prever futuras necessidades de mercado, tornando as decisões mais eficazes (CORRÊA; GIANESI; CAON, 2001; SLACK *et al.*, 2007).

A identificação da melhor maneira de previsão é fonte constante de investigação no meio acadêmico e empresarial e muito esforço tem sido gasto para aperfeiçoar os métodos de previsibilidade em diferentes cenários e ambientes industriais e comerciais (MANCUSO, 2013). Uma das técnicas empregada para obter soluções de melhor qualidade é a análise estatística em apoio à programação do Planejamento e Controle da Produção (PCP), aliado a um sistema de modelagem de previsões de demanda (*forecasting*).

Neste contexto, o uso da previsão de demanda como técnica que se utiliza de dados passados (históricos) na projeção de cenários futuros, minimiza os riscos nas tomadas de decisões operacionais de programação de processos, minimizando também possíveis perdas resultantes de incertezas. Além disto, são indispensáveis para a formulação de estratégias e planejamento das empresas, ao verificarem tendências futuras que poderão impactar na organização. Com isto, a integração entre a previsão de demanda e

planejamento, aumenta a possibilidade de aptidão da empresa a oportunidades e riscos do mercado, aumentando a possibilidade do sucesso.

Além do desenvolvimento da pesquisa no diagnóstico da aplicação de técnicas de previsão de demanda, torna-se consequente (ou evidente) a necessidade da aplicação de técnicas estatísticas que permitam identificar as melhores maneiras de se realizar tais previsões. A partir desta ponderação, a pesquisa buscou investigar o uso de ferramentas estatísticas e computacionais no processo de otimização do planejamento em uma empresa fabricante de acessórios para motociclistas, a partir de séries históricas de vendas, com o uso de ferramenta computacional, o *software* NCSS (*Number Cruncher Statistical System*).

Desta forma, esta pesquisa teve como tema o estudo do uso de ferramentas estatísticas e computacionais no processo de otimização da programação da produção e nos principais fundamentos conceituais utilizados na previsão de demanda e na simulação computacional. Visando construir predições para o sistema de produção através do uso da ferramenta NCSS.

## **1.1 Justificativa**

A capacidade de produção é a quantidade máxima de produtos ou serviços que pode ser produzido em uma unidade produtiva, em um dado intervalo de tempo, podendo ser influenciada por inúmeros fatores. Entre estes fatores (quantitativos e qualitativos) podemos citar, como colaboradores, máquinas, a composição do *mix* de produtos, grau de automatização, entre outros (MOREIRA, 2009).

Determinar a quantidade certa ou mais próxima possível de itens a serem produzidos para os próximos anos, meses ou períodos é um dos assuntos do planejamento de produção (AMIRTEIMOORI e KORDROSTAMI, 2012). Tendo como um dos maiores desafios, na gestão da cadeia de suprimentos, a previsão de demanda (BEUTEL e MINNER, 2012).

Respostas rápidas e precisas são exigidas dentro das empresas, evidenciando a competitividade cada vez mais crescente, devido às necessidades de consumidores e mercado. Logo, o planejamento se torna fundamental para tomadas de decisões rápidas e nestes casos são procurados métodos e ferramentas para que as decisões a serem tomadas possam ser as mais assertivas possíveis, com minimização de custos e maximização de resultados.

Portanto, Ritzman e Krajewski (2008) atestam técnicas de previsão de demanda como uma importante ferramenta para uso, abrangendo finalidades em diversas áreas como:

- Financeiro – utiliza previsões em longo prazo, com o objetivo de projetar as necessidades de capital;
- Recursos humanos – adota as previsões a fim de programar a necessidade de contratação de funcionários;
- Sistema de informação gerencial – projeta a implantação dos sistemas de previsão;
- Marketing – desenvolve previsões de vendas para serem utilizadas em planos de médio e longo prazo;
- Operações – utiliza previsões para a programação de demanda de funcionários, reposição de matéria prima e o planejamento em longo prazo da capacidade da empresa.

Ainda que existam erros nas estimativas, as metodologias usualmente utilizadas são realizadas através da experiência dos gestores da área e de registros históricos de vendas. Ao enfatizar principalmente que existem métodos, mas que ainda não são capazes de obter soluções com a qualidade desejada, fundamenta-se o propósito deste trabalho, que se trata de melhorar a qualidade das soluções obtidas atualmente e avaliar qual o melhor método de previsão de demanda para planejamento organizacional.

Logo, o uso do *forecasting* viabiliza a acurácia nas tomadas de decisão, refletindo em respostas mais ágeis, com menos perdas e, deste modo, possibilitando maior competitividade no mercado.

Portanto, este trabalho buscou responder como problema de pesquisa, “*A utilização da técnica de previsão de demanda através do software NCSS pode tornar a programação da produção mais eficiente?*”.

### **1.1.1 Justificativa acadêmica**

Conceitos e aplicações do Planejamento e Controle da Produção (PCP) são de fundamental necessidade de compreensão para as empresas poderem se programar e atuar conforme as mudanças do mercado. Então, o uso de Previsão de Demanda, através do software NCSS se enquadra nesse contexto, o que baliza um fator motivador para a realização de estudos nesta área (SILVA; PINTO; SUBRAMANIAN, 2007; FOGLIATTO e NARA, 2010).

Quanto à relevância acadêmica, o tema justifica-se pela carência de artigos na área com relação ao enlace NCSS x Forecast. Em busca das palavras chave “*forecast*” e “*NCSS*”, nas fontes: Anais dos eventos ENEGEP (Encontro Nacional de Engenharia de Produção) e SIMPEP (Simpósio de Engenharia de Produção); base de dados EMERALD e

Portal de periódicos CAPES. A Tabela 1 relaciona os assuntos e número total de artigos encontrados.

**Tabela 1: Relação de artigos sobre NCSS e Forecast.**

Fonte	Período	Palavras chave		
		NCSS	FORECAST	NCSS X FORECAST
ENEGEP	(2000-2005)	2	100	0
	(2006-2010)	1	64	0
	(2011-2013)	0	4	0
SIMPEP	(2000-2005)	0	1	0
	(2006-2010)	0	2	0
	(2011-2013)	0	0	0
EMERALD	(2000-2005)	9	1882	2
	(2006-2010)	10	2389	2
	(2011-2013)	3	1856	1
PERIÓDICOS CAPES	(2000-2005)	631	653	25
	(2006-2010)	1121	895	20
	(2011-2013)	813	535	7

Fonte: BENITEZ, 2014.

Conforme indicado na Tabela 1, o *software* NCSS apresentou pouco estudo nas fontes ENEGEP, SIMPEP e EMERALD, entretanto foi aferida a existência de vários artigos na base CAPES, principalmente no período de 2006 a 2010, com 1.121 artigos abordando o assunto. Já o estudo do *forecast* apresentou um número mais significativo de resultados, tendo na fonte EMERALD, no período de 2006 a 2010, um total de 2.389 artigos. A fonte CAPES também mostrou um número considerável de artigos a respeito do tema com pico no mesmo período.

Verificou-se que o enlace entre NCSS e *forecast* não é muito abordado em pesquisas acadêmicas, tendo maior destaque entre os anos de 2000 a 2005 com 27 artigos (25 na CAPES e 2 na EMERALD). Apesar do assunto não possuir ineditismo, devido ao fato de muitos autores trabalharem e pesquisarem com *forecast* e NCSS, acredita-se que a relevância da presente pesquisa justifica-se pela escassez de trabalhos envolvendo como tema da relação entre previsão de demanda e NCSS aplicado a área de programação de processos produtivos. Desta forma como justificativa acadêmica destaca-se também a contribuição científica além de melhorias para a gerência dos processos industriais.

### 1.1.2 Justificativa empresarial

Em relação ao aumento da produtividade dentro das organizações, nem sempre se fazem necessárias mudanças significativas e investimentos em inovações ou no modo de operar, mas sim, a utilização de ferramentas informativas diretamente voltadas ao processo



produtivo que possibilitem a identificação de oportunidades e benefícios impactantes para a empresa e/ou segmento industrial.

Com o uso do *software* NCSS pode-se obter uma visualização com detalhes de funcionamento e ainda obter a avaliação de diferentes cenários indicando opções de decisões que contemplem menores custos/maiores ganhos na previsão de demanda (MORABITO e PUREZA, 2010; YANG; WU; CHEN, 2010).

Como relevância industrial a justificativa para uso da previsão de demanda, está relacionada a amplas contribuições, sem elevados custos e riscos físicos, além de sua correta utilização trazer benefícios, possibilita um estudo aprofundado de dados históricos empresariais, assim como, padrões de demanda futuros para a organização.

Assim, a realização das previsões de demandas, com o auxílio do *software* NCSS, permite aos gestores a projeção de necessidades de capital e mão de obra, o sustento das tomadas de decisão pelas informações adquiridas, o aumento da confiabilidade nas predições e o planejamento de ações. Ou seja, objetiva maximizar lucro e minimizar custos, agregando competitividade à empresa.

### **1.1.3 Justificativa social**

Em relação ao aspecto social, pode-se destacar no contexto de planejamento de produção, modelagem e previsão de demanda, que as empresas podem trabalhar mais eficientemente, utilizando menos recursos, poluindo menos, minimizando retrabalhos e resíduos, ou seja, com uma produção mais limpa.

Neste aspecto a sociedade ganha, pois com o uso de técnicas de previsão a empresa responde rapidamente às mudanças dos desejos e anseios do mercado. Também com a possibilidade de aplicar uma pesquisa de reaproveitamento (sustentabilidade) do consumo de plásticos com uso de ferramentas de previsão de demanda para simulações, no caso da empresa em estudo.

## **2 OBJETIVOS**

Partindo do problema apresentado anteriormente, foram definidos: objetivo geral e objetivos específicos da pesquisa.

### **2.1 Objetivo geral**

Investigar e avaliar o uso da ferramenta estatística NCSS no processo de otimização da programação da produção com objetivo de alinhar a produção a modelos de previsão de demanda em indústria de artefatos de plásticos.

### **2.2 Objetivos específicos**

- Fazer o gráfico real da demanda do sistema de produção para o problema investigado;
- Modelar e construir previsões em intervalo temporal;
- Modelar/simular a programação da produção para diferentes cenários de demanda através do *software* NCSS;
- Analisar estatisticamente os resultados obtidos;
- Propor estratégias de produção alinhadas à demanda.

### **3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

A administração como ramo do conhecimento utiliza-se de métodos e técnicas científicas para a consecução de seus objetivos. Desde os primeiros estudos e relatos, o planejamento é citado como um princípio fundamental da administração. Atualmente é um conceito amplamente difundido em diversas áreas do conhecimento, inclusive na Engenharia de Produção. Sendo entendido como um processo lógico que descreve as atividades necessárias para encontrar o objetivo definido (MARTINS; LAUGENI, 2006).

O crescimento da tecnologia da informação, a globalização e a concorrência entre empresas transformou-se em desafios e competições não só do mercado local, mas também do global (LI; CHEN, 2013). Portanto, praticamente todas as empresas, sejam elas de pequeno, médio ou grande porte, estatais, nacionais privadas ou multinacionais, necessitam planejar seus recursos de produção, distribuição e compra de insumos ou serviços. Em face às condições futuras incertas, a previsão de demanda é um elemento fundamental no processo de tomada de decisão (KERKANEN; KORPELA; HUISKONEN, 2009).

Na análise da situação das escolhas pelos modelos de *forecast* adequados ao contexto organizacional, é primordial conhecer os principais fundamentos conceituais utilizados, como: Previsão de demanda (*Forecasting*); Padrões de Demandas; Elementos Temporais; Métodos de *Forecast*; Programas de Avaliação de *Forecast* e Simulação computacional. Apresentados na fundamentação teórica e imprescindíveis para formação da base de conhecimentos utilizada no desenvolvimento deste trabalho.

#### **3.1 Previsão de demanda (*Forecasting*)**

Primeiramente, é necessário o entendimento por demanda como sendo o desejo por produtos específicos, respaldados pela habilidade e pela disposição de comprá-los. Estes desejos tornam-se demandas apenas quando apoiados pelo poder de compra (KOTLER; ARMSTRONG, 2009).

Desta forma, o *Forecasting* se trata da utilização de dados históricos de demanda para determinação das tendências futuras. Ou seja, a previsão é utilizada para a determinação do planejamento dos próximos períodos. Daí a importância de previsões com índices de acerto maior, para evitar perdas e desperdícios por parte da empresa (RIEG, 2010; RITZMAN; KRAJEWSKI, 2008; MOREIRA, 2009; DANESE; KALCHSCHMIDT, 2011).

Conforme Fogliatto e Nara (2010), a previsão de demanda (ou *forecasting*) trata dados passados na predição (projeção) de valores futuros, estabelecendo políticas de controle para:

- Sistemas de estoques;
- Demanda de máquinas e materiais;
- Seqüenciamento de tarefas e máquinas e
- Demanda de pessoal.

A confiança entre parceiros da cadeia de suprimentos é fundamental para o envolvimento maior no processo e no fornecimento de detalhes, precisões e informações a respeito da demanda em tempo hábil (RODRIGUEZ *et al.*, 2008), pois o *Forecasting* exige que estes dados tenham uma base ou fundamento correto para não gerar problemas nas suas previsões.

Tais previsões servem como compêndio para a estruturação das decisões produtivas de médio e longo prazo, ao mesmo tempo em que é justaposto no monitoramento e controle do desempenho de sistemas através de prognósticos frequente. Estabelecem ainda estimativas futuras de produtos acabados comercializados e ainda definem qual, quanto e quando determinados produtos serão comprados pelos clientes (SALGADO *et al.*, 2010).

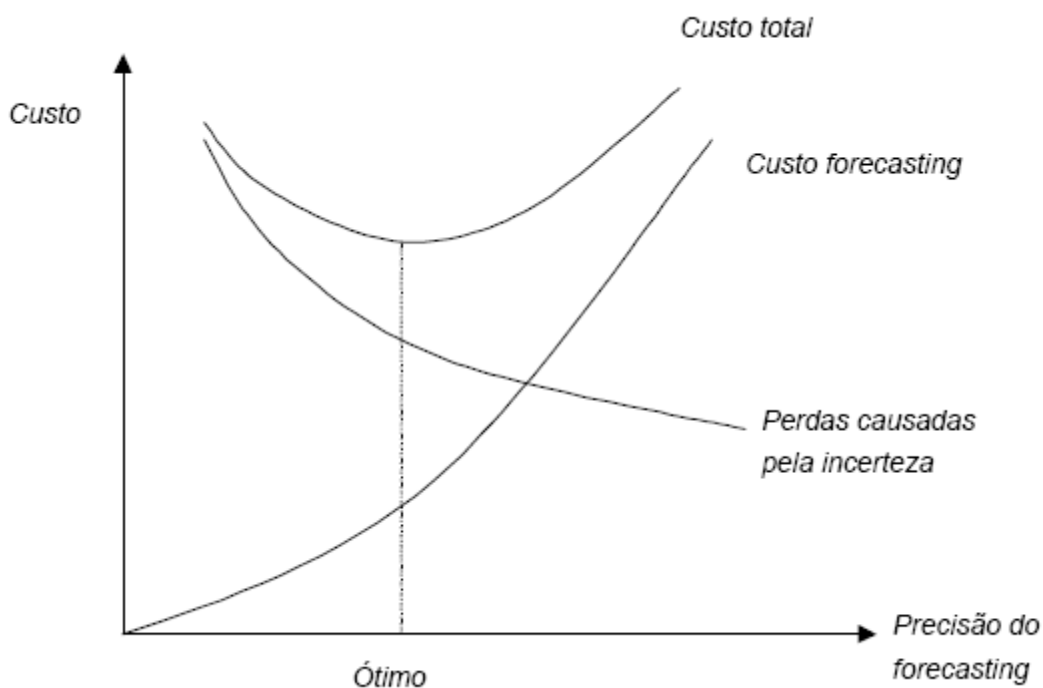
Devido a isto, melhorias na previsão de demanda podem gerar além de economia monetária, maior competitividade, relacionamentos aprimorados e um maior grau de satisfação dos clientes (BALA, 2012). Sendo ainda as previsões essenciais na operacionalização da produção, por exemplo, antecipação de demandas futuras, identificação de oportunidade de novos mercados, programação da produção mais eficiente e gestão de estoques (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998; SANDERS *et al.*, 2003; WERNER; RIBEIRO, 2006; TUBINO, 2007).

Alguns autores destacaram a necessidade de pesquisas sobre a gestão da demanda (ADEBANJO, 2009; KAIPIA; KORHONEN; HARTIALA, 2006; SIMATUPANG; SRIDHARAN, 2002; TAYLOR, 2006; TAYLOR; FEARNE, 2006) após verificarem que a falta de alinhamento entre oferta e demanda era um problema crônico e caro em várias cadeias de suprimentos, com perdas devido a desperdícios, à falta ou ao excesso de estoques, a baixas margens de lucro.

Neste escopo geral, as previsões de demanda proporcionam a entrada básica para o planejamento e controle de todas as diversas áreas funcionais das organizações. Os

volumes de demanda e os momentos em que ocorrerão afetam fundamentalmente os índices de capacidade, as necessidades financeiras e a estrutura geral de qualquer negócio (BALLOU, 2006). Desta forma, o custo do *forecasting* tem ligação direta à acurácia requerida. Pois, o aumento da acurácia diminui as perdas resultantes dos processos decisórios, a relação entre o custo do *forecasting* e as perdas causadas pela incerteza forma um *trade-off*, exemplificado na Figura 1.

**Figura 1: Relação entre acurácia e custo do *forecasting*.**



Fonte: Adaptado de Montgomery; Johnson; Gardiner, 1990.

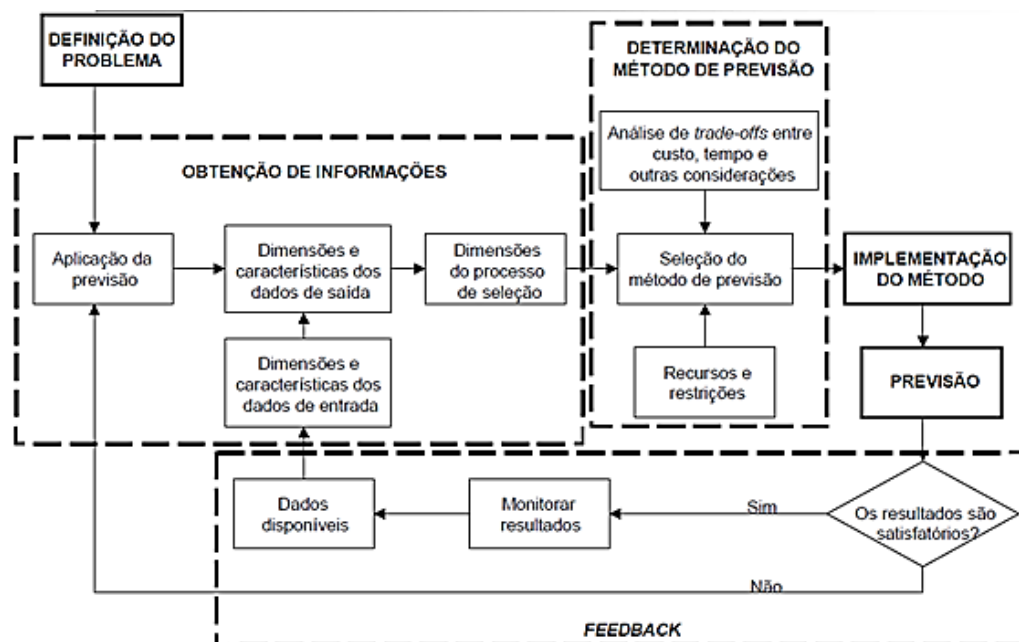
A partir da análise da Figura 1, constata-se que após um determinado ponto o aumento dos recursos investidos não implica em aumento expressivo na acurácia. Logo, deve-se trabalhar dentro de uma faixa que possibilite a melhor previsão a um menor custo.

Outro termo utilizado em *forecasting* é o chamado **intervalo**, que representa a frequência das novas previsões preparadas. Na definição desta frequência, existe um *trade-off* entre o risco de não se identificar uma mudança na série temporal e os custos na revisão do *forecasting*. Assim, o intervalo depende da estabilidade do processo, das conseqüências de se estar usando uma previsão obsoleta, e dos custos do *forecasting* e do replanejamento. Geralmente o intervalo é igual ao período; assim, modelos são revistos a cada período, usando a demanda do período mais recente (MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990).

Já o **horizonte**, é o número de períodos futuros cobertos pela previsão, sendo expresso na mesma unidade temporal do período e se relaciona com a capacidade de resposta da organização. Quanto menos ágil for a organização, maior será o horizonte. Recomenda-se que o horizonte do *forecasting* seja, no mínimo, igual ao maior tempo de resposta da organização (DIAS, 1999).

Desta forma, o gerenciamento de *forecasting* pode ser aplicado por meio da taxa de utilização de um material para determinação da quantidade a ser comprada e também para programação de quando comprar, analisando o *lead time* de entrega do mesmo. Na Figura 2 são representadas as fases de um estudo de um modelo geral para sistema de *forecasting*.

**Figura 2: Modelo geral de Forecasting.**



Fonte: Adaptado de Murdick e Georgoff (1993); Armstrong (2001).

Neste escopo, das previsões de demanda, diversos trabalhos foram desenvolvidos como, por exemplo, os estudos de Kumar e Phrommathed (2006), Sandanayake, Oduoza e Proverbs (2008), Montevechi *et al.* (2009), Mahfouz, Hassan e Arisha (2010). Já, quanto aos usos e métodos, na literatura encontram-se os estudos de Werner *et al.* (2006) que aplicaram técnicas de suavização exponencial simples, para prever a demanda de produtos agrícolas e produzir uma estimativa da área a ser plantada. Antônio e Pires (2005) usaram-na para previsão de demandas em cadeia de suprimentos. Araujo, Araujo e Adissi (2005), utilizaram-se de multivariáveis na previsão de demanda em um *call-center*.

Sendo assim, determina-se que a previsão de demanda nada mais é que a representação da demanda futura de um produto/serviço sobre determinadas pressuposições, que quando acuradas ou aferidas, sustentam o desenvolvimento de

estratégias, alocação de recursos, identificação e elaboração de prioridades, além de corroborar na operacionalização eficiente da produção, expansão de capacidades produtivas e redução de perdas relativas.

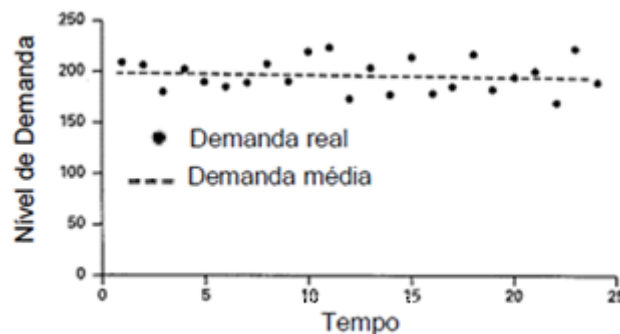
### 3.2 Padrões de Demandas

Padrão de demanda é a estimativa da quantidade de compra, venda ou produtos a se realizar. Segundo (POLER *et al.*, 2008), as tomadas de decisões das empresas e dos clientes influenciam na área de planejamento de produção e no padrão de demanda.

Os padrões de demanda obedecem a 4 principais modelos, com a unidade de tempo podendo ser dias, meses ou anos sendo eles:

- I. Aleatório ou nivelado – sem tendência ou elementos sazonais (Gráfico1);

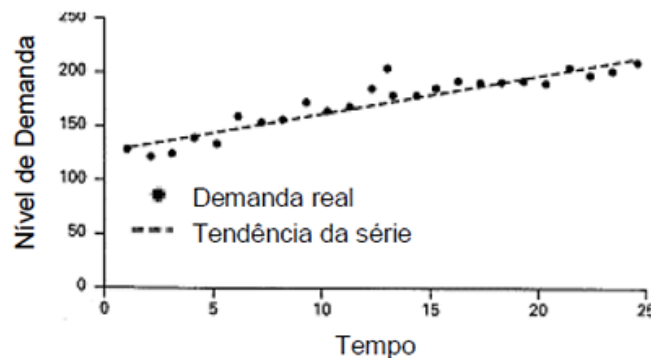
**Gráfico 1: Gráfico aleatório sem tendência e elementos sazonais.**



Fonte: FOGLIATTO e NARA, 2010.

- II. Aleatório com tendência – possui tendência, mas não apresenta elementos sazonais (Gráfico 2);

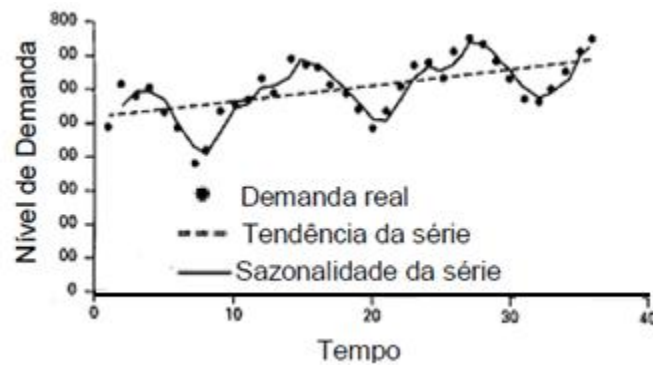
**Gráfico 2: Gráfico aleatório com tendência, sem elementos sazonais.**



Fonte: FOGLIATTO e NARA, 2010.

- III. Aleatório com tendência e sazonalidade (Gráfico 3);

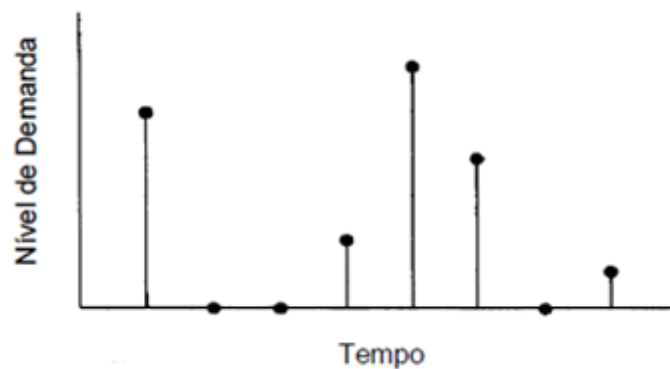
**Gráfico3: Gráfico aleatório com tendência e elementos sazonais.**



Fonte: FOGLIATTO e NARA, 2010.

#### IV. Irregular (Gráfico4);

**Gráfico4: Gráfico irregular.**



Fonte: FOGLIATTO e NARA, 2010.

A identificação de qual o modelo de padrão de demanda dependerá dos dados da própria série e das características intrínsecas do problema.

### 3.3 Métodos de *Forecast*

A definição dos elementos temporais para designar a previsão de demanda é de suma importância, assim como determinar certo padrão de série temporal na previsão desejada. Considerados elementos essenciais para determinações futuras envolvidas nos passos de elaboração do sistema de *forecasting*, abrangendo elementos como: o período, horizonte e intervalo do *forecasting*.

- Período de *forecasting*, assim chamado, define o tempo no qual as previsões são feitas;
- Horizonte de *forecasting* é o número de períodos no futuro contemplados no *forecast*;
- Intervalo de *forecasting* é a frequência com que novos *forecastings* são preparados.



Estes elementos trabalham em conjunto com as variáveis, após determinado o tipo de previsão a ser realizada e o que será previsto. A Tabela 2 ilustra um exemplo destas variáveis.

**Tabela 2: Variáveis a serem analisadas.**

UTILIZAÇÃO	VARIÁVEL	NÍVEL DE DETALHE
<i>Planejamento da Produção</i>	Demanda unitária de produtos fabricados	Item
<i>Planejamento Financeiro</i>	Venda total em reais	Agregado

Fonte: FOGLIATTO e NARA, 2010.

Período é a unidade de tempo da previsão, pode ser expresso em meses ou semanas, dependendo do espaço de tempo em que os dados de demanda estão armazenados. Dos elementos temporais, é o fator que mais influencia na escolha do modelo a ser utilizado.

Os métodos que engendram essas previsões são quantitativos e qualitativos, tendo o primeiro baseado na caracterização de séries temporais históricas e na previsão de eventos futuros. Enquanto que o qualitativo envolve estimativas subjetivas, arbítrio e considerações de especialistas ou consumidores (ARNOLD, 2006; GHIASSI; ZIMBRA; SAIDANE, 2006; BOYER; VERMA, 2009; ANZANELLO; LEMOS; ECHEVESTE, 2009).

Várias técnicas de previsão de demanda foram estudadas e utilizadas não só na prática como na literatura. A maioria destas técnicas baseia-se em métodos estatísticos, tais como média, análise de séries temporais, suavização exponencial, o método de Box-Jenkins, e modelos casuais em movimento. Estes métodos assumem que os dados históricos são registrados no passado e que são precisamente conhecidos. Além disto, os métodos estatísticos de previsão supõem que um padrão histórico de demanda é um bom indicador para demanda futura (AKSOY; OZTURK; SUCKY, 2014).

Conforme Makridakis *et al.*,(1998) e Lemos (2006) a suavização exponencial se divide em: (i) Suavização Exponencial Simples; (ii) Suavização Exponencial Linear de Holt e; (iii) Método de Holt-Winters.

Portanto, de maneira geral, a previsão de demanda pode ser classificada em dois grandes grupos: a qualitativa e quantitativa. Chase (2005) inclui ainda outro grupo: os modelos de simulação. Esses grupos apresentam diferenças em termos de precisão e

acurácia de acordo com o horizonte de previsão, nível de sofisticação do modelo e base de dados necessária. (BALLOU, 2001).

### 3.3.1 Métodos Qualitativos

Técnicas qualitativas ou subjetivas fundamentam-se na opinião de especialistas, julgamento de pessoas-chave, intuição, emoções, experiências pessoais, valores do tomador de decisão e outros fatores não quantitativos, utilizadas normalmente quando inexistem dados históricos ou mesmo sendo escassos (ex. introdução de um novo produto), que recorrem a um método de análise de situações similares para prever a demanda futura (ELSAYED; BOUCHER, 1994; PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001; KURRLE; FOGLIATTO, 2005; GRIPPA *et al.* 2005; JACOBS; CHASE 2009).

Os métodos qualitativos, mesmo apresentando um baixo grau de precisão, são largamente utilizados nas empresas. A pouca fundamentação teórica destes métodos, talvez possa explicar o baixo nível de acurácia. Sendo estes métodos adaptáveis, mas tendenciosos devido à incorporação da opinião de entrevistados ou especialistas (SPEDDING; CHANN, 2000). Como principais técnicas qualitativas citam-se:

- Método Delphi;
- Pesquisa de Mercado e
- Análise de Cenários.

#### a) Método Delphi

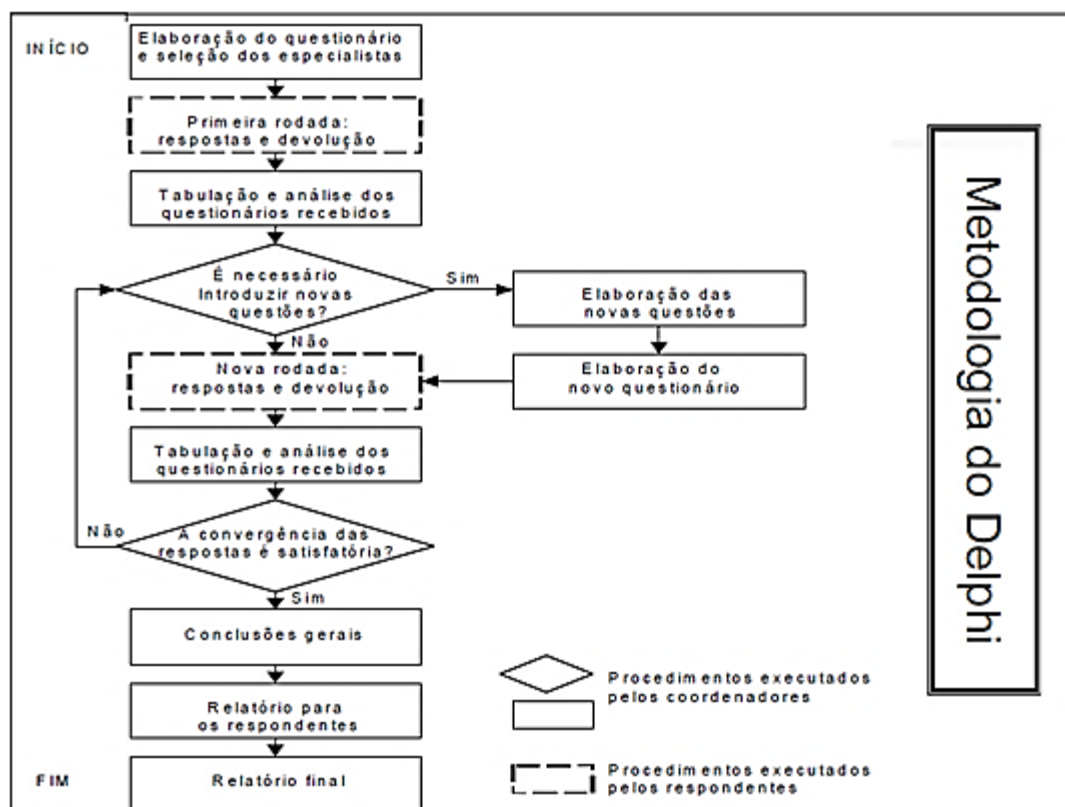
O método Delphi consiste no consenso das opiniões de um conjunto de especialistas, é parecida com a técnica de opiniões de executivos, a diferença é que este método evita que a opinião de certa pessoa ou grupo predomine, por fatores hierárquicos, de relacionamento ou timidez. As opiniões são coletadas de forma individual e sigilosa, que pode ser realizado através de questionários, os resultados dos questionários são tabulados por um coordenador e retornados para a equipe para validação (CORRÊA; CORRÊA, 2007; CHASE, 2009).

Trata-se do método mais utilizado, que de acordo com Climent *et al.* (2012), apresenta as seguintes características: iteração do processo, podendo ser repetido diversas vezes em forma de rounds; o anonimato dos participantes é mantido durante todo o processo, evitando desta forma qualquer influência do grupo; o feedback dos participantes monitorado para não haver ruído na transmissão (problemas de respostas); e uma resposta única, obtida pelos dados fornecidos pelo grupo através de opiniões individuais.

Desta forma o método de Delphi é utilizado quando os dados históricos não se encontram disponíveis ou não permitem a realização de uma previsão segura, também se identifica na necessidade de abordagem multidisciplinar para o problema de previsão, ou quando há perspectivas de mudanças estruturais nos fatores determinantes das tendências futuras. Assim, de acordo com Grisham (2008) pode-se concluir que o método de Delphi tem sido demonstrado como um método empírico confiável para alcançar um consenso em vários domínios.

As etapas para aplicação do método Delphi estão apresentadas na Figura 3.

**Figura 3: Metodologia Delphi.**



Fonte: FOGLIATTO e NARA, 2010.

### b) Pesquisa de Mercado

A pesquisa de mercado consiste em extrapolar os limites da empresa e obter a estimativa de compra futura com os clientes, chamada também de pesquisa de intenção de compra. Anbuvelan (2007) cita que questionários por e-mail ou pesquisa por telefone podem ser usados para obter as opiniões de clientes existentes ou potenciais.

Neste método de pesquisa de mercado, busca-se a opinião e o comportamento de consumidores pelo fato de serem eles quem determinam qual será a demanda futura, auxiliando na tarefa de tomada de decisão do gestor (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2008;

MOREIRA, 2009). O procedimento é geralmente realizado por amostragem, para definição do interesse e número de consumidores em um serviço ou produto. As pesquisas de mercado requerem conhecimentos técnicos e um planejamento bem estruturado, para serem confiáveis (MOREIRA, 2009).

Para realizar um estudo de pesquisa de mercado, deve-se incluir um questionário para obtenção de informações econômicas e demográficas de cada pessoa participante da pesquisa, para verificar se o entrevistado tem interesse de adquirir o serviço ou produto (LUSTOSA; *et al.*, 2008). É necessário tomar certos cuidados na realização das perguntas sobre a intenção de compra dos consumidores, para que não existam divergências entre o que o consumidor gostaria de comprar e o que ele realmente tem condições de comprar.

### c) Análise de Cenários

Esta técnica pode ser implantada nas áreas de administração e economia, com relevância na análise de investimentos e planejamento de demanda. O método foi concebido para identificação de variáveis que possam ter impacto nas vendas futuras, na qualificação e elaboração de projeções (WANKE; JULIANELLI, 2006).

A análise de cenários são descrições de futuros alternativos, baseadas nestes, as decisões de hoje devem ser tomadas. São diferentes hipóteses de evolução que são elaboradas para focar determinados riscos e oportunidades envolvidos nas diversas estratégias de desenvolvimento (FAHEY e RANDALL, 1998). Sendo a análise de cenários muito utilizada em níveis estratégicos da organização para o planejamento de longo prazo, como área de *marketing*, distribuição de capacidade e dimensionamento dos recursos.

Subdivide-se basicamente em três cenários, sendo eles: (i) Cenário base: declara que as tendências atuais serão as mesmas do futuro; (ii) Cenário otimista: põe a empresa em posição de destaque em comparação com a situação atual; e (iii) Cenário pessimista: Quando se tem uma situação de piora das variáveis internas e externas à empresa.

Este método apresenta algumas desvantagens como a escolha das variáveis que tem impacto significativo nos resultados, a dificuldade para se tratar muitas variáveis no mesmo instante e a questão de que pequenas alterações das variáveis podem acarretar grandes mudanças nos resultados (WANKE; JULIANELLI, 2006).

### 3.3.2 Métodos Quantitativos

Os métodos quantitativos utilizam modelos matemáticos para realização da análise dos dados, de maneira a realizar a previsão, permitindo a obtenção das mesmas demandas

com especialistas diferentes (MOREIRA, 2009). Estas previsões futuras partem de informações de dados históricos disponíveis, para elaboração dos modelos matemáticos. Tais métodos podem trabalhar com grandes volumes de informações, mas tem a desvantagem de não prever mudanças estruturais dos dados históricos que formam as séries temporais, o que prejudica sua aplicação (LUSTOSA *et al.*, 2008).

A utilização correta de parâmetros como indicadores para a medição de níveis micro, meso e macro da economia, podem gerar bons resultados quantitativos (FORGE, 2009). Goodwin, Önkál e Thomson (2010), que recomendam a utilização do modelo quantitativo de previsão aos responsáveis pelas tomadas de decisão, pois este método é útil por trazer consigo a incerteza agregada à previsão realizada, pois ela faz parte de todas as atividades que buscam presumir o futuro.

De forma geral, os métodos quantitativos se subdividem em dois grandes grupos, os modelos de séries temporais e modelos causais.

#### **a) Séries Temporais**

Técnicas quantitativas intrínsecas, chamadas séries temporais, supõem que os padrões passados da demanda continuarão no futuro, assim, busca através de cálculo matemático projetar os dados históricos e tendências da demanda (WISNER *et al.*, 2008; LARSEN *et al.*, 2007).

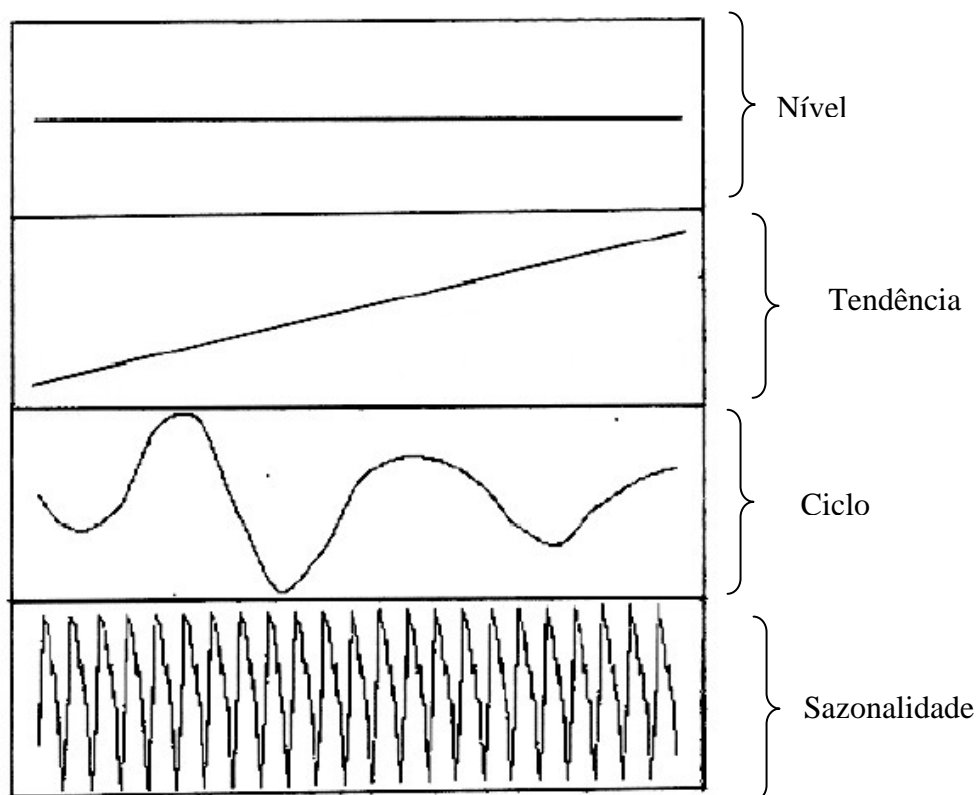
Uma série temporal é uma técnica quantitativa definida por um conjunto de observações sobre uma variável, ordenada no tempo e registrada em períodos regulares. Tem como objetivo, identificar padrões não aleatórios na série temporal de uma variável de interesse e a observação deste comportamento passado pode permitir fazer previsões sobre o futuro, orientando tomadas de decisões. Assim como afirmam Martinez & Zamprogno (2003), que o principal objetivo da análise de séries temporais é investigar o mecanismo gerador de dados, descrever seu comportamento através da construção de gráficos para verificação da existência de tendência, ciclos e variações sazonais (SOUZA; CAMARGO, 2004).

Morettin e Toloí (2006) destacam que série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo, baseadas na idéia de que a história dos ocorridos, no decorrer do tempo, podem ser usados para prever o futuro. Sua eficácia só pode ser alcançada quando a tendência e a sazonalidade forem estáveis e bem definidas (BALLOU, 2006).

De acordo com os objetivos da análise, podem ocorrer problemas com as observações, sendo necessário tomar algumas medidas para evitá-los ou minimizá-los. Desta forma, um dos primeiros cuidados para análise de séries temporais é o planejamento amostral e a preparação de dados.

De acordo com Morretin; Toloí (1987), as séries temporais são qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo, compostas por quatro elementos como: (i) Tendência - verifica o sentido de deslocamento da série ao longo de vários anos; (ii) Ciclo - variações cíclicas movimento ondulatório que ao longo de vários anos tende a ser periódico; (iii) Sazonalidade - movimento ondulatório de curta duração, em geral, inferior a um ano; associada, na maioria dos casos, a mudanças climáticas; (iv) Ruído aleatório ou irregularidades - compreende a variabilidade intrínseca aos dados e não pode ser modelado, resultado de acontecimentos inesperados. Neste caso, a Figura 4, apresenta estes elementos.

**Figura 4: Características dos componentes de uma série temporal.**



Fonte: Pellegrini (2001).

O nível (ou Média) é quando os valores da série flutuam em torno de uma média constante. A tendência ocorre quando a série apresenta comportamento ascendente ou descendente por um longo período de tempo. Ciclo é quando a série exibe variações ascendentes e descendentes, porém, com intervalos não regulares de tempo e sazonalidade

ocorre quando padrões cíclicos de variação se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo.

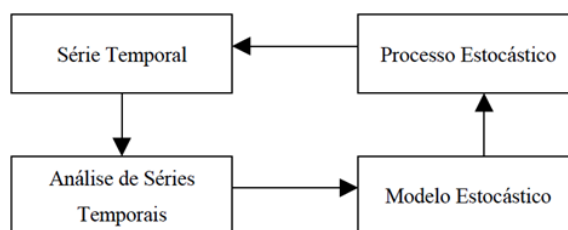
Além destes componentes, existe geralmente uma auto-correlação, que indica a persistência de tal ocorrência, ou seja, a demanda esperada em qualquer ponto tem correlação com seus próprios valores anteriores. Normalmente, as linhas de tendência são o ponto de partida no desenvolvimento de uma previsão. Estas linhas são ajustadas para efeitos sazonais, cíclicos e a qualquer outro valor que possa influenciar a previsão de demanda (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001).

De acordo com Wagner *et al.* (2011) estes métodos ainda podem ser subdivididos em categorias como:

- métodos de suavização exponencial;
- métodos de regressão;
- método integrado auto-regressivo de média em movimento (ARIMA);
- métodos de limiar e
- métodos auto regressivos generalizados heteroscedásticos.

Quanto à sequência de estudo de uma série temporal, tem-se início em um dado “processo estocástico”, quando se retira uma amostra de observações com igual espaçamento no tempo (série temporal). Pelo estudo desta amostra (análise de séries temporais), busca-se o melhor “modelo estocástico”, com o objetivo de inferir sobre o comportamento dessa realidade analisada, conforme Figura 5. O modelo estocástico é caracterizado por uma família de variáveis aleatórias, sendo um modelo probabilístico (SOUZA; CAMARGO, 2004).

**Figura 5: Processo estocástico e séries temporais.**



Fonte: Elaborado a partir de Souza; Camargo (2004), p. 23.

Slack *et al.* (2007) afirmam que qualquer que seja o grau de sofisticação do processo de previsão numa empresa, é sempre difícil utilizar dados históricos para prever futuras tendências, ciclos ou sazonalidades. Nesse sentido, é importante salientar que não existe nenhuma garantia de que os dados históricos necessariamente irão se repetir no futuro.

## **b) Modelos de Box & Jenkins**

Sua metodologia de previsão é baseada no ajuste de modelos denominados ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*/ em português: Modelos Auto Regressivos Integrados a Média Móvel) de séries temporais, de valores observados de modo que a diferença dos valores gerados pelos modelos e os valores observados resulte em séries de resíduos de comportamento aleatório em torno de zero.

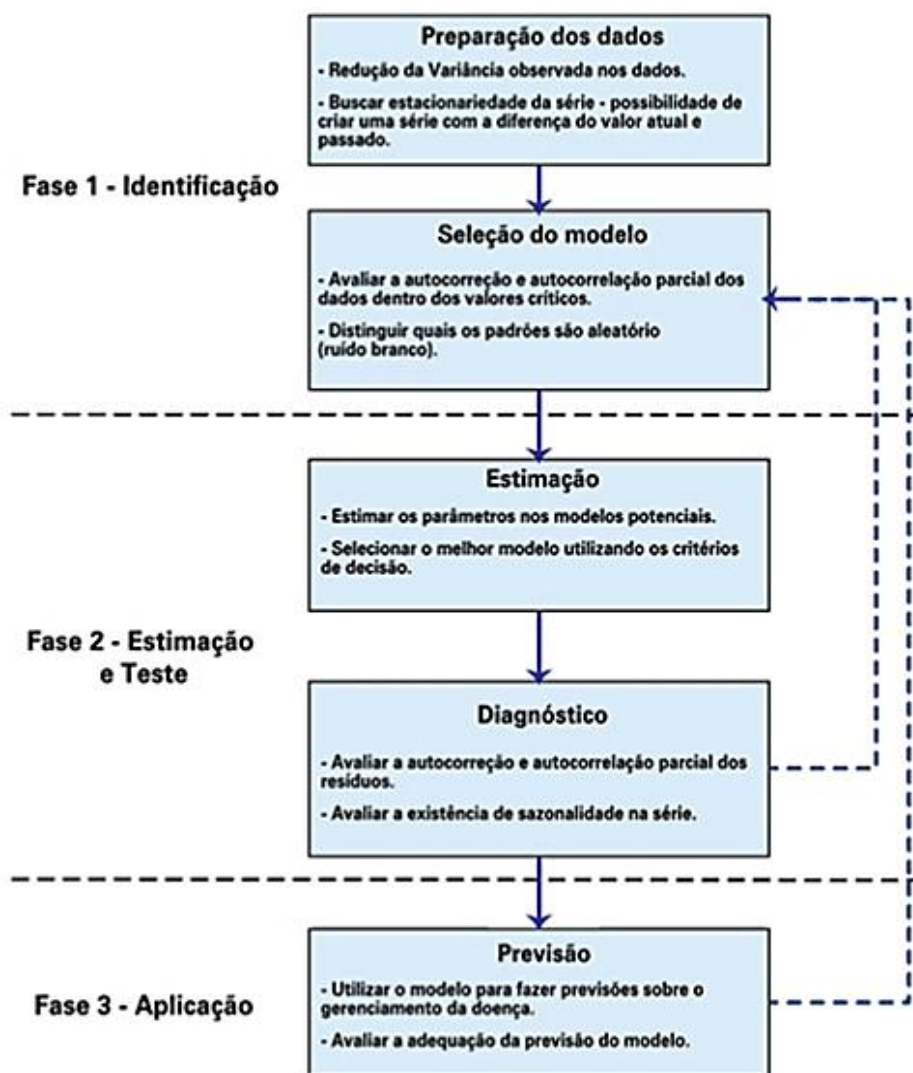
Os modelos de Box-Jenkins, também chamados ARIMA, foram propostos por George Box e Gwilym Jenkins na década de 70 (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

Tais modelos partem da idéia de que os valores de uma série temporal são bastante dependentes, ou seja, cada valor pode ser explicado por valores prévios da série. Já os modelos ARIMA representam uma classe mais geral de modelos de análise de séries temporais. A metodologia do método Box-Jenkins gera previsões aprimoradas da série temporal e proporciona uma abordagem bem estruturada para geração e análise do modelo de previsão.

Os modelos ARIMA são capazes de descrever os processos de geração de uma variedade de séries temporais para os previsores (filtros) sem precisar levar em conta as relações econômicas geradoras das séries, descrevendo tanto o comportamento estacionário como o não-estacionário. Deste modo, pode-se afirmar que esta é uma metodologia de modelagem flexível em que as previsões com base nestes modelos são feitas partindo-se dos valores correntes e passados dessas séries. As etapas a seguir apresentam um exemplo de aplicação do Box-Jenkins na Figura 6.



Figura 6: Box-Jenkins.



Fonte: SATO, 2013.

O método Box-Jenkins tornou o modelo ARIMA popular e prático, propondo uma metodologia de construção de modelos que inclui quatro etapas: identificação, avaliação, verificação de diagnóstico e previsão. Logo, esta metodologia permitiu aos pesquisadores descobrir padrões ocultos em dados e também gerar previsões (MIN, 2008).

### c) Modelos Causais

Modelos causais são usados quando existem dados históricos disponíveis e as relações entre o fator a ser previsto e outros fatores internos ou externos podem ser identificados. Estas relações se dão por meio de modelos matemáticos, podendo ser muito complexas. Constituem ferramentas sofisticadas sendo bons para prever pontos de inflexão na demanda e preparar previsões a longo prazo (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2008).

Ballou (2006) destaca que o grande desafio para o emprego dos métodos causais é encontrar as variáveis que de fato são causais. Em diversos casos, as previsões encontram variáveis que julgam ter forte correlação e, quando os testes são feitos, percebe-se que essa correlação é baixa, implicando num modelo com baixa precisão. Além disso, a busca por essas variáveis pode consumir tempo considerável, implicando altos custos, sem a garantia de que um bom modelo matemático será desenvolvido.

Dentre os modelos causais pode-se citar a regressão linear múltipla como um método de associação de diversas variáveis independentes a uma variável dependente. Sendo considerado um bom método quando as variáveis independentes não apresentam correlação entre si (GONÇALVES, 2007).

#### **d) Modelo de Holt**

Os modelos de Holt podem ser utilizados em séries temporais com tendência linear e sazonal. Este modelo emprega duas constantes de suavização,  $\alpha$  e  $\beta$  (com valores entre 0 e 1), sendo representado por três equações (PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. 2007):

$$a) L_t = \alpha zt + (1 - \alpha)(L_t - 1 + T_{t-1}), \quad (1)$$

$$b) T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad (2)$$

$$c) \hat{Z}_{t+k} = L_t + kT_t. \quad (3)$$

As equações a) e b) fazem uma estimativa do nível e da inclinação da série temporal, respectivamente. Já a equação c), calcula a previsão da demanda para os próximos  $k$  períodos.

Bem como na suavização exponencial simples, o método de Holt requer valores iniciais, neste caso  $L_0$  e  $T_0$ . Como alternativa para estes cálculos iniciais fica: igualar  $L_0$  ao último valor observado na série temporal e calcular uma média da declividade nas últimas observações para  $T_0$ . Outro modo de calcular é a regressão linear simples aplicada aos dados da série temporal, onde se obtém o valor da declividade da série temporal e de  $L_0$  em sua origem.

#### **e) Modelos de Holt-Winters**

Estes modelos descrevem dados de demanda nos quais se verifica a ocorrência de tendência linear, além de um componente de sazonalidade. Dados de demanda sazonal caracterizam-se pela ocorrência de padrões cíclicos de variação, que se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo. Sendo muito observados em indústrias de refrigerantes, sorvetes, cosméticos, entre outras.

Os modelos de Holt-Winters classificam-se em dois grupos: o aditivo e o multiplicativo. No aditivo, a amplitude da variação sazonal é constante ao longo do tempo; isto é, a diferença entre o maior e menor valor de demanda dentro das estações permanece relativamente constante no tempo. Já no modelo multiplicativo, a amplitude da variação sazonal aumenta ou diminui em função do tempo.

O modelo multiplicativo de Holt-Winters utiliza-se na modelagem de dados sazonais onde a amplitude do ciclo sazonal varia com o passar do tempo. Sua representação matemática dada por Fuller (1996) é:

$$a) L_t = \alpha \frac{Z_t}{S_{t-s}} + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (4)$$

$$b) T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1}, \quad (5)$$

$$c) S_t = \gamma \frac{Z_t}{L_t} + (1-\gamma)S_{t-s}, \quad (6)$$

$$d) \hat{Z}_{t+k} = (L_t + kT_t)S_{t-s+k}. \quad (7)$$

Onde  $S$  é uma estação completa da sazonalidade (por exemplo,  $S$  é igual a 12 quando se tem dados mensais e sazonalidade anual);  $L_t$ ,  $T_t$ , e  $S_t$ , representam o nível, a tendência e a sazonalidade da série, respectivamente,  $\hat{Z}_{t+k}$  é a previsão para  $k$  períodos a frente e, finalmente,  $\gamma$  é a constante de suavização que controla o peso relativo a sazonalidade, variando entre 0 e 1.

A equação a) difere da equação que trata do nível da série no modelo de Holt, visto que o primeiro termo é dividido por um componente sazonal, eliminando deste modo a flutuação sazonal de  $Z_t$ . A equação b) é exatamente igual à equação da tendência no método de Holt. Já a equação c), faz um ajuste sazonal nas observações  $Z_t$ .

Os modelos de Winters necessitam valores iniciais de componentes (neste caso, nível, tendência e sazonalidade) para iniciar os cálculos. Para a estimativa do componente sazonal, necessita-se de no mínimo uma estação completa de observações, ou seja,  $s$  períodos. As estimativas iniciais do nível e da tendência são feitas no período  $s$  definido para o componente sazonal. Os valores das constantes de suavização seguem a mesma lógica de determinação sugerida para os outros métodos de suavização exponencial.

O modelo aditivo de Winters é utilizado onde a amplitude do ciclo sazonal permanece constante com o passar do tempo. Suas equações matemáticas são (Makridakis *et al.*, 1998):

As estimativas iniciais do nível e da tendência são feitas, então, no período  $s$  definido para o componente sazonal.

O estimador inicial para o nível da série é dado pela média da primeira estação:

$$d) L_s = \frac{1}{s}(Z_1 + Z_2 + \dots + Z_s). \quad (8)$$

O cálculo da estimativa inicial para a tendência requer duas estações completas ( $2s$ )

$$f) T_s = \frac{1}{s} \left( \frac{Z_{s+1} - Z_1}{s} + \frac{Z_{s+2} - Z_2}{s} + \dots + \frac{Z_{s+s} - Z_s}{s} \right). \quad (9)$$

Para o componente sazonal, utilizam-se  $s$  estimativas iniciais.

$$g) S_1 = \frac{Z_1}{L_s}, S_2 = \frac{Z_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{Z_s}{L_s}. \quad (10)$$

A equação da tendência permanece a mesma utilizada para o modelo multiplicativo (conforme equação b). Nas outras equações, a única diferença é que o componente sazonal está efetuando operações de soma e subtração, ao invés de multiplicar e dividir.

### 3.5 Programas de Avaliação de *Forecast*

A aptidão da gestão ou analistas a obter lucros com previsões precisas depende de diversos fatores (LUO e XIE, 2012). Dentre estes fatores, escolher qual *software* de *forecast* utilizar é essencial.

Apenas teoria estatística não pode resolver os problemas de amostras de séries, devido à alta complexidade de fatores internos e externos de um sistema real (WANG, DANG; HE, 2012). Portanto, os programas estatísticos além de importante ferramenta de trabalho são necessários para avaliação de dados e solução de diversos problemas. Cada programa tem sua particularidade, dependendo dos dados inseridos e os resultados desejados. Logo estas tecnologias atuam como facilitadores no entendimento dos conceitos envolvidos no problema, assim como na modelagem do mesmo, cabendo aos usuários a constatação do resultado proposto, se este está de acordo ou não com a teoria.

Com isto e dada a complexidade de alguns dos modelos de *forecasting*, a escolha correta do pacote adequado pode ser difícil, devido à grande variedade de produtos disponíveis no mercado. A seguir, são apresentadas algumas questões que podem ser úteis na determinação do pacote computacional mais apropriado para apoio a um sistema de previsão de demanda (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998):

- O pacote deve possuir vantagens identificadas como essenciais pela gerência. Verifique os modelos de *forecasting* contemplados no produto, a forma de gerenciamento das informações, a apresentação gráfica e relatórios dos resultados obtidos na análise.

- Identifique o sistema operacional do pacote. O sistema deve ser compatível com aquele utilizado pelos computadores na empresa, ou permitir a transferência de dados entre sistemas operacionais distintos.
- O pacote deve ser de fácil utilização e aprendizado. Solicite uma demonstração de funcionamento do programa e verifique aspectos relacionados à sua facilidade de operacionalização.
- Verifique a possibilidade de implementação de novos modelos de *forecasting* no pacote computacional. Usuários avançados procuram fazer modificações em modelos existentes de *forecasting* ou mesmo implementar novos modelos nos pacotes. Para tanto, a linguagem de programação do pacote selecionado deve ser dominada pelos usuários (programadores) da empresa.
- Muitas vezes, centenas, ou às vezes milhares de séries temporais podem estar em estudo. Alguns pacotes possuem uma ferramenta que pode gerar rapidamente a previsão individual de um conjunto de dados envolvendo milhares de séries temporais. Esta característica é de suma importância quando se necessita agilidade na análise de muitas séries.
- Verifique a capacidade de processamento de dados do pacote. Alguns sistemas de *forecasting* utilizam séries temporais bastante extensas, que podem facilmente ultrapassar o limite de capacidade de processamento de alguns pacotes computacionais.
- Verifique a acurácia das previsões calculadas pelo pacote. Apesar de possuírem diferentes algoritmos, pacotes distintos devem apresentar resultados, no mínimo, bem próximos. Assim, é interessante fazer uma comparação entre eles, uma vez que alguns podem conter erros.

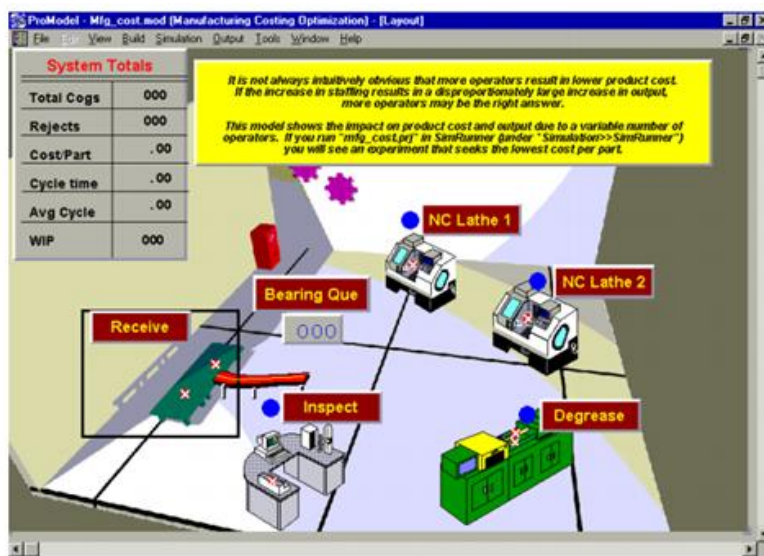
Desta forma, os pacotes computacionais direcionados à análise de previsões comportam ferramentas estatísticas relevantes para a análise e formação das previsões. Dentre este universo de ferramentas computacionais pode-se citar exemplos como o Promodel, SPSS e NCSS.

### 3.5.1 Promodel

O Promodel é um *software* de simulação de eventos discretos que auxilia na tomada de decisões rápidas. Utilizado para planejar, projetar e realizar melhorias em novos ou atuais processos. Com esse *software* é possível reproduzir a complexidade dos processos,

além de torná-los mais dinâmicos e adaptáveis para as variações desejadas. A Figura 7 apresenta uma visão geral desta ferramenta:

**Figura 7: Exemplo do software Promodel.**



Fonte: FILHO, MIYAGI e MARUYAMA, 2014.

### 3.5.2 Forecast Pro

O *software* Forecast Pro combina o uso de modelos matemáticos e algoritmos com a flexibilidade necessária para outros métodos menos formais, geralmente, é de uso mais simples e prático. Servindo para auxiliar as organizações na estruturação de processos de previsão de demanda de modo ágil e eficaz. Com esse *software* é possível gerar relatórios de comparações das previsões com o que de fato foi realizado e assim aperfeiçoar processos e previsões, pois permite uma visualização clara de variáveis defasadas importantes. Um gráfico gerado neste *software* é ilustrado no Gráfico 5.

**Gráfico 5: Gráfico do software Forecast Pro.**

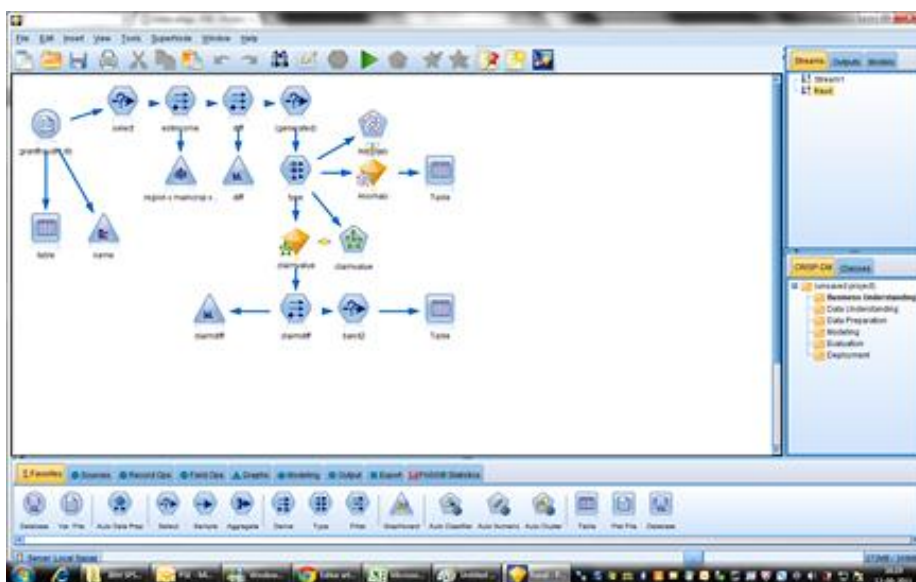


Fonte: <http://ep.yimg.com/ty/cdn/mbaware/ForecastProUnlimitedScreen.jpg>, 2014

### 3.5.3 Statistical Package for Social Science (SPSS)

O SPSS (*Statistical Package for Social Science*) em português, “pacote estatístico para as ciências sociais”, serve para análises estatísticas e fornece os principais recursos necessários para a correta condução dos processos, como, planejamento, acesso, coleta, preparação, análise de dados e disponibilização de resultados. Auxilia em tomada de decisões, gerando relatórios e previsões as empresas. Dispõe de uma abrangente faixa de procedimentos estatísticos, possui técnicas integradas e recursos de suporte para todos os tipos de dados fornecidos. A Figura 8 segue exemplo de modelagem do *software* SPSS.

**Figura 8: Modelagem em SPSS.**



Fonte: <http://www.pse.pt/ibm-spss-modeler/>, 2014.

### 3.5.4 Number Cruncher Statistical System (NCSS)

O *software* NCSS (*Number Cruncher Statistical Systems*) em português, “tritador numérico de sistemas estatísticos”, é utilizado para plotar dados e determinar variáveis preditoras dos dados examinados para importância estatística, utilizando procedimentos de regressão (HINTZE, 2004; BOLDING *et al.*, 2009).

O NCSS trabalha com gráficos e ferramentas estatísticas, permitindo a análise de dados de maneira rápida e eficiente. Trabalhando com dados plotados em retas X (horizontal) e Y (vertical) que geram relatórios e gráficos de tendências ou *forecasts*. Sendo o mesmo um *software* muito dinâmico que permite aos usuários gerar o tipo gráfico desejado. Bastante aplicado em empresas para auxiliar na tomada de decisões partindo de previsões (*forecasts*).



Este *software* tem sua janela inicial em forma de planilha, onde os dados podem ser facilmente lançados ou importados de todos os principais tipos de arquivos de dados estatísticos. A Figura 9 indica o *interface* do programa.

**Figura 9: Interface do software NCSS.**

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Name	Test1	Test2	Test3	Test4	Test5	IQ	C7	C8	C9	C10	C11	C12
Label												
Data Type	General	General	General	General	General	General	General	General	General	General	General	General
Format												
Value Labels												
Value Order												
Transformation												
Note												
Filter												
1	83	34	65	63	64	106						
2	73	19	73	48	82	90						
3	54	81	82	85	73	102						
4	96	72	91	88	94	121						
5	84	53	72	68	82	102						
6	86	72	63	79	57	105						
7	76	62	64	69	64	97						
8	54	49	43	52	84	92						
9	37	43	92	39	72	94						
10	42	54	96	48	83	112						
11	71	63	52	69	42	130						
12	63	74	74	71	91	115						
13	69	81	82	75	54	98						
14	81	89	64	85	62	90						
15	50	75	72	64	45	103						
16	50	50	50	50	50							
17	60	60	60	60	60							
18												
19												
20												

Fonte: <http://www.ncss.com/software/ncss/>, 2014.

O *software* apresenta opções de análise de *forecasting*, com a utilização de suavização exponencial e decomposição. Conforme pesquisa realizada no site da empresa NCSS *Statistical Software*, o mesmo tem por diferenciação, a geração de um relatório com os resultados da análise, trazendo diversas informações e dados, que não é fornecida na maioria dos demais pacotes computacionais. Sendo utilizado para realização de comparações de parâmetros, com intervalos de confiança de 95%, analisando dados estatísticos para o processamento de informações (REYES *et al.*, 2006).

Contém também uma coleção abrangente de procedimentos estatísticos para a análise de dados. Estes procedimentos cobrem uma ampla gama de tópicos, incluindo a análise de variância, o agrupamento, correlação, ajuste de curva, estatística descritiva, desenho de experimentos, séries temporais, entre outros.

Como possibilidade, em se tratando de um sistema moderno para trabalho estatístico, permite o ajuste linear dos dados que por sua vez permitem a introdução de múltiplas variáveis dependentes. Em casos não-lineares contem um extenso menu de funções de



aproximação, pois apenas a possibilidade de trabalhar com uma variável dependente é fornecida (HINTZE, 2007).

A utilização de *softwares* desta família, com previsões de demanda, fornecem informações fundamentais para a organização e possibilitam uma grande vantagem competitiva, assegurando um controle mais preciso e adequado dos estoques (CONSUL; WERNER, 2010).

### 3.6 Simulação computacional

A simulação computacional de sistemas produtivos é uma poderosa ferramenta para o planejamento, processo e controle de sistemas produtivos complexos. Capaz de emular através de relações lógicas o funcionamento de sistemas reais a fim de observar comportamentos sob diferentes cenários, assim podendo envolver situações determinísticas ou estocásticas (ASPENTECH, 2001; UM; HYEONJAE; LEE, 2009, MORABITO; PUREZA, 2010).

Abordagens em simulação têm sido amplamente utilizadas por indústrias para investigar problemas de eficiência e redução de custos de logística interna (MACRO; SALMI, 2002; CURCIO; LONGO, 2009).

O uso da simulação tem destaque por permitir a análise de problemas de forma virtual, ou seja, sem interferir no processo real fazendo com que soluções sejam encontradas de forma mais econômica e rápida. A simulação analisa cenários hipotéticos para permitir a exploração de múltiplas opções sem muita despesa com pessoal e recursos (XIE; PENG, 2012; YOON, 2003).

Segundo Costa (2011), autor do trabalho intitulado “*Construção de modelo de simulação de sistema puxado de produção para melhorias de eficiência*” a utilização da simulação tem por objetivos: (I) Construção de um modelo de simulação do processo implementado, que incorpore os conceitos e métodos utilizados; (II) Realização de ensaios de simulação em função de diferentes cenários e (III) Identificação e proposta de alterações que conduzam a uma maior eficiência e maior precisão de funcionamento do sistema de produção.

Também pode auxiliar esforços de gestão em processos de negócios, análise e fases de projeto do ciclo de vida, permitindo à organização identificar riscos e oportunidades potenciais antes que os processos sejam executados (MUEHLEN; HO, 2006; HELQUIST *et al.*, 2012).

Portanto, o maior benefício da utilização da simulação em ambientes manufatureiros é a possibilidade de obter uma visão geral (macro) do efeito de uma pequena mudança (micro) no sistema. Os autores também citam benefícios da simulação como: aumento de produtividade, redução do tempo que as peças ficam no sistema, redução dos estoques em processo, aumento das taxas de utilização de equipamentos e funcionários, aumento de entregas no tempo certo dos produtos aos clientes, redução das necessidades de capital e garantias de que o projeto do sistema proposto vai operar conforme o esperado (BANKS *et al.*, 2005; DIEHL *et al.*, 2009).

A previsão de demanda pode ser estipulada através da simulação. Taha (2008) define previsão baseada em simulação como uma técnica de reprodução do comportamento real através da estimação de medidas de desempenho. A simulação torna possível a realização de deduções sobre o comportamento de sistemas através de experimentos (ANDRADE, 1998).

Apesar de a simulação ser uma excelente ferramenta de análise, é preciso conhecer um pouco mais tanto as suas vantagens, quanto a suas desvantagens. As duas listas abaixo, conforme RAMOS (2014):

#### Vantagens

- Uma vez criado, um modelo de simulação pode ser utilizado inúmeras vezes para se avaliar projetos e políticas propostas.
- A metodologia de análise utilizada pela simulação permite a avaliação de um sistema proposto, mesmo que os dados de entrada estejam, ainda, na forma de “esquemas” ou rascunhos.
- A simulação é, geralmente, mais fácil de aplicar do que métodos analíticos. Uma vez que os modelos de simulação podem ser quase tão detalhados quanto os sistemas reais, novas políticas e procedimentos operacionais, regras de decisão, fluxos de informação etc. podem ser avaliados sem que o sistema real seja perturbado.
- Hipóteses sobre como ou por que certos fenômenos acontecem podem ser testadas para confirmação.

- O tempo pode ser controlado, comprimido ou expandido, permitindo reproduzir os fenômenos de maneira lenta ou acelerada, para que melhor se possa estudá-los.
- A identificação de “gargalos”, preocupação maior do gerenciamento operacional de inúmeros sistemas, como fluxos de materiais, de informações e de produtos, pode ser obtida de forma facilitada, principalmente com a ajuda visual.
- Um estudo de simulação costuma mostrar como realmente um sistema opera, em oposição à maneira que todos pensam que ele opera.

#### Desvantagens

- A construção de modelos requer treinamento especial. Envolve arte; portanto, o aprendizado se dá ao longo do tempo, com a aquisição de experiência. Dois modelos de um sistema construídos por dois indivíduos competentes terão similaridades, mas dificilmente serão iguais.
- Os resultados da simulação são, muitas vezes, de difícil interpretação. Uma vez que os modelos tentam capturar a variabilidade do sistema, é comum que existam dificuldades para determinar quando uma observação realizada durante uma execução se deve a alguma relação significativa no sistema ou a processos aleatórios construídos e embutidos no modelo.
- A modelagem e a experimentação associadas a modelos de simulação consomem muitos recursos, principalmente tempo. A tentativa de simplificação na modelagem ou nos experimentos objetivando economia de recursos costuma levar a resultados insatisfatórios. Em muitos casos, a aplicação de métodos analíticos (como a teoria das filas, por exemplo) pode trazer resultados menos ricos e mais econômicos.

#### 4 METODOLOGIA

Consistindo de uma análise e interpretação em relação aos métodos lógicos e científicos, a metodologia foca em definir a modalidade de pensamento e aplicação a ser utilizada para um determinado fim. Ou seja, se trata da abordagem técnica e dos processos utilizados na aquisição de conhecimento e resolução de problemas, de maneira sistemática.

Organizando esta pesquisa (Tabela 3), conforme classificação proposta por Santos (2000) tem-se:

**Tabela 3: Classificação da pesquisa científica.**

Nível	Objetivo	Coleta de dados	Fonte de informação	Variáveis	
Acadêmico	Exploratória Descritiva Predição	Estudo de caso Pesquisa documental	Campo Bibliografia	Unifatorial	Qualitativa Quantitativa

Fonte: adaptado de Santos (2000).

Conforme os objetivos, esta pesquisa se caracteriza por exploratória e descritiva sendo de nível acadêmico, pois visa proporcionar maior familiaridade com o problema com vistas a torná-lo explícito e a construir hipóteses (SILVA; MENESES, 2005; TURRIONI; MELLO, 2012), a partir de levantamento de dados e envolvendo o referencial teórico, para implantação de um *software* para auxiliar na previsão de demanda da empresa.

De acordo com Gil (2010), a pesquisa exploratória tem como objetivo principal o aprimoramento de idéias ou a descoberta de intuições que possibilitem a consideração dos mais variados aspectos relativos ao fato estudado. A pesquisa preditiva procura identificar relações que permitam especular sobre um fenômeno partindo do conhecimento de um ou mais autores.

Quanto ao delineamento, tem-se uma pesquisa bibliográfica em periódicos científicos nacionais e internacionais. Tendo o procedimento de coleta de dados caracterizada como estudo de caso simples, e fonte de informação de campo e bibliografia.

De acordo com Rodrigues (2007), pesquisa de campo é a observação dos fatos tal como ocorrem, tendo como características, não permitir isolar e controlar as variáveis, mas perceber e estudar as relações estabelecidas. O mesmo autor destaca a pesquisa bibliográfica, como recuperadora do conhecimento científico acumulado sobre um problema/assunto e a pesquisa documental como aquela que faz uso de material sem tratamento analítico.

Segundo as fontes de informações, a pesquisa pode ser classificada como estudo de caso, pois o estudo tem por objetivo identificar e adequar um *software* para auxiliar nas previsões (SANTOS, 2000), a fim de melhorar o processo de realização das previsões de demanda da empresa.

De acordo com Beuren (2004), as pesquisas qualitativas permitem análises mais profundas em relação ao objeto estudado, sendo uma forma bastante adequada para se conhecer a natureza de um fenômeno social.

Relacionado aos métodos de abordagem essa pesquisa se classifica como qualitativa e quantitativa. Qualitativa pela necessidade da interpretação dos dados obtidos por meio das informações obtidas durante o estudo de caso. Quantitativa devido à quantificação dos dados por meio de ferramentas estatísticas para melhor entendimento dos fatores envolvidos, além disso, a pesquisa tem como objetivo a previsão de demanda, para saber a quantidade estimada de matéria-prima a ser comprada nos próximos períodos (anos/meses).

A metodologia proposta é aplicada em um estudo de caso em uma indústria de plásticos. De modo mais específico, aborda-se o caso de uma família de produtos, para os quais existem dados de demanda realizada, onde a utilização de métodos quantitativos de previsão pode resultar em previsões mais acuradas.

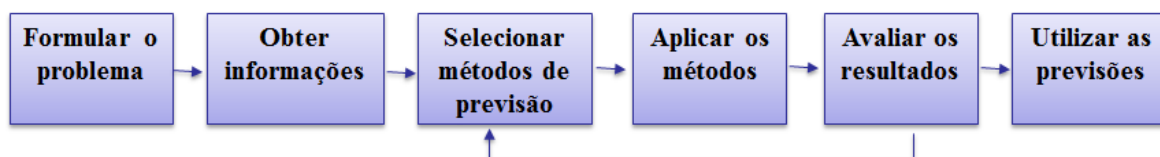
#### **4.1 Procedimentos metodológicos**

O desenvolvimento desta pesquisa deu-se pelo uso de ferramentas estatísticas e computacionais com a utilização de métodos quantitativos de previsão de demanda por técnicas de suavização exponencial, modelagem e simulação computacional.

Para a elaboração desta pesquisa, inicialmente foi realizado um estudo bibliográfico a respeito dos métodos de previsão de demanda com intuito de se averiguar quais são os mais utilizados na atualidade e suas as limitações e aplicações, com especial atenção ao *software* NCSS foco da pesquisa. A revisão bibliográfica foi feita por meio de pesquisa em bases de dados, estudo de artigos de revistas, livros, trabalhos de eventos, teses e dissertações.

Como estrutura para o *forecasting* utilizou-se Armstrong (2001) como referência, seguindo uma estrutura em torno de tarefas como: (i) formular o problema; (ii) obter informações; (iii) selecionar métodos de previsão; (iv) aplicar os métodos; (v) avaliar os resultados e; (vi) utilizar as previsões. A Figura 10 apresenta a estrutura do fluxograma de tarefas.

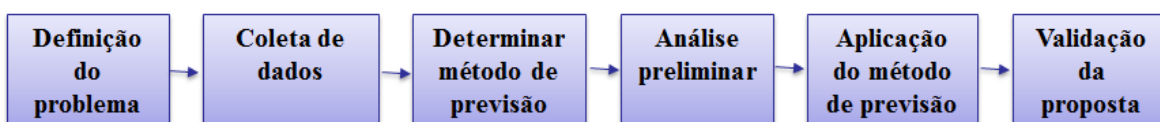
**Figura 10: Fluxograma de tarefas.**



Fonte: adaptado de Armstrong (2001).

A partir desta estrutura, foram definidos os procedimentos metodológicos do estudo, adaptando as tarefas propostas por Armstrong (2001), renomeando e aglutinando algumas, na forma de novos procedimentos metodológicos (Figura 11).

**Figura 11: Procedimentos metodológicos.**



Fonte: elaborado pelo autor.

Esta metodologia proposta foi então aplicada a um estudo de caso em indústria de plásticos, abordando uma família de produtos para os quais existiam dados de demanda realizada. E sobre o desenvolvimento da previsão de demanda em questão, optou-se pela utilização do método de previsão NCSS na versão 9.0 para que possibilitasse avaliação e consistência dos resultados.

#### 4.1.1 Definição do problema

Nesta fase vários fatores devem ser analisados para definição do problema: onde e como o *forecasting* será aplicado e como se enquadra dentro da organização. A definição do nível de detalhe requerido para o sistema é influenciada por diversos fatores, tais como disponibilidade de dados, acurácia, custo da análise e preferências gerenciais.

A definição do problema envolve a expressão clara do que se pretende estudar/resolver/responder/compreender. Esta etapa é de fundamental importância para o sucesso do trabalho, pois garante que o problema correto seja estudado e as soluções propostas sejam adequadas, tendo o objetivo de auxiliar na delimitação do modelo de *forecasting*.

A presente pesquisa foi realizada em uma empresa de plásticos do Rio Grande do Sul, que oferece aos clientes um *mix* de produtos acessórios para motociclistas: polainas, botas, mochilas, coletes refletivos, capa para motos, capa para banco de moto, jaquetas

para o frio, conjunto de chuva, entre outros produtos, onde se utilizou a comparação de dois *softwares* para auxiliarem na previsão de demanda da mesma.

A empresa realiza suas previsões de vendas baseadas praticamente em históricos comerciais passados e opiniões de gestores do setor comercial. Com auxílio de planilhas eletrônicas (Excel), os dados das vendas realizadas são armazenados, e consultados para a realização de previsões futuras. Com a inclusão de um modelo computacional, objetiva-se aumentar a confiança e a eficiência nas predições futuras.

Após geração e análise dos resultados, uma proposta de estimativa de demanda para os próximos meses e anos será feita para a empresa, mostrando por meio da ferramenta de *forecasting* (NCSS) as vantagens de seguir as informações geradas.

#### **4.1.2 Coleta de dados**

Como requisito necessário para a aplicação dos modelos de previsão de demanda, será realizado a coleta de dados no sistema da empresa. Estes dados de vendas realizadas podem ser extraídos do sistema, anualmente ou mensalmente. Sendo a fase de coleta de dados uma das mais importantes do processo, pois dados incorretos fazem que os métodos tanto qualitativos, quanto os métodos quantitativos, gerem previsões incorretas.

Informação é a base das ações, possuir dados é fundamental para se programar, planejar e sobreviver ao cenário atual e suas mudanças. De acordo com Faucher, Everett e Lawson (2008), a gestão do conhecimento é separada em quatro aspectos:

- Dados: Representações brutas não processadas da realidade.
- Informação: Dados processados com alguns aspectos significativos.
- Conhecimento: Informação processada com alguns aspectos significativos.
- Sabedoria: Conhecimento processado com alguns aspectos significativos.

Para implementação do *software* na previsão de vendas da empresa, realizou-se primeiramente uma coleta de dados passados de vendas realizadas, com objetivo de realizar análises da acurácia das previsões passadas. Foram coletados dados referentes aos últimos cinco anos, ou seja, dados de janeiro de 2009 a dezembro de 2013. Além disto, foram realizadas entrevistas com os gestores da área de vendas para obtenção de informações referentes a fenômenos observados nos dados coletados.

#### **4.1.3 Determinação do método de previsão**

Após a coleta de dados, se planejou a forma de execução de um plano de ação para se alcançar o método de previsão. Esta etapa é fundamental para que seja possível a adoção

do método de planejamento da demanda proposto. Devido à complexidade de operacionalização de certos modelos de *forecasting*, torna-se necessário a utilização de pacotes computacionais no cálculo da previsão de demanda.

Depois de definida a série histórica, foi feita a plotagem da mesma em relação ao tempo com a intenção de se coletar indícios que pudessem gerar dados a cerca de qual seria o melhor modelo quantitativo a se utilizar.

O presente trabalho é um exemplo de método de agregação dos produtos por família. Neste método, produtos com as mesmas características são agrupados em uma única série temporal, reduzindo significativamente o número de séries a serem analisadas. Sugere-se então, neste trabalho a utilização desta classificação como critério para definição do nível de detalhamento a se adotar na modelagem de séries temporais.

#### **4.1.4 Análise preliminar**

Nesta etapa, foram agrupados os dados históricos das demandas reais do produto em estudo e representados graficamente. Para assim possibilitar a identificação de possíveis dados espúrios na série temporal, o que dificultaria a sua modelagem.

Uma vez retirados os valores espúrios, analisou-se fatores como padrões, tendências e sazonalidades que estavam presentes na série em estudo. A análise gráfica preliminar forneceu subsídios auxiliares na escolha dos modelos quantitativos a serem utilizados na modelagem matemática das diversas séries de dados.

#### **4.1.5 Aplicação do método de previsão**

A partir da análise dos resultados encontrados nas etapas anteriores, foi proposto um modelo, e analisado diferentes cenários do processo estudado. Na fase de aplicação, o modelo conceitual foi convertido em um modelo computacional utilizando a ferramenta de simulação NCSS. Nesta etapa também se apresentaram as etapas da aplicação do *software* NCSS.

O objetivo desta etapa foi implantar métodos de previsão de demanda por meio de análises realizadas em dados de demanda passada. Com o *software* NCSS, pode-se implantar os métodos de previsão: Box-Jenkins, Holt, Holt-Winters, Regressão Linear, Suavização Exponencial.



#### 4.1.6 Validação do modelo

Nesta etapa determinou-se qual dos métodos aplicados apresenta maior acurácia para a série temporal em estudo. Os passos para a escolha foram: conhecimento dos aspectos que influenciam a demanda analisada, as características da série temporal e a agregação temporal dos dados.

Tendo-se os modelos e seus parâmetros estimados apropriadamente, sua utilização na predição da demanda futura pode ser testada. Nesta fase, o processo de implantação do sistema de *forecasting* foi concluído, iniciando-se o seu processo de manutenção. O sistema de manutenção consistiu na incorporação de novas informações sobre as variáveis de interesse, obtidas após cada período, e a revalidação dos modelos estatísticos inicialmente selecionados para sua previsão futura, ou seja, após implantado, o sistema deve ser continuamente alimentado.

Receber os dados organizá-los, compreendê-los e saber como interpretá-los é uma parte desta metodologia. Após os dados serem compreendidos, resultados em base deles são esperados. A previsão de demanda apresentou um desvio médio através desses dados.

## **5 RESULTADOS E DISCUSSÕES**

Neste capítulo são apresentados os resultados e discussões inerentes à previsão de demanda proposto neste trabalho. Portanto, o mesmo foi organizado conforme os Procedimentos Metodológicos apresentados no capítulo 4, subseção 4.1, sendo eles: Definição do problema, Coleta de dados, Determinação do método de previsão, Análise preliminar, Aplicação do método de previsão e Validação do modelo.

### **5.1 Resultados da etapa: Definição do problema**

Como descrito no ítem 4.1 da metodologia, a empresa possui atualmente sua previsão de demanda baseada no método qualitativo, ou seja, conta com a experiência de responsáveis pelo setor comercial.

Partindo dessa idéia, a problemática se resume na definição da metodologia mais adequada para a previsão de demanda de uma indústria de artefatos plásticos, utilizando o *software* (NCSS), coletando dados, tabulando-os e gerando relatórios.

Para realização da pesquisa, foi feito um levantamento bibliográfico com informações referente à previsão de demanda. Dados das previsões passadas da área de vendas foram disponibilizados pela empresa, para possibilitar o uso do *forecast*. A pesquisa abordou a aplicação do *software* NCSS para auxiliar nas previsões de demanda.

### **5.2 Resultados da etapa: Coleta de dados**

Na etapa de coleta de dados, para a modelagem e construção de predições em intervalo temporal, foram determinadas as variáveis dos produtos através das informações históricas de vendas. A coleta foi realizada através da equipe de vendas, mantenedora dos dados, que disponibilizou os mesmos em planilha. Estes dados de vendas realizadas podem ser extraídos do sistema, anualmente ou mensalmente. Onde foram gerados relatórios no sistema, que são constituídos das relações dos produtos estudados, onde apresenta a descrição/código do produto e a relação de vendas realizadas. Os códigos e descrições dos produtos, não foram divulgados, estes dados são representados por: Produto A, Produto B, e sucessivamente. A seguir apresenta-se a Figura 12, com o relatório de vendas em quantidade, realizadas de 2009 até 2013.

Figura 12: Relatório de vendas em quantidade.

<b>Relatório de vendas de Jan. /2009 a Dez. /2013</b>									
<b>MÊS / ANO</b>	<b>Produto A</b>	<b>Produto B</b>	<b>Produto C</b>	<b>Produto D</b>	<b>Produto E</b>	<b>Produto E</b>	<b>Produto F</b>	<b>Produto G</b>	<b>Produto H</b>
01/01/2009	391	0	72	0	5	0	0	1.243	5
01/02/2009	502	2	58	0	0	0	0	492	0
01/03/2009	764	0	34	3	17	4	0	1.443	3
01/04/2009	690	0	216	16	8	7	0	802	50
01/05/2009	910	46	69	0	49	17	0	2.743	0
01/06/2009	482	5	72	30	157	18	0	2.212	2
01/07/2009	1.054	5	118	17	64	2	0	1.432	18
01/08/2009	1.549	0	996	0	58	23	0	5.110	17
01/09/2009	1.467	12	513	9	17	27	70	3.796	47
01/10/2009	1.017	2	202	0	52	5	0	1.862	7
01/11/2009	381	4	253	0	0	24	133	1.319	20
01/12/2009	714	44	393	17	45	36	15	730	36
01/01/2010	540	0	550	1	0	76	62	1.000	18
01/02/2010	282	0	111	0	9	10	8	762	22
01/03/2010	2.155	4	285	4	13	61	0	1.982	9
01/04/2010	1.276	4	426	3	4	20	1	2.119	12
01/05/2010	1.130	5	129	0	67	9	52	1.725	43
01/06/2010	606	1	16	0	145	39	20	1.414	34
01/07/2010	1.004	2	39	0	98	47	26	2.800	49
01/08/2010	2.782	0	76	0	60	10	15	1.237	0
01/09/2010	1.191	0	35	0	5	18	0	877	4
01/10/2010	1.155	0	127	800	9	2	0	1.303	20
01/11/2010	274	0	165	0	3	46	0	771	59
01/12/2010	318	0	150	0	0	18	0	762	137
01/01/2011	450	0	231	0	0	22	56	1.336	250
01/02/2011	714	0	15	14	0	14	0	1.084	122
01/03/2011	655	0	125	0	6	76	0	1.644	175
01/04/2011	569	0	24	0	0	6	0	1.067	88
01/05/2011	1.036	8	18	0	6	60	0	1.118	85
01/06/2011	291	0	14	0	0	12	0	797	189
01/07/2011	464	0	117	0	34	5	0	694	1.000
01/08/2011	454	0	33	1.839	15	62	0	1.189	1.779
01/09/2011	643	0	30	0	0	78	0	657	294
01/10/2011	579	0	34	0	5	60	0	3.356	35
01/11/2011	366	0	104	0	0	12	0	992	314
01/12/2011	206	0	17	0	5	14	0	1.351	17
01/01/2012	104	0	28	0	0	1	0	111	2.834
01/02/2012	102	0	12	0	0	0	0	54	7
01/03/2012	375	0	4	0	0	0	0	187	42
01/04/2012	220	0	0	0	0	0	0	205	60
01/05/2012	242	0	17	0	10	0	0	183	217
01/06/2012	45	0	9	0	10	14	0	64	182
01/07/2012	40	0	25	0	5	1	0	77	1.123
01/08/2012	130	0	9	0	0	9	0	36	2.926
01/09/2012	164	0	0	0	0	4	0	0	986
01/10/2012	201	0	100	0	0	0	0	90	462
01/11/2012	40	0	300	0	0	7	0	34	586
02/12/2012	0	0	0	0	0	0	0	0	0
01/01/2013	75	0	2	0	0	10	0	10	73
01/02/2013	143	0	0	0	0	5	0	70	2.665
01/03/2013	419	0	7	31	0	42	0	189	750
01/04/2013	20	0	4	0	0	7	0	4	1.522
01/05/2013	52	0	0	0	0	0	0	45	159
01/06/2013	168	0	1	0	0	0	0	71	1.121
01/07/2013	80	0	0	0	0	0	0	30	71
01/08/2013	19	0	4	0	0	4	0	119	160
01/09/2013	150	0	2	0	0	0	0	84	497
01/10/2013	51	0	0	0	0	0	0	0	300
01/11/2013	0	0	5	0	0	0	0	77	2
01/12/2013	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: Elaborado pelo autor.

### 5.3 Resultados da etapa: Determinação do Método de Previsão

Depois de definida a série histórica e sua plotagem (conforme visto na Figura 12) com a intenção de coletar indícios que pudessem gerar dados a cerca de qual seria o melhor modelo quantitativo a se utilizar, optou-se pelo método de Suavização Exponencial.

Para esta pesquisa foi adotado o modelo de Suavização Exponencial através do Método Holt-Winters, pelo fato dos dados apresentarem variação sazonal e da possibilidade da aplicação de equações de suavização para estimar o nível, a tendência e a sazonalidade da série temporal analisada no processo de previsão. Como visto quanto à classificação dos métodos de previsão, esta pesquisa se caracteriza pelo método quantitativo.

### 5.4 Resultados da etapa: Análise preliminar

Na etapa de análise preliminar, através da coleta de dados das vendas realizadas, foi gerado o gráfico real da demanda com o agrupamento dos dados, e realizada a análise gráfica para verificação de possíveis dados espúrios.

Dentre o *mix* de produtos da empresa foi escolhido o “Produto A”, com dados para aplicação da previsão de demanda, pois o mesmo apresenta históricos de vendas mais amplos, isso devido à participação da empresa em licitações, que é o exemplo do “Produto H” que fica longos períodos sem ter saída. A Figura 13 exemplifica o modelo de relatório gerado das vendas realizadas anualmente no período de 2009 à 2013, do produto selecionado. Nesta etapa os dados de vendas coletados foram necessários para a construção do gráfico real da demanda do sistema de produção, conforme Gráfico 6.

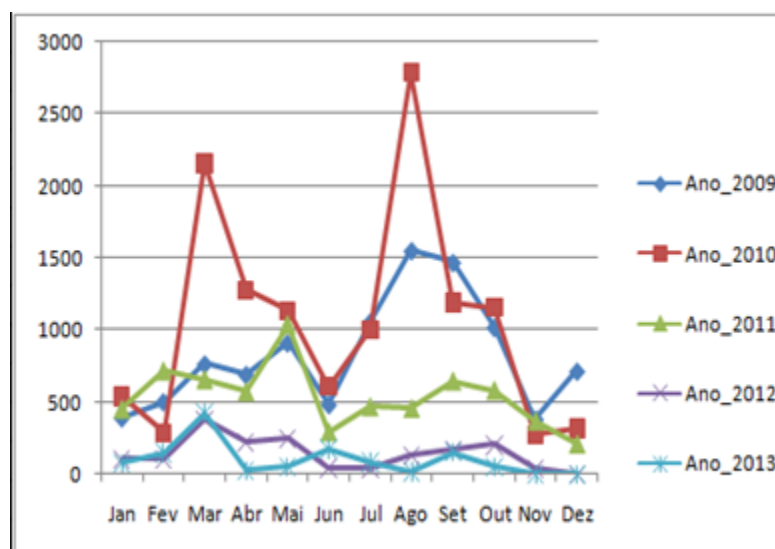
**Figura 13: Dados do Produto A.**

Dados do Produto A					
Mês	Ano 2009	Ano 2010	Ano 2011	Ano 2012	Ano 2013
Jan.	391	540	450	104	75
Fev.	502	282	714	102	143
Mar.	764	2.155	655	375	419
Abr.	690	1.276	569	220	20
Mai.	910	1.130	1.036	242	52
Jun.	482	606	291	45	168
Jul.	1.054	1.004	464	40	80
Ago.	1.549	2.782	454	130	19
Set.	1.467	1.191	643	164	150
Out.	1.017	1.155	579	201	51
Nov.	381	274	366	40	0
Dez.	714	318	206	0	0

Fonte: Elaborado pelo autor.

No Gráfico 6, referente aos dados de demanda do Produto A, percebe-se que não há histórico de vendas do produto no mês de dezembro de 2012 e nos meses de novembro e dezembro de 2013, isto acontece pelo fato do produto não ter saída neste período. Baseado no mesmo quadro podem-se realizar análises da relação das vendas realizadas anualmente demonstrando assim possíveis tendências de vendas do produto para o futuro. Os relatórios gerados com periodicidade mensal possibilitam verificar o tipo de demanda que cada produto sofre, quais sejam: tendencial, nivelada, cíclica ou sazonal.

**Gráfico 6: Gráfico real da demanda do produto A.**



Fonte: Elaborado pelo autor.

Um benefício significativo da partilha de informações é que a previsão de demanda (por exemplo, pela informação da demanda do consumidor, pelas tendências de vendas e dados, etc.) melhora a precisão das informações e o planejamento (YAN, 2010).

### 5.5 Resultados da etapa: Aplicação do método de previsão

Na aplicação dos dados do produto vendidos nos cinco últimos anos, utilizou-se o *software* NCSS para avaliação, para realizar comparações das vendas realizadas neste período. O NCSS foi introduzido simulando como seriam as previsões de vendas do produto priorizado, assim obteve-se uma estimativa de erros de previsão. Após os dados serem adquiridos, analisados e tabulados, ficaram disponíveis para serem trabalhados no *software* NCSS e plotados nas retas X (horizontal) e Y (vertical).

Na realização da simulação das previsões de demanda para o futuro, os elementos temporais que foram abordados foram: mês e ano. A previsão realizada abrangeu um total

de 36 meses, totalizando três anos, sendo utilizados com a variável demanda. Assim, obtiveram-se dados mensais de demanda para os produtos.

As previsões simuladas do Produto A para os anos de 2014, 2015 e 2016, foram especificadas mensalmente, e são demonstradas na Figura 14.

**Figura 14: Previsão de demanda do Produto A.**

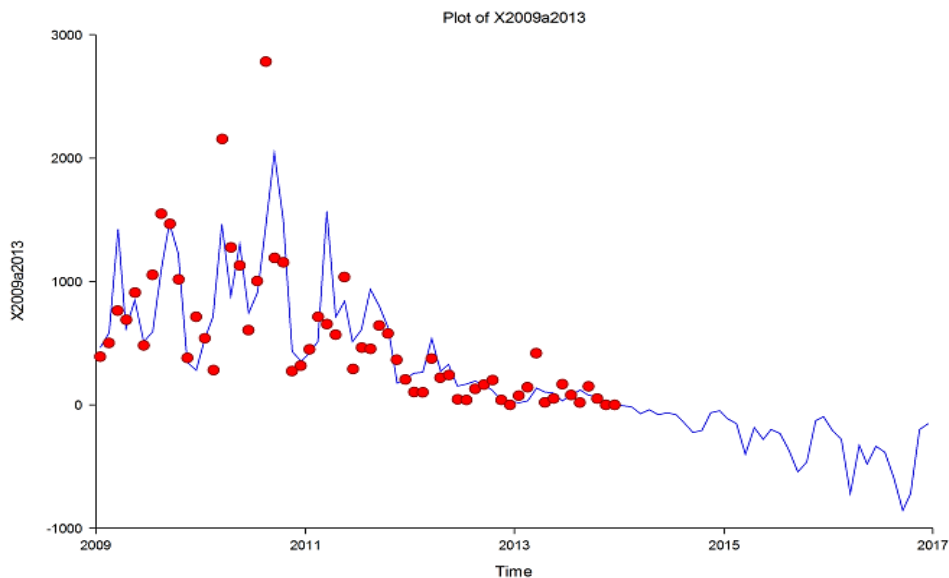
<b>Previsão de demanda do Produto A</b>			
<b>Mês</b>	<b>Ano 2014</b>	<b>Ano 2015</b>	<b>Ano 2016</b>
	<b>NCSS</b>	<b>NCSS</b>	<b>NCSS</b>
Jan.	284,75	466,92	649,08
Fev.	248,15	430,32	612,48
Mar.	276,85	94,68	87,48
Abr.	41,75	223,92	406,08
Mai.	77,25	104,92	287,08
Jun.	278,35	460,52	642,68
Jul.	68,35	250,52	432,68
Ago.	390,05	207,88	25,72
Set.	126,25	55,92	238,08
Out.	3,85	178,32	360,48
Nov.	384,55	566,72	748,88
Dez.	349,15	531,32	713,48

Fonte: Elaborado pelo autor.

As informações resultantes da aplicação do método estão apresentadas no Gráfico 7, onde são demonstradas as previsões das vendas realizadas gerando o gráfico de plotagem da demanda real (ilustrada em pontos vermelhos), e as previsões simuladas do NCSS (ilustrada pela linha azul), para o produto priorizado, no período de janeiro de 2009 até dezembro de 2016.

**Gráfico 7: Gráfico da plotagem de previsão e resíduos.**

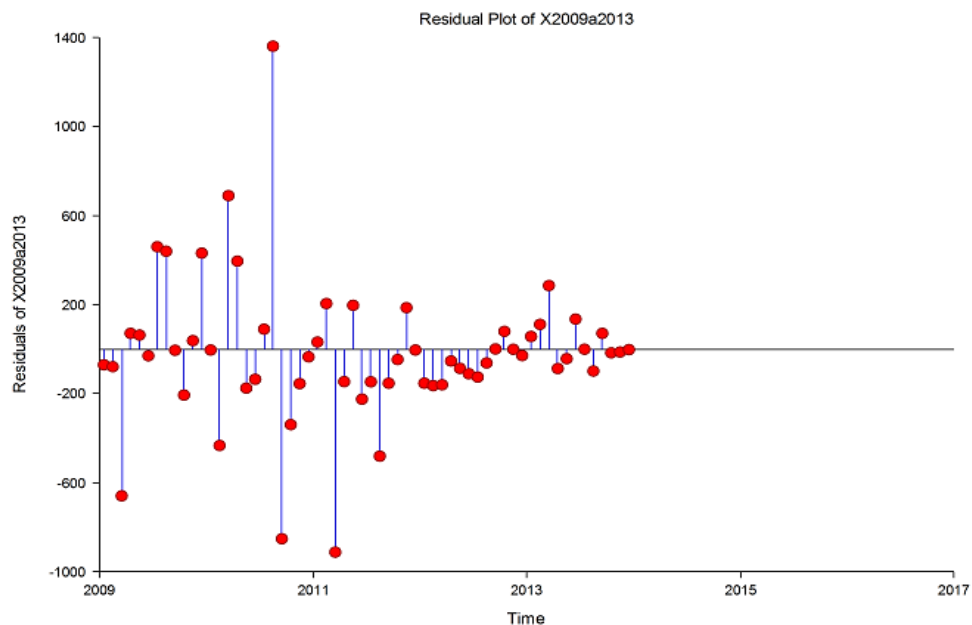
Forecast and Residuals Plots



Fonte: elaborado pelo autor.

No gráfico de plotagem do nível de demanda ilustrado no Gráfico 8, pode-se verificar o ruído, a sazonalidade e a amplitude do valor sazonal, que apresentou forte padrão sazonal (no ciclo sazonal de cinco anos) onde o modelo de suavização multiplicativo foi o adequado.

**Gráfico 8: Gráfico tempo de ciclo do produto.**



Fonte: elaborado pelo autor.

Para cada simulação realizada, o NCSS informa o quanto o modelo simulado representa os dados gerados. A análise destes dados deu-se através do valor do *Pseudo R-*

*Squared* ( $R^2$ ), onde se deseja encontrar valor de  $R^2$  próximos a 1, sendo que valores maiores que 0,75 já resultam em boas previsões.

Na Figura 15 é apresentada a análise dos resultados da previsão de demanda, para os quais o NCSS procurou o melhor ajuste aos dados utilizando o modelo adequado (método de suavização exponencial para dados com variação sazonal) e a menor soma de erros mínimos quadráticos de previsão, também permitindo observar que se obteve um resultado razoável de *Pseudo R-Squared* ( $R^2$ ): (0,64). Também se verificou que o “*Forecast Method*” que indica o método de suavização sazonal utilizado (multiplicativo) e no “*Search Iterations*” apresentando o número de iterações até o ótimo (215 iterações).

**Figura 15: Análise dos resultados do método multiplicativo.**

Forecast Summary Section		Seção de resumo previsão	
Variable	X2009a2013	Variável	X 2009 a 2013
Number of Rows	60	Número de linhas	60
Mean	531,6833	Média	531.6833
Pseudo R-Squared	0,642335	Pseudo R-Squared	0.642335
Mean Square Error	104151,2	Erro Squared média	104151.2
Mean  Error	198,2641	Média de erro	198.2641
Mean  Percent Error	63,09069	Erro percentual médio	63.09069
Forecast Method	Winter's with multiplicative seasonal adjustment.	Método de previsão	Ajuste sazonal multiplicativo
Search Iterations	215	Pesquisa iterações	215
Search Criterion	Mean Square Error	Critério de pesquisa	Erro Squared média
Alpha	0,2500004	Alfa	0.2500004
Beta	2,043124E-10	Beta	2.043124 E-10
Gamma	0,1682766	Gama	0.1682766
Intercept (A)	879,157	Interceptação (A)	879.157
Slope (B)	-14,58037	Slope (B)	-14.58037

Fonte: elaborado pelo autor.

Após a análise dos resultados do método multiplicativo, foi testado também o modelo de Holt-Winters aditivo (*Forecast Method: Additive*), para efeito de comparação com o multiplicativo, encontrando um Pseudo R-Squared de ajuste mediano 0,611418 ilustrado na Figura 16.

**Figura 16: Análise pelo método aditivo.**

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto A.NCSS	
<b>Forecast Summary Section</b>	
Variable	Demanda
Number of Rows	60
Mean	531,6833
Pseudo R-Squared	0,611418
Mean Square Error	113154,1
Mean  Error	229,657
Mean  Percent Error	136,385
Forecast Method Winter's with additive seasonal adjustment.	



Search Iterations	272
Search Criterion	Mean Square Error
Alpha	0,25
Beta	0
Gamma	0

Fonte: Elaborado pelo autor.

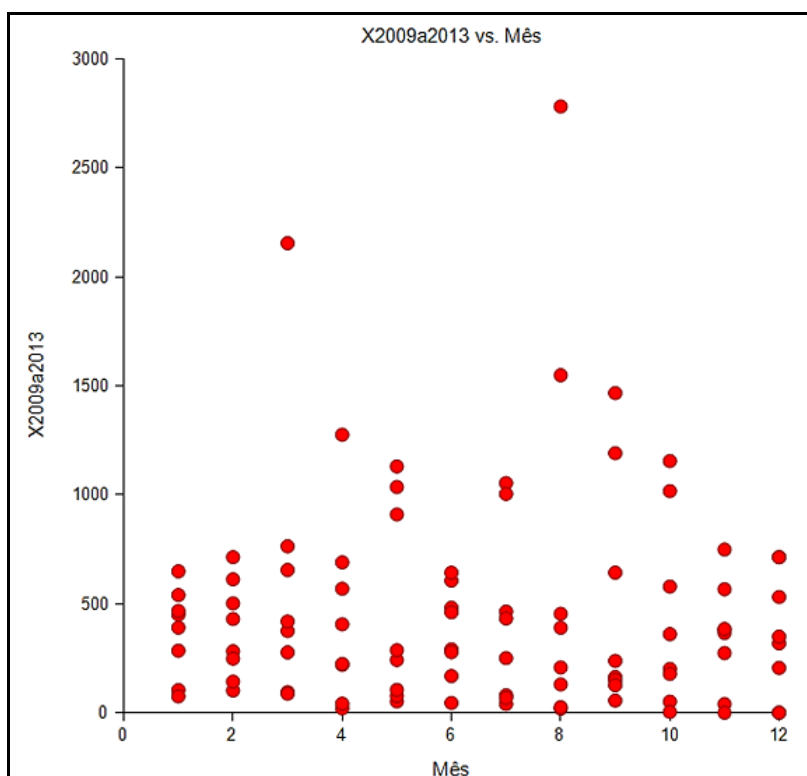
## 5.6 Resultados da etapa: Validação do modelo

Nesta etapa determinou-se que, o método de suavização exponencial apresentou maior acurácia para a série temporal em estudo, pela apresentação de dados com variação sazonal.

Para validar o modelo computacional de previsão de demanda (*software* NCSS), foi comparado os resultados obtidos anualmente para o produto priorizado, a partir dos gráficos de previsão gerados pelo *software* NCSS e outro por planilha, nos quais é possível visualizar resultados semelhantes, com base nos dados utilizados.

Analisando os resultados da comparação realizada (Gráfico9), percebe-se que a simulação dos dados de previsões realizadas com o NCSS, obtiveram resultados insatisfatórios, ou seja, resultados de *Pseudo R-Squared* abaixo de 0,75.

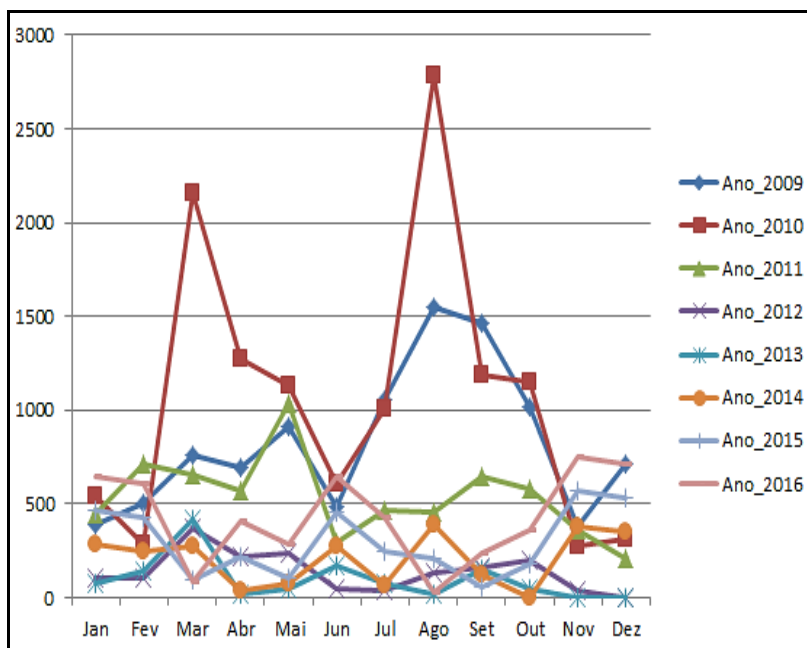
**Gráfico 9: Gráfico do período e da previsão mensal.**



Fonte: Elaborado pelo autor.

A diferença das previsões de vendas realizadas com o uso do NCSS, para o produto A, e as vendas que realmente aconteceram, está demonstrado no Gráfico 10, para o período de 2009 até 2013 e previsão de 2014 até 2016.

**Gráfico 10: Gráfico de período e previsão anual.**



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base na comparação dos gráficos de previsão gerados pelo NCSS e pela planilha, pode-se ver que os dois métodos apresentaram resultados semelhantes com base nos dados utilizados.

## 6 CONCLUSÕES

Após a análise estatística dos resultados da previsão de demanda, foi possível concluir que conforme resultados, os dados da demanda de amostragem do Produto A realmente possuem perfil sazonal, visto que apresenta uma grande variabilidade, o que possibilitou a aderência dos dados aos modelos utilizados.

Dentre os modelos de previsão de demandas, destacou-se o modelo de suavização exponencial de Holt-Winters, no qual dados apresentam variação sazonal, e são adequados quando se apresentam possibilidade da aplicação de equações de suavização para estimar o nível, a tendência e a sazonalidade da série temporal, que é o caso dos dados coletados no histórico de vendas do produto priorizado da empresa analisada.

Os métodos de suavização estudados apresentam vantagens como o baixo custo e simplicidade, pois estes métodos apresentam rapidez para geração de resultados e para compor um sistema de previsão de demanda eficaz.

Percebe-se também pelo gráfico<sup>7</sup>, que até o ano de 2015 o produto apresentou “giro”, ou seja, após tal data, se continuar como está o produto não vai mais gerar lucro para a empresa. Por isso o gráfico está apontando para baixo, portanto a previsão de demanda permitiu visualizar uma queda para este produto, e deixa a critério que ainda pode ser feito um estudo aprofundado com possíveis alterações do produto, caso haja interesse em manter o produto no mercado.

Analisando os resultados da comparação realizada entre os métodos multiplicativo e aditivo, percebe-se que a simulação dos dados de previsões realizadas com o NCSS, obtiveram resultados insatisfatórios, ou seja, resultados de *Pseudo R-Squared* abaixo de 0,75.

Para o produto A, o percentual de acerto nas previsões simuladas não foi satisfatório, pois não está em nível elevado de acerto, o que gera certa incerteza na credibilidade de aplicação do método computacional de previsão de demanda com o *software* NCSS.

A fim de buscar um maior coeficiente de correlação e mais precisão, foram comparados os resultados do método utilizado com o gráfico gerado por planilha. Dessa forma, chegou-se a conclusão, de que os modelos de previsão testados apresentaram resultados extremamente semelhantes, conforme verificado pelos gráficos e pelos valores do *Pseudo R-Squared*.

De acordo com os resultados das análises realizadas para a validação do método de previsão de demanda aplicado, também foi possível concluir, que o uso desta ferramenta

estatística pode ser aplicado para apoiar no processo de otimização do planejamento da empresa e ajudar a encontrar a melhor condição de programação através da seleção do método mais adequado.

Logo, pode-se concluir que a utilização das técnicas de previsão de demanda pode tornar a programação da produção mais eficiente, visto que através de simulações do *software* NCSS foi possível ver predições futuras, que permitem reduzir riscos eminentes a processos decisórios, pois as previsões apresentam certo grau de precisão gerando aumento na acurácia da previsão que leva a diminuição em perdas resultantes de incertezas no processo decisório, além deste método apresentar baixo custo.

Como crítica fica que o NCSS é uma ferramenta de análise de dados passados, ou seja, ela trata somente dados após eles já terem ocorrido não disponibilizando prever imprevistos que possam ocorrer. E como sugestão para trabalhos futuros propõem-se a utilização da análise multicritério para a seleção da ferramenta mais adequada para a realização de previsão de demanda.

## REFERÊNCIAS

- ADEBANJO, D. Understanding demand management challenges in intermediary food trading: a case study. *Supply Chain Management*, v. 14, n. 3, 2009.
- AKSOY, A.; OZTURK, N.; SUCKY, E. Demand forecasting for apparel manufacturers by using neuro-fuzzy techniques. *Journal of Modelling in Management*, Alemanha e Turquia, v. 9 n. 1, p. 18-35, 2014.
- AMIRTEIMOORI, A.; KORDROSTAMI, S. Production planning in data envelopment analysis. *Int. J. Production Economics*, v. 140, p. 212-218, 2012.
- ANBUVELAN, K. Principles of Management. New Delhi: *Laxmi Publications (P) LTD*, 2007.
- ANDRADE, E. L. *Introdução à pesquisa operacional: métodos e técnicas para análise de decisão*. Rio de Janeiro: LTC, 1989.
- ANTONIO, D.; PIRES, S. Uma análise da Gestão da Demanda na Cadeia de Suprimentos através de simulação. In: XXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção, ENEGEP. *Anais*. Porto Alegre, 2005.
- ANZANELLO, M. J.; LEMOS, F. O.; ECHEVESTE, M. E. Aprimorando produtos orientados ao consumidor utilizando desdobramento da função qualidade (QFD) e previsão de demanda. *Produto & Produção*, Porto Alegre, v.10, n. 2, p. 01-27, Quadrimestral, Jun. 2009.
- ARAÚJO, M.; ARAÚJO, F.; ADISSI, P. Elaboração de um modelo multivariado de previsão de demanda para um callcenter. In: XXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção, ENEGEP. *Anais*. Porto Alegre, 2005.
- ARMSTRONG, J. S. Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners. *Kluwer Academic Publishers*, 2001.
- ARNOLD, J. R. T. *Administração de Materiais*. São Paulo: Atlas. 521 p. 2006.
- ASPENTECH. Aspen Plus: Getting started building and running a process model. Version 11.1. *Aspen Technology, Inc.* Cambridge, 2001.
- BAKHTADZE, N.N. Virtual analyzers: Identification approach. *Automation and Remote Control*, v. 65, n 11, p. 1691-1709, 2004.
- BALA, P. K. Improving inventory performance with clustering based demand forecasts. *Journal of Modelling in Management*, India, v. 7, 2012.
- BALLOU, R. H. *Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: planejamento, organização e logística empresarial*, 4ª ed. Porto Alegre, Editora Bookman, 2001.
- BALLOU, R. H. *Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial*. 5ª ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.

- BANKS, J.; CARSON, I. J. S.; NELSON, B. L.; NICOL, D. M. *Discrete event system simulation*. 4<sup>a</sup> ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2005.
- BENITEZ, G. B. *Modelagem de dados passados para determinação de previsões futuras com utilização de ncss (numbercruncherstatistical system): estudo de caso de uma indústria de alimentos*. Trabalho de Graduação no curso de Engenharia de Produção - Universidade de Santa Cruz do Sul, Santa Cruz do Sul, 2014
- BEUTEL, A.; MINNER, S. Safety stock planning under causal demand forecasting. *International Journal of Production Economics*, Innsbruck, v. 140, n. 2, p. 637-645, 2012.
- BOLDING, M. C.; CHAD, T. D., LOREN D. K. Productivity and costs of an integrated mechanical forest fuel reduction operation in southwest Oregon. *Forest Products Journal* Mar. 2009.
- BOYER, K. K.; VERMA, R. *Operations and Supply Chain Management for the 21st Century*. Mason, Ohio: Cengage Learning, 2009.
- BOZIC, B.; WINIWARTER, W. *Community building based on semantic time series*. Proceedings of the 14th International Conference on Information Integration and Web-based Applications and Services, Bali, ACM Press, Nova Iorque, p. 213-222, 2012.
- CHASE, R. B.; JACOBS, F. R.; AQUILANO, N. J. *Administração da Produção para Vantagem Competitiva*. 10<sup>a</sup> ed. Porto alegre: Bookman, 2005.
- CHWIF, L.; MEDINA, A. C. *Modelagem e Simulação de Eventos Discretos: Teoria e prática*. 3<sup>a</sup> ed. São Paulo: Leonardo Chwif. 2010.
- CAMPOS-CLIMENT, V.; APETREI, A.; CHAVES-ÁVILA, R. Delphi method applied to horticultural cooperatives. *Management Decision*, Espanha e Romenia, v. 50, n. 7, p. 1266-1284, 2012.
- CONSUL, F. B.; WERNER, L. Avaliação de técnicas de previsão de demanda utilizadas por um software de gerenciamento de estoque no setor farmacêutico. In XXX ENEGEP, 2010, ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. *Anais*. São Carlos, SP. Outubro, 2010.
- CORRÊA, H. L.; CORRÊA, C. A. *Administração da Produção e Operações*. 2<sup>a</sup> ed. São Paulo: Atlas, 690 p. 2007.
- CORRÊA, H. L.; GIANESI, I. G.N.; CAON, M. *Planejamento, Programação e Controle da Produção*. 4<sup>a</sup> ed. São Paulo: Atlas, 2001.
- COSTA, F.M. *Construção de modelo de simulação de sistema puxado de produção para melhorias de eficiência*. Tese de Mestrado. Universidade do Minho, Escola de Engenharia. Guimarães, 2011.
- CURCIO, D.; LONGO F. Inventory and internal logistics management as critical factors affecting the supply chain performances. *Int J Sim Process Model*; 5: 278–288, 2009.

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

DAVIS, Mark M.; AQUILANO, Nicholas J.; CHASE, Richard B. *Fundamentos da Administração da Produção*. 3ª ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

DIAS, G. P. P. *Proposta de processo de previsão de vendas para bens de consumo*. In: XIX ENEGEP – ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 1999, *Anais...* Rio de Janeiro, 1999.

DIEHL, F. C.; LUSA, L. P.; SECCHI, A. R.; MUNIZ, L. A. R.; LONGHI, L. G. S. Simulação operacional de uma torre de destilação atmosférica via aspenplus e avaliação de modelos de analisadores virtuais. *Revista Controle & Automação*/Vol.20 No. 3, 2009.

Disponível em: <http://ep.yimg.com/ty/cdn/mbaware/ForecastProUnlimitedScreen.jpg>. Acesso em: 11 de junho de 2014.

Disponível em: (<http://www.pse.pt/ibm-spss-modeler/>) Acesso em: 11 de junho de 2014.

Disponível em: (<http://www.ncss.com/software/ncss/>) Acesso em: 11 de junho de 2014.

FAHEY, L.; RANDALL, R. *Learning from the Future*, New York, John Wiley & Sons, 1998.

FAUCHER, J. P. L.; EVERETT, A. M.; LAWSON, R. Reconstituting knowledge management. *Journal of Knowledge Management*, Dunedin, Nova Zelândia, v. 12, n.3, p. 3-16, 2008.

FERNANDES, F.; ANZANELLO, M. J. Integração de métodos quantitativos e qualitativos para previsão de demanda no setor de autopeças. *Periódico Gestão e Produção*, Porto Alegre, 2010.

FILHO, D. J. S.; MIYAGI, P. E.; MARUYAMA, N. *Curso de ProModel*. Disponível em: (<http://www.professores.uff.br/cecilia/disciplinas/ProModel%20Apostila.pdf>). Acesso em: 11 de junho de 2014.

FOGLIATTO, F.; NARA, E. O. B. *Processos, Planejamento e Controle de Produção I*. Universidade de Santa Cruz do Sul, Rio Grande do Sul, 2010.

FORGE, S. Forecasting quantitatively using micro/meso/macro-economics with scenarios for qualitative balance. *Foresight*, Reino Unido, v. 11, n. 1, p. 43-60, 2009.

FULLER, W. A. *Introduction to statistical timeseries*, 2º ed., John Wiley, New York, 1996.

GHIASSI, M.; ZIMBRA, D.K.; SAIDANE, H. Medium term system load forecasting with a dynamic artificial neural network model. *Electric Power Systems Research*, Volume 76, Issue5, March, Pages 302-316, 2006.

GIL, A. *Como Elaborar Projetos de Pesquisa*. 5ª ed. São Paulo, Atlas, 2010.

GONÇALVES, F. *Excel avançado 2003/2007 forecast – análise e previsão de demanda*. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda., 2007.

GOODWIN, P.; ÖNKAL, D.; THOMSON, M. Do forecasts expressed as prediction intervals improve production planning decisions? *European Journal of Operational Research*, v. 205, p. 195-201, 2010.

GRIPPA, D. B.; LEMOS, F. O.; FOGLIATTO, F. S. Analogia e Combinação de Previsões Aplicados à Demanda de Novos Produtos. In XXV ENEGEP – ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 2005, *Anais...* Porto Alegre, 2005.

GRISHAM, T. The Delphi technique: a method for testing complex and multifaceted topics. *International Journal of Managing Projects in Business*, EUA, v. 2, n. 1, p. 112-130, 2008.

HELQUIST, J. H.; DEOKAR, A.; COX, J. J.; WALKER, A. "Analyzing process uncertainty through virtual process simulation", *Business Process Management Journal*, Vol. 18 Iss: 1, pp.4 – 19, 2012.

HINTZE, J. *NCSS and PASS. Number Cruncher Statistical Systems (NCSS)*. Kaysville, UT, 2004.

HINTZE, J. L.: *NCSS User's Guide III, Regression and Curve Fitting*, <http://itchy.icw.com/ncss/NCSSUG3.pdf>, 2007.

JACOBS; R. F.; CHASE, R. B. *Administração da produção e Operações: O Essencial*. Porto Alegre: Bookman, 424 p. 2009.

SALGADO, J. A. P.; SEGATTO, M.; CALIA, R. C.; FIOROTTO, J. A.; BERTON, L. T. A tecnologia da informação como suporte ao ajuste da previsão de demanda: um estudo de caso de uma empresa de bebidas carbonatadas. *Revista Produção Online*, Florianópolis, v. 10, n. 3, p. 621-648, Trimestral, Set. 2010.

KAIPIA, R.; KORHONEN, H.; HARTIALA, H. Planning nervousness in a demand supply network: an empirical study. *International Journal of Logistics Management*, v. 17, n. 1, 2006.

KERKANEN, A.; KORPELA, J.; HUISKONEN, J. Demand forecasting errors in industrial context: measurement and impacts. *International Journal Production Economics*, 118.43-48, 2009.

KOTLER, P.; ARMSTRONG, G. *Princípios de marketing*. 12ª ed. São Paulo: Pearson, 2009.

KOTIADIS, K.; ROBINSON, S. *Conceptual modeling: knowledge acquisition and model abstraction*. In: Proceedings of the Winter Simulation Conference, USA, 2008.



KUMAR, S.; PHROMMATHED, P. Improving a manufacturing process by mapping and simulation of critical operations. *Journal of Manufacturing Technology Management*, v. 17, n.1, p. 104-132, 2006.

LARSEN, T. S.; SCHARY, P. B.; MIKKOLA, J. H. e KOTZAB, H. *Managing the global supply chain*. 13ª ed. Denmark: Copenhagen Business School Press, 2007.

LEMOS, F. O.; FOGLIATTO, F. S. Integração de métodos quantitativos e qualitativos de previsão para desenvolvimento de um sistema de previsão de demanda de novos produtos. *Revista Gestão Industrial* v. 04, n. 03: p. 84-98, 2008.

LI, C.; CHEN, K. Supply chain optimization modeling in uncertain environment with prediction mechanism. *Grey Systems: Theory and Application*, China, v. 3, n.1, p. 60-75, 2013.

LOBATO, K. C. D.; LIMA J. P. Caracterização e avaliação de processos de seleção de resíduos sólidos urbanos por meio da técnica de mapeamento. *Eng. Sanit. Ambient.* Vol. 15 No. 4 out/dez 347-356, 2010.

LONGARAY, A. A.; BEUREN, I. M. *Como elaborar trabalhos monográficos em contabilidade: teoria e prática*. 2ª ed. atual. São Paulo: Atlas, 2004.

LUO, T.; XIE, W. *Individual differences and analyst forecast accuracy*. Review of Accounting and Finance, China e EUA, v. 11, n. 3, p. 257-278, 2012.

LUSTOSA, L. J.; MESQUITA M. A.; OLIVEIRA R. J. *Planejamento e Controle da Produção*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008.

MACRO J. G; SALMI, R. E. *A simulation tool to determine warehouse efficiencies and storage allocations*. In: Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference, San Diego, CA, 2002.

MAHFOUZ, A.; HASSAN, S. A.; ARISHA, A. Practical simulation application: Evaluation of process control parameters in Twisted-Pair Cables manufacturing system. *Simulation Modelling Practice and Theory*, v. 18, p. 471-482, 2010.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C.; HYNDMAN, R. J. *Forecasting – methods and applications*, 3ª ed., John Wiley, 1998.

MIN, J. C. H. Forecasting Japanese tourism demand in Taiwan using an intervention analysis. *International Journal of Culture, Taiwan, Tourism and Hospitality Research*, v. 2, n. 3, p. 197-216, 2008.

MANCUSO, A. C. B., *Uma investigação do desempenho de métodos de combinações de previsões: simulada e aplicada*. Dissertação PPGEM UFRGS, Porto Alegre, 2013.

MARTINEZ, R. O.; ZAMPROGNO, B. Comparação de algumas técnicas de previsão em análise de séries temporais. *Revista Colombiana de Estatística*, 129-157, 2003.

MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P. *Administração da Produção*. 2ª ed. São Paulo: Saraiva, 2006.

MENTZER, J. T.; MOON, M. A. *Sales Forecasting Management: A Demand Management Approach*. 2ª ed. Thousand Oaks, CA: Sage Publications, Inc., 2005.

MONTEVECHI, J. A. B.; COSTA, R. F. S.; LEAL, F.; PINHO, A. F.; JESUS, J. T. *Economic evaluation of the increase in production capacity of a high technology products manufacturing cell using discrete event simulation*. In: PROCEEDINGS OF THE WINTER SIMULATION CONFERENCE, Austin, USA, 2009.

MONTEVECHI, J. A. B.; LEAL, F.; PINHO, A. F.; COSTA, R. F. S.; OLIVEIRA, M. L. M.; SILVA, A. L. F. *Conceptual modeling in simulation projects by mean adapted IDEF: an application in a Brazilian tech company*. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, Baltimore, MD, USA, 2010.

MONTGOMERY, D. C.; JOHNSON, L. A.; GARDINER, J. S. *Forecasting and time series analysis*, 2ª ed., McGraw-Hill, Inc., New York, 1990.

MORABITO, R.; PUREZA, V. Modelagem e simulação. In: Cauchick Miguel, P.A.C. et al. *Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações*. Rio de Janeiro: Elsevier, p.165-192, 2010.

MOREIRA, D. A. *Administração da produção e operações*. 2ª ed. rev. e ampl. São Paulo: Cengage Learning, 2009.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. *Análise de séries temporais*. 2ª ed. São Paulo: Egardblucher, 2006.

MORRETIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. *Previsão de séries temporais*. 2ª ed. São Paulo: Atual Editora, 1987.

MUEHLEN, M.; HO, D., Risk management in the BPM lifecycle. *Business Process Management Workshops*, pp. 454-66, 2006.

OLIVEIRA, M. L. M.; COSTA, R. F. S.; XAVIER, A. F.; ALMEIDA, D. A.; MONTEVECHI, J. A. B. Ensino do mapeamento Lean utilizando como recurso didático a simulação computacional a eventos discretos. In: SIMPEP, 2009. *Anais do Simpósio de Engenharia de Produção*, Bauru, SP, 2009.

ÖREN, T.I. Simulation and reality: The big picture. *International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing*, v.1, p.1-25, 2010.

PAIVA, C. N.; MONTEVECHI, J. A. B.; COSTA, R.F. S.; LEAL, F.; JESUS, J. T. *Consideração de tolerâncias no tempo do trabalho humano em um modelo desimulação computacional*. In: XLI SBPO - SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, PortoSeguro, Bahia. *Anais*. 2009.

PARREIRA, G. F.; OLIVEIRA, F. G.; LIMA, F. P. A. O gargalo da reciclagem: determinantes sistêmicos da triagem de materiais recicláveis. In: ENEGEP,- ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. *Anais*. Salvador, BA, 2009.

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

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Metodologia para Implantação de Sistemas de Previsão de Demanda – técnicas e estudo de caso. In: XXI ENEGEP -ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. *Anais*. Salvador, 2001.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Estudo comparativo entre os modelos de Winters e de box-jenkins para previsão de Demanda sazonal. *Revista produto e produção*, 2007.

PETROPOULOS, F.; NIKOLOPOULOS, K.; SPITHOURAKIS, G. P.; ASSIMAKOPOULOS, V. Empirical heuristics for improving intermittent demand forecasting. *Industrial Management and Data Systems*, Vol. 113, No. 5, 2013.

PIMENTA, S. G. Pesquisa-ação crítico-colaborativa: construindo seu significado a partir de experiências com a formação docente. *Educação e Pesquisa*, v. 31, n. 3, p. 521-539, 2005.

POLER R.; HERNANDEZ, J. E.; MULA, J.; Lario, F. C. Collaborative forecasting in networked manufacturing enterprises. *Journal of Manufacturing Technology Management*, Valencia, Espanha v. 19, n. 4, p. 514-528, 2008.

RAMOS, D. F. Modelagem e simulação de sistemas de produção. Apostila Usina digital, 2003.

REYES, A. T.; PERAZA, R. D. T., GIL, L. V.; GONZÁLEZ, D. R.; PERAZA, C. O.; PADRÓN, A. S.; ÁVILA, J. P. Estudio de bioequivalencia: formulaciones genéricas y comerciales de estadauvine, lamiduvine, zidovudine e indinaviren pacientes cubanos infectados con VIH. *Rev Cubana Farm*, vol.40, n.2, 2006.

RIEG, R. Do forecasts improve over time. A case study of the accuracy of sales forecasting at a German car manufacturer. *International Journal of Accounting and Information Management*, Aalen, Alemanha, v. 18, n. 3, p. 220-236, 2010.

RITZMAN, L. P.; KRAJEWSKI, L. J. *Administração da produção e operações*. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2008.

RODRIGUES, W. C. Metodologia Científica, *FAETEC/IST*, Paracambi, 2007.

RODRIGUEZ, R. R.; ESCOTO, R. P.; BRU, J. M.; BAS, A. O. Collaborative forecasting management: fostering creativity within the meta value chain context. *Supply Chain Management: An International Journal*, Valencia, Espanha, v. 13, n. 5, p. 366-374, 2008.

- SANDANAYAKE, Y. G.; ODUOZA, C. F.; PROVERBS, D. G. A systematic modelling and simulation approach for JIT performance optimization. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, v. 24, p.735-743, 2008.
- SANDERS, N. R.; MANRODT, K. B. The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice. *Omega* 31, p51 –522, 2003.
- SANTOS, A. R. *Metodologia Científica: a construção do conhecimento*. 3ª ed. Rio de Janeiro: DP&A editora, 2000.
- SILVA, L. M. F.; PINTO, M. G.; SUBRAMANIAN, A. Utilizando o software Arena como ferramenta de apoio ao ensino em engenharia de produção. In XXVII ENEGEP, ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, Foz do Iguaçu, PR. *Anais*. 2007.
- SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. *Metodologia da Pesquisa e Elaboração de dissertação*. 4ª ed. rev. atual. Florianópolis: Laboratório de Ensino à Distância da UFSC, p. 138. 2005.
- SHARMA, R.K. Demand management: supply constraints and inflation. New Delhi: *Global India Publications Pvt Ltd*, 2009.
- SIMATUPANG, T.; SRIDHARAN, R. The collaborative supply chain. *International Journal of Logistics Management*, v. 13, n. 1, 2002.
- SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. *Administração da Produção*. — 2ª ed. — São Paulo: Atlas, 2007.
- SOUZA, R. C.; CAMARGO, M. E. *Análise de Previsão de Séries Temporais – Os Modelos Arima*. 2ª ed. Rio de Janeiro: Gráfica e Editora Regional, 2004.
- SPEEDING, T; CHAN, K. Forecasting Demand and Inventory Management Using Bayesian Time Series. *Integrated Manufacturing systems*. v 11, n.5, p. 331-339, 2000.
- TAHA, H. A. *Pesquisa operacional: uma visão geral*. 8 ed. São Paulo: Person Prentice Hall, 2008.
- TAYLOR, D. H. Demand management in agri-food supply chains: an analysis of the characteristics and problems and a framework for improvement. *The International Journal of Logistics Management*, v. 17, n. 2, 2006.
- TAYLOR, D. H.; FEARNE, A. Towards a framework for improvement in the management of demand in agri-food supply chains. *Supply Chain Management: An International Journal*, v. 11, n. 5, 2006.
- TUBINO, D. F. *Planejamento e controle da produção: teoria e prática*, 1ª ed., Atlas, 2007.
- TURRIONI, J. B.; MELLO, C. H. P. Carlos H. Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI, 2012.

THIOLLENT, M. *Metodologia da pesquisa-ação*. Cortez Editora, 14<sup>a</sup> ed., São Paulo, 2005.

UM, I.; HYEONJAE, C.; LEE, H. The simulation design and analysis of a Flexible Manufacturing System with Automated Guided Vehicle System. *Journal of Manufacturing Systems*, v. 28, p. 115-122, 2009.

VICENT, S. Input data analysis. In: BANKS, J. *Handbook of simulation: Principles, Methodology, Advances, Applications, and Practice*. 1<sup>a</sup> ed. John Wiley-Interscience, Inc., cap.3, p. 864, 1998.

WAGNER, N.; MICHALEWICZ, Z.; SCHELLENBERG, S.; CHIRIAC, C.; MOHAIS, A. Intelligent techniques for forecasting multiple time series in real-world systems. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, Carolina do Norte, EUA, v. 4, n. 3, p. 284-310, 2011.

WANG, Z.; DANG, Y.; HE, S. *The optimized GPM (1,1) for forecasting small sample oscillating series*. Grey Systems: Theory and Application, China e Canadá, v. 2, n. 2, p. 197-206, 2012.

WANKE, P.; JULIANELLI, L. *Previsão de vendas: processos organizacionais e métodos quantitativos e qualitativos*. São Paulo: Atlas, 2006.

WERNER, L.; RIBEIRO, J.L.D. Modelo composto para prever demanda através da integração de previsões. *Produção*, Vol.16, n.3, p.493-509, 2006.

WERNER, D.; ANZANELLO, M.; LEMOS, F.; ANZANELLO, R. Estimativas de áreas de plantio de sementes baseadas em previsão de demanda e análise de fatores climáticos. In: XXVI ENEGEP - Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Fortaleza. *Anais*. Fortaleza, 2006.

WISNER, J. D.; TAN, K.; LEONG, G. K. Principles of supply chain management: a balanced approach. *Mason, OH*: Cengage Learning, 2008.

XIE, Y.; PENG, Q. Integration of value stream mapping and agent-based modeling for OR improvement *Business Process Management Journal*, Vol. 18 Iss: 4, p.585 - 599, 2012.

YANG, C. H.; WU D. H.; CHEN, C. H. Numerical performance analysis of an annular miniature gas turbine power system using fuels with low heating values, *International Journal of Numerical Methods for Heat & Fluid Flow*, Vol. 20 No. 7, p.794 – 810, 2010.

YOON, S. Dynamic T-search for accelerating searching speeds in Delaunay triangulation. *Engineering Computations*, Vol. 20 No. 3, p. 296-304, 2003.

## ANEXOS

ANEXO A:

Produto C: dados do produto C no NCSS

The screenshot shows the NCSS 9 Data software interface. The title bar reads 'NCSS 9 Data - [C:\Users\unisc\Desktop\Produto C.NCSS]'. The menu bar includes File, Edit, View, Data, Analysis, Graphics, Tools, Window, and Help. The toolbar contains icons for New, Open, Last, Save, Sort, Fill, Trans, Filter, and checkboxes for Filter Active and Hide Filtered Rows. Below the toolbar are options for Transformation, Conditional (If-Then) Transformation, Recode Transformation, and a checked box for Auto Recalculate Transformations. A 'Column Info' panel is open, showing a table with columns 1 through 9. The data table below has columns labeled Tempo, Demanda, C3, C4, C5, C6, C7, C8, and C9. The data rows are numbered 1 through 14.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Name	Tempo	Demanda	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
Label									
Data Type	General	General	General	General	General	General	General	General	General
Format									
Value Labels									
Value Order									
Transformation									
Note									
Filter									

	Tempo	Demanda	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
1	1	72							
2	2	58							
3	3	34							
4	4	216							
5	5	69							
6	6	72							
7	7	118							
8	8	996							
9	9	513							
10	10	202							
11	11	253							
12	12	393							
13	1	550							
14	2	111							

Produto C: análise pelo Método Multiplicativo

### Seasonal - Trend Report

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

#### Forecast Summary Section

Variable Demanda  
 Number of Rows 60  
 Mean 106,6  
 Pseudo R-Squared 0,000000  
 Mean Square Error 33629,16  
 Mean |Error| 103,4373  
 Mean |Percent Error| 209,903

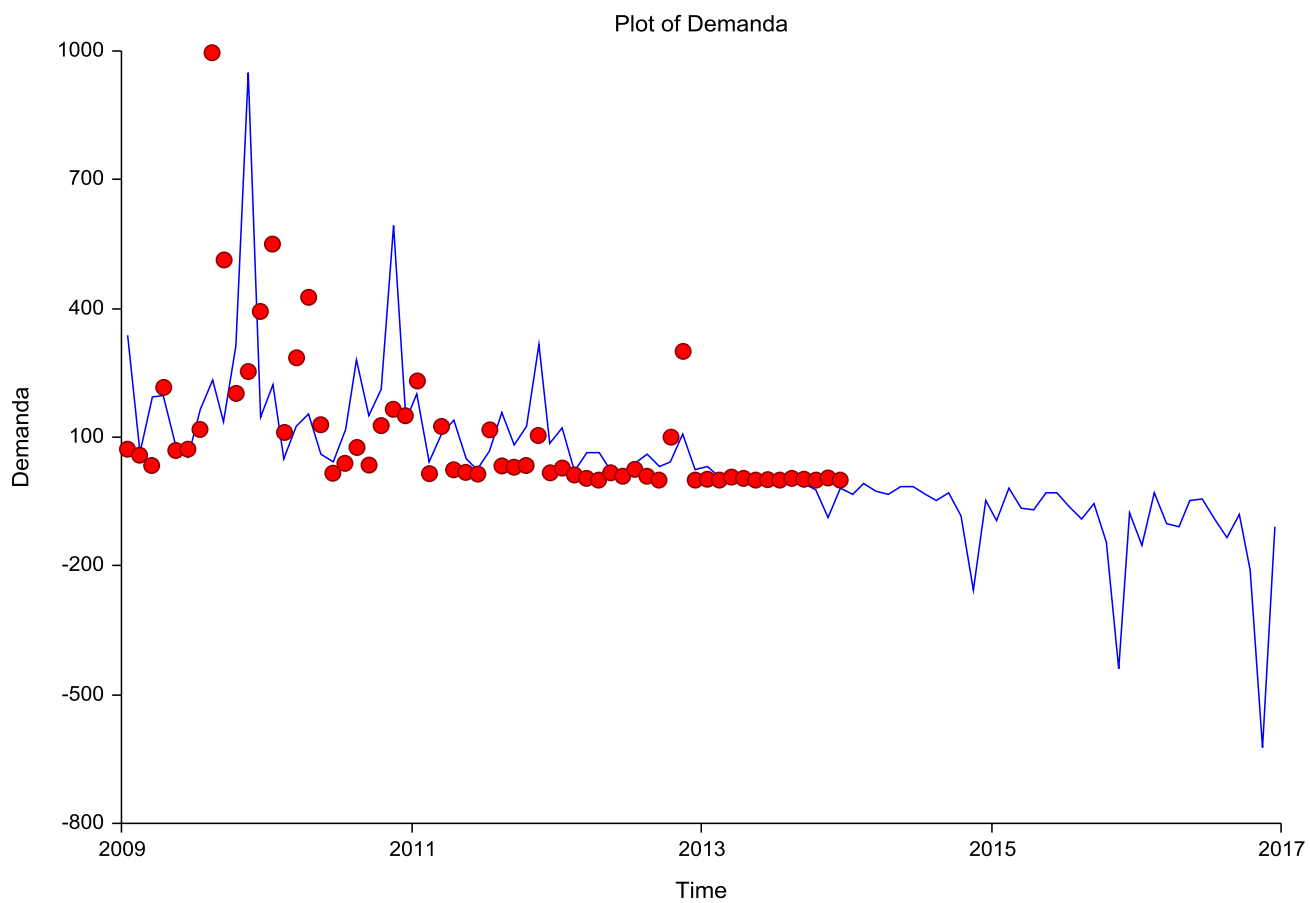
Forecast Method Winter's with multiplicative seasonal adjustment.  
 Search Iterations 203

Search Criterion	Mean Square Error
Alpha	2,169124E-12
Beta	0,01963848
Gamma	0,1867838
Intercept (A)	210,339
Slope (B)	-3,866248
Season 1 Factor	1,288124
Season 2 Factor	0,2510817
Season 3 Factor	0,8052234
Season 4 Factor	0,8477617
Season 5 Factor	0,3453079
Season 6 Factor	0,3078184
Season 7 Factor	0,6469169
Season 8 Factor	0,9339558
Season 9 Factor	0,5474036
Season 10 Factor	1,366884
Season 11 Factor	3,98418
Season 12 Factor	0,6753426

**Seasonal - Trend Report**

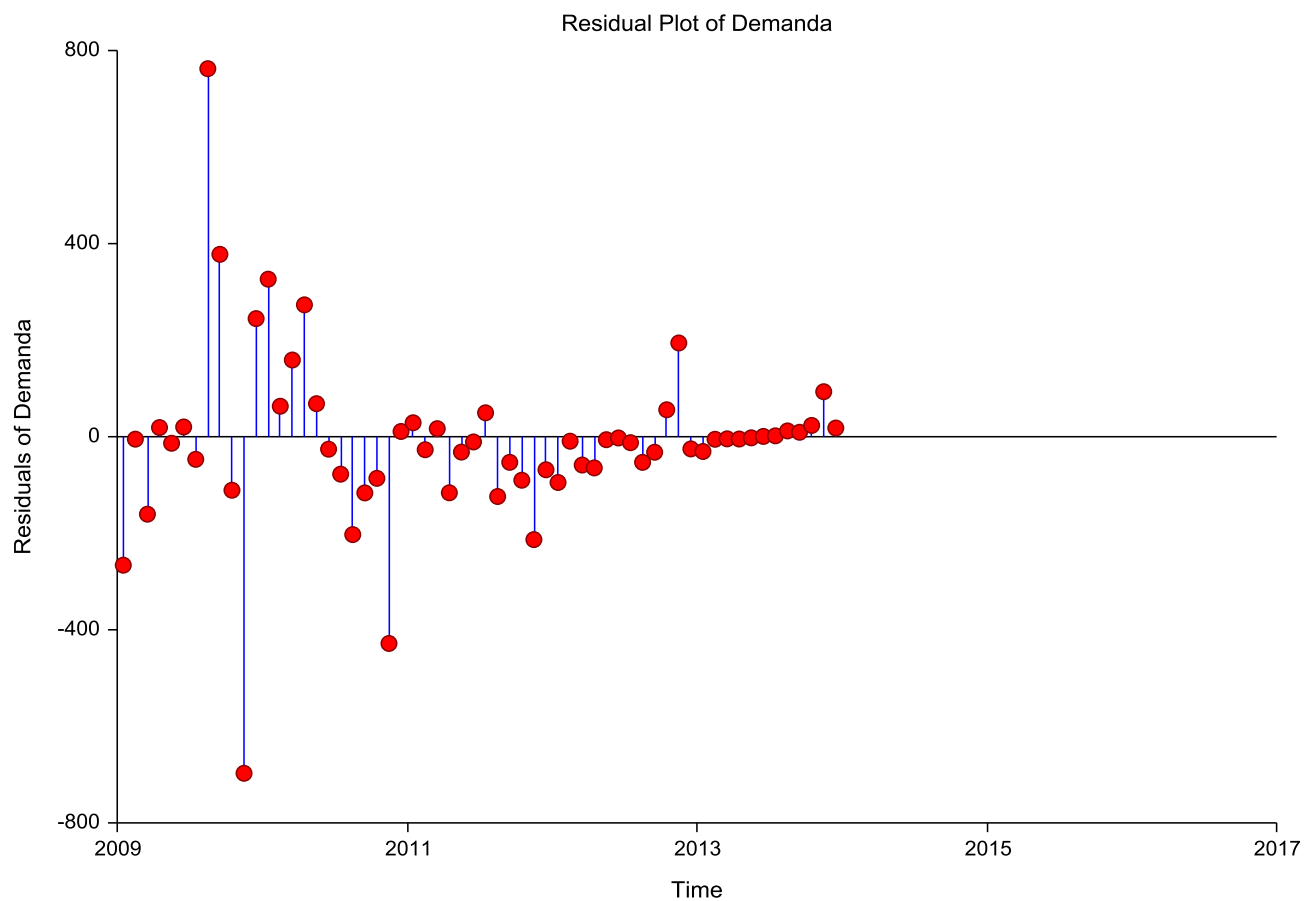
Dataset

F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

**Forecast and Residuals Plots**



Dataset **Seasonal - Trend Report**  
F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS



### Seasonal - Trend Report

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

#### Forecasts Section

Row No.	Date	Forecast Demanda	Actual Demanda	Residuals
1	2009 1	338,1178	72	-266,1178
2	2009 2	63,06572	58	-5,065721
3	2009 3	194,4858	34	-160,4858
4	2009 4	197,0258	216	18,9742
5	2009 5	82,55975	69	-13,55975
6	2009 6	51,84237	72	20,15763
7	2009 7	164,826	118	-46,82597
8	2009 8	233,6024	996	762,3976
9	2009 9	135,1869	513	377,8131
10	2009 10	312,8913	202	-110,8913
11	2009 11	950,2373	253	-697,2373
12	2009 12	148,3498	393	244,6502
13	2010 1	223,6045	550	326,3955
14	2010 2	47,89474	111	63,10526
15	2010 3	126,1056	285	158,8944
16	2010 4	152,8188	426	273,1812
17	2010 5	60,58878	129	68,41122
18	2010 6	41,82162	16	-25,82162
19	2010 7	116,5691	39	-77,56905
20	2010 8	278,7712	76	-202,7712
21	2010 9	151,376	35	-116,376
22	2010 10	213,2184	127	-86,21837
23	2010 11	593,2957	165	-428,2957
24	2010 12	139,1328	150	10,86724
25	2011 1	202,0937	231	28,90634
26	2011 2	41,95623	15	-26,95623
27	2011 3	108,3422	125	16,65784
28	2011 4	140,1497	24	-116,1497
29	2011 5	49,82917	18	-31,82917
30	2011 6	24,80254	14	-10,80254
31	2011 7	67,4807	117	49,5193
32	2011 8	156,8726	33	-123,8726
33	2011 9	83,06747	30	-53,06747
34	2011 10	124,1177	34	-90,11772
35	2011 11	317,1569	104	-213,1569
36	2011 12	85,44766	17	-68,44766
37	2012 1	122,8132	28	-94,81316
38	2012 2	21,32286	12	-9,322864
39	2012 3	62,64874	4	-58,64874
40	2012 4	64,61967	0	-64,61967
41	2012 5	23,15459	17	-6,154586
42	2012 6	11,58095	9	-2,580954
43	2012 7	37,3879	25	-12,3879
44	2012 8	62,10383	9	-53,10383
45	2012 9	32,14113	0	-32,14113
46	2012 10	44,18833	100	55,81167
47	2012 11	105,825	300	194,175
48	2012 12	25,28405	0	-25,28405
49	2013 1	32,63462	2	-30,63462
50	2013 2	5,256984	0	-5,256984
51	2013 3	11,42319	7	-4,423195
52	2013 4	8,770164	4	-4,770164
53	2013 5	2,304771	0	-2,304771

54	2013 6	0,3614091	1	0,6385909
----	--------	-----------	---	-----------

**Seasonal - Trend Report**

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

**Forecasts Section**

<b>Row No.</b>	<b>Date</b>	<b>Forecast Demanda</b>	<b>Actual Demanda</b>	<b>Residuals</b>
55	2013 7	-1,833362	0	1,833362
56	2013 8	-8,005848	4	12,00585
57	2013 9	-7,215719	2	9,215719
58	2013 10	-23,36934	0	23,36934
59	2013 11	-88,20704	5	93,20704
60	2013 12	-17,96772	0	17,96772
61	2014 1	-32,84993		
62	2014 2	-7,373866		
63	2014 3	-26,76131		
64	2014 4	-31,45271		
65	2014 5	-14,14628		
66	2014 6	-13,80054		
67	2014 7	-31,50461		
68	2014 8	-49,09421		
69	2014 9	-30,89115		
70	2014 10	-82,42088		
71	2014 11	-255,6434		
72	2014 12	-45,94415		
73	2015 1	-92,61243		
74	2015 2	-19,0228		
75	2015 3	-64,11964		
76	2015 4	-70,7846		
77	2015 5	-30,16683		
78	2015 6	-28,08177		
79	2015 7	-61,51831		
80	2015 8	-92,42507		
81	2015 9	-56,28793		
82	2015 10	-145,8374		
83	2015 11	-440,4894		
84	2015 12	-77,27665		
85	2016 1	-152,3749		
86	2016 2	-30,67173		
87	2016 3	-101,478		
88	2016 4	-110,1165		
89	2016 5	-46,18738		
90	2016 6	-42,363		
91	2016 7	-91,53201		
92	2016 8	-135,7559		
93	2016 9	-81,68471		
94	2016 10	-209,254		
95	2016 11	-625,3353		
96	2016 12	-108,6092		

Produto C: análise pelo Método Aditivo

**Seasonal - Trend Report**

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

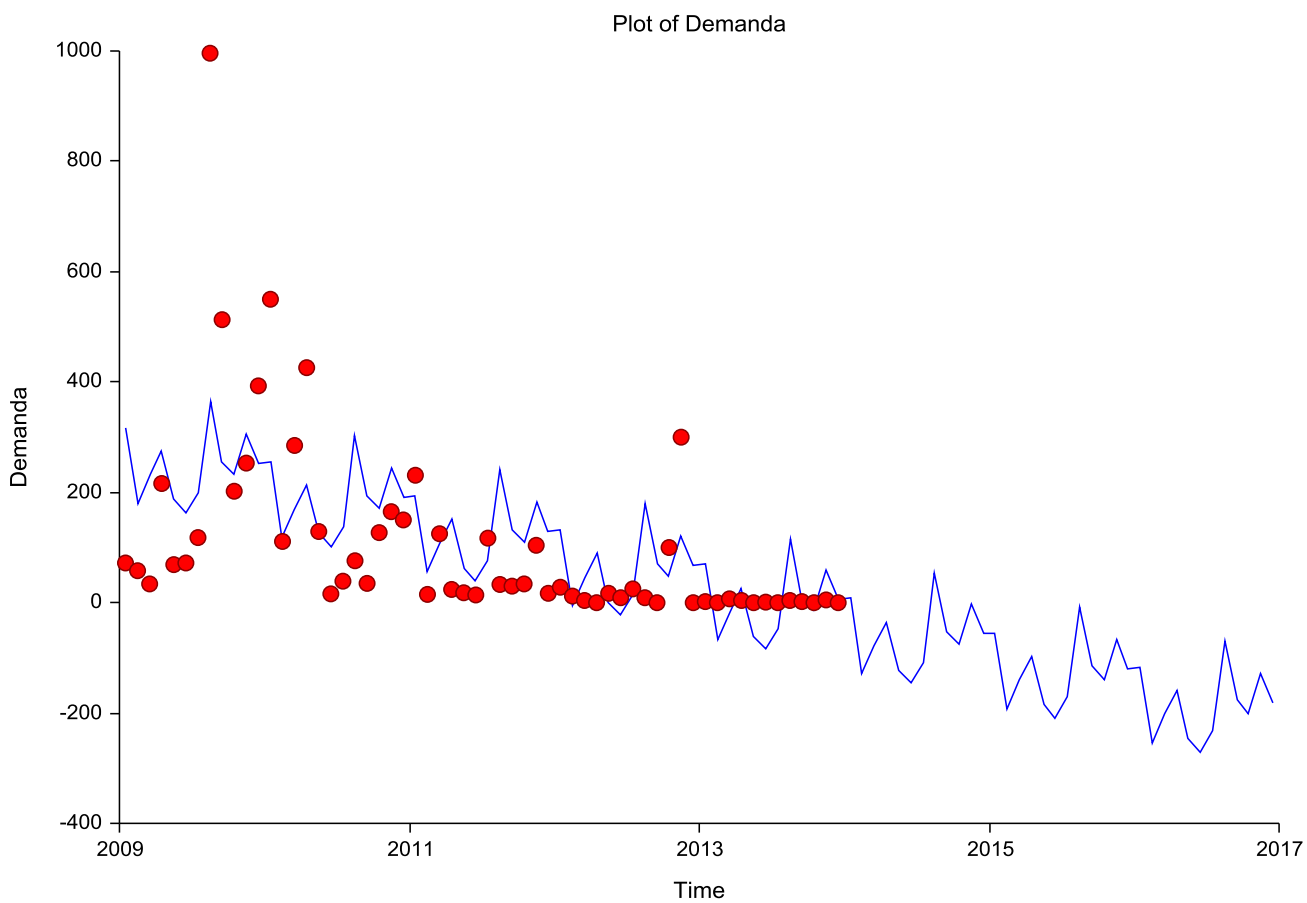
**Forecast Summary Section**

Variable	Demanda
Number of Rows	60
Mean	106,6
Pseudo R-Squared	0,371307
Mean Square Error	18672,6
Mean  Error	95,33115
Mean  Percent Error	464,1777
Forecast Method	Winter's with additive seasonal adjustment.
Search Iterations	161
Search Criterion	Mean Square Error
Alpha	0
Beta	0,0625
Gamma	0
Intercept (A)	280,6146
Slope (B)	-5,157986
Season 1 Factor	41,63108
Season 2 Factor	-90,61094
Season 3 Factor	-33,65295
Season 4 Factor	14,50503
Season 5 Factor	-67,73698
Season 6 Factor	-86,77899
Season 7 Factor	-44,22101
Season 8 Factor	124,737
Season 9 Factor	22,29497
Season 10 Factor	4,052951
Season 11 Factor	82,01094
Season 12 Factor	33,76892

### Seasonal - Trend Report

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

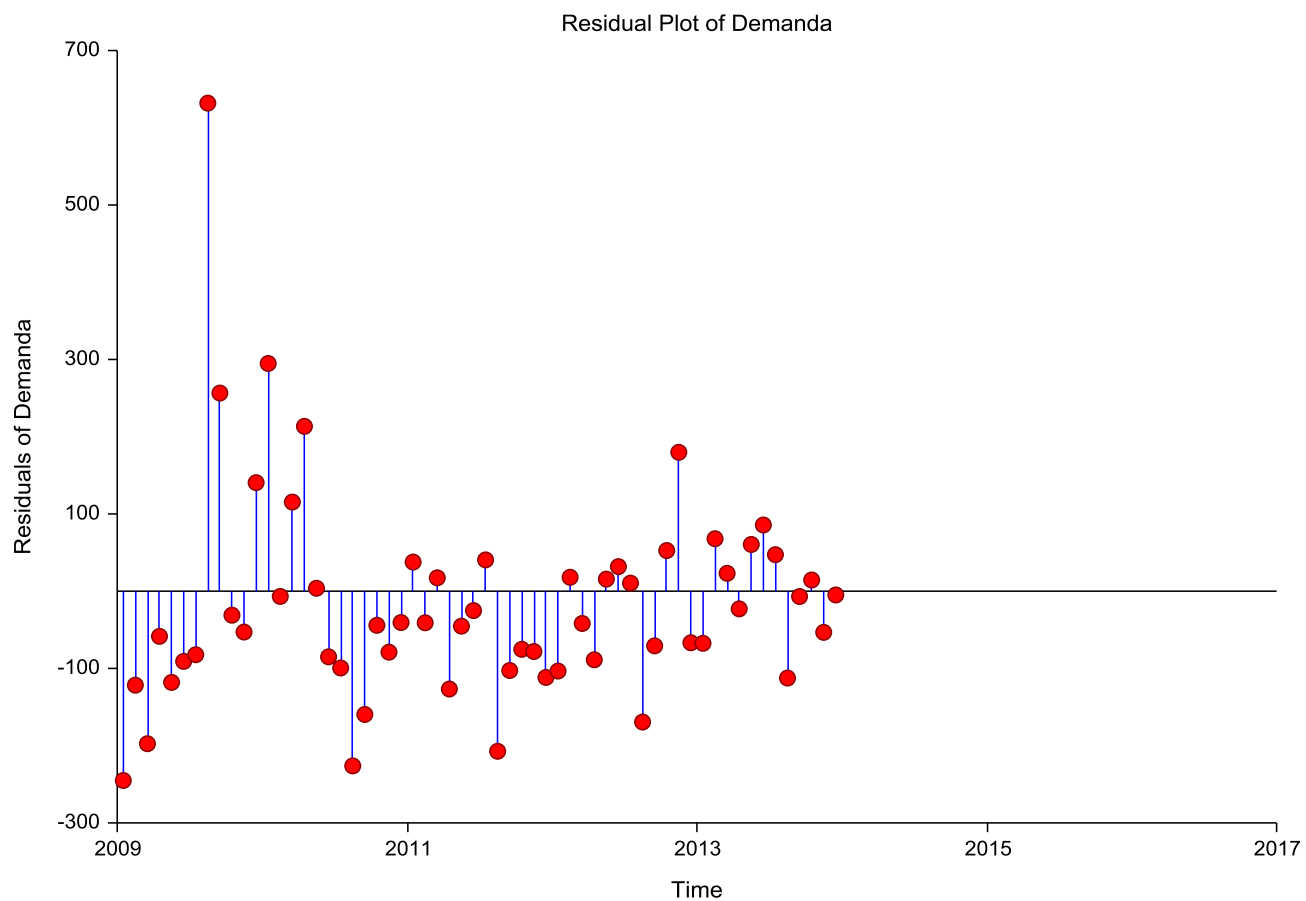
#### Forecast and Residuals Plots



### Seasonal - Trend Report

Dataset

F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS



### Seasonal - Trend Report

Dataset

F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

#### Forecasts Section

Row No.	Date	Forecast Demanda	Actual Demanda	Residuals
1	2009 1	317,0877	72	-245,0877
2	2009 2	179,6877	58	-121,6877
3	2009 3	231,4877	34	-197,4877
4	2009 4	274,4877	216	-58,48767
5	2009 5	187,0877	69	-118,0877
6	2009 6	162,8877	72	-90,88767
7	2009 7	200,2877	118	-82,28767
8	2009 8	364,0877	996	631,9124
9	2009 9	256,4877	513	256,5123
10	2009 10	233,0877	202	-31,08767
11	2009 11	305,8877	253	-52,88767
12	2009 12	252,4877	393	140,5123
13	2010 1	255,1918	550	294,8082
14	2010 2	117,7918	111	-6,79184
15	2010 3	169,5918	285	115,4082
16	2010 4	212,5918	426	213,4082
17	2010 5	125,1918	129	3,80816
18	2010 6	100,9918	16	-84,99184
19	2010 7	138,3918	39	-99,39184
20	2010 8	302,1918	76	-226,1918
21	2010 9	194,5918	35	-159,5918
22	2010 10	171,1918	127	-44,19184
23	2010 11	243,9918	165	-78,99184
24	2010 12	190,5918	150	-40,59184
25	2011 1	193,296	231	37,70399
26	2011 2	55,89601	15	-40,89601
27	2011 3	107,696	125	17,30399
28	2011 4	150,696	24	-126,696
29	2011 5	63,29601	18	-45,29601
30	2011 6	39,09601	14	-25,09601
31	2011 7	76,49601	117	40,50399
32	2011 8	240,296	33	-207,296
33	2011 9	132,696	30	-102,696
34	2011 10	109,296	34	-75,29601
35	2011 11	182,096	104	-78,09601
36	2011 12	128,696	17	-111,696
37	2012 1	131,4002	28	-103,4002
38	2012 2	-5,999826	12	17,99983
39	2012 3	45,80017	4	-41,80017
40	2012 4	88,80017	0	-88,80017
41	2012 5	1,400174	17	15,59983
42	2012 6	-22,79983	9	31,79983
43	2012 7	14,60017	25	10,39983
44	2012 8	178,4002	9	-169,4002
45	2012 9	70,80017	0	-70,80017
46	2012 10	47,40017	100	52,59983
47	2012 11	120,2002	300	179,7998
48	2012 12	66,80017	0	-66,80017
49	2013 1	69,50434	2	-67,50434
50	2013 2	-67,89566	0	67,89566
51	2013 3	-16,09566	7	23,09566
52	2013 4	26,90434	4	-22,90434
53	2013 5	-60,49566	0	60,49566



54	2013 6	-84,69566	1	85,69566
----	--------	-----------	---	----------

**Seasonal - Trend Report**

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto C.NCSS

**Forecasts Section**

<b>Row No.</b>	<b>Date</b>	<b>Forecast Demanda</b>	<b>Actual Demanda</b>	<b>Residuals</b>
55	2013 7	-47,29566	0	47,29566
56	2013 8	116,5043	4	-112,5043
57	2013 9	8,904341	2	-6,90434
58	2013 10	-14,49566	0	14,49566
59	2013 11	58,30434	5	-53,30434
60	2013 12	4,90434	0	-4,90434
61	2014 1	7,608507		
62	2014 2	-129,7915		
63	2014 3	-77,99149		
64	2014 4	-34,99149		
65	2014 5	-122,3915		
66	2014 6	-146,5915		
67	2014 7	-109,1915		
68	2014 8	54,60851		
69	2014 9	-52,99149		
70	2014 10	-76,39149		
71	2014 11	-3,591493		
72	2014 12	-56,99149		
73	2015 1	-54,28733		
74	2015 2	-191,6873		
75	2015 3	-139,8873		
76	2015 4	-96,88733		
77	2015 5	-184,2873		
78	2015 6	-208,4873		
79	2015 7	-171,0873		
80	2015 8	-7,287326		
81	2015 9	-114,8873		
82	2015 10	-138,2873		
83	2015 11	-65,48733		
84	2015 12	-118,8873		
85	2016 1	-116,1832		
86	2016 2	-253,5832		
87	2016 3	-201,7832		
88	2016 4	-158,7832		
89	2016 5	-246,1832		
90	2016 6	-270,3831		
91	2016 7	-232,9832		
92	2016 8	-69,18316		
93	2016 9	-176,7832		
94	2016 10	-200,1832		
95	2016 11	-127,3832		
96	2016 12	-180,7832		

## ANEXO B:

Produto G: dados do produto G no NCSS

NCSS 9 Data - [C:\Users\unisc\Desktop\Produto G.NCSS]								
File Edit View Data Analysis Graphics Tools Window Help								
New		Open		Last		Save		Sort
Fill		Trans		Filter		Filter Active		Hide Filtered Rows
Transformation		Conditional (If-Then) Transformation		Recode Transformation		Auto Recalculate Tran		<input checked="" type="checkbox"/>
Column Info								
1								
	1	2	3	4	5	6	7	8
Name	Tempo	Demanda	C3	C4	C5	C6	C7	C8
Label								
Data Type	General	General	General	General	General	General	General	General
Format								
Value Labels								
Value Order								
Transformation								
Note								
Filter								
	Tempo	Demanda	C3	C4	C5	C6	C7	C8
1	1	1243						
2	2	492						
3	3	1443						
4	4	802						
5	5	2743						
6	6	2212						
7	7	1432						
8	8	5110						
9	9	3796						
10	10	1862						
11	11	1319						
12	12	730						
13	1	1000						

Produto G: análise pelo Método Multiplicativo

**Seasonal - Trend Report**

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

**Forecast Summary Section**

Variable	Demanda
Number of Rows	60
Mean	949,35
Pseudo R-Squared	0,000000
Mean Square Error	8182654
Mean  Error	1497,252
Mean  Percent Error	550,5295

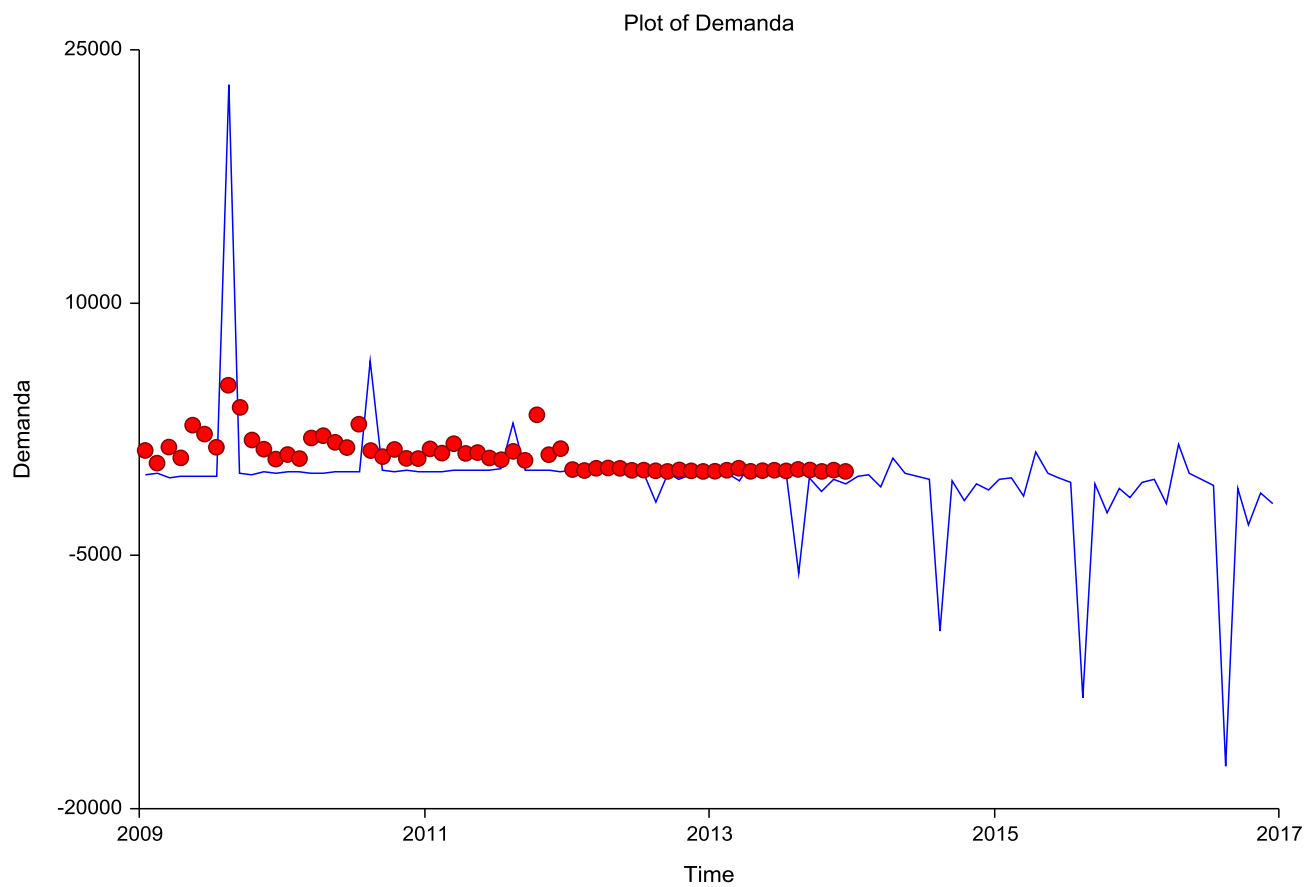
Forecast Method	Winter's with multiplicative seasonal adjustment.
Search Iterations	243
Search Criterion	Mean Square Error
Alpha	0,001366093
Beta	7,532127E-11

Gamma	0,09727207
Intercept (A)	1783,287
Slope (B)	-44,61452
Season 1 Factor	0,3369317
Season 2 Factor	0,2414058
Season 3 Factor	0,9299157
Season 4 Factor	-0,7349756
Season 5 Factor	0,06498425
Season 6 Factor	0,2280521
Season 7 Factor	0,3686841
Season 8 Factor	7,540226
Season 9 Factor	0,42312
Season 10 Factor	1,310359
Season 11 Factor	0,5189533
Season 12 Factor	0,7723434

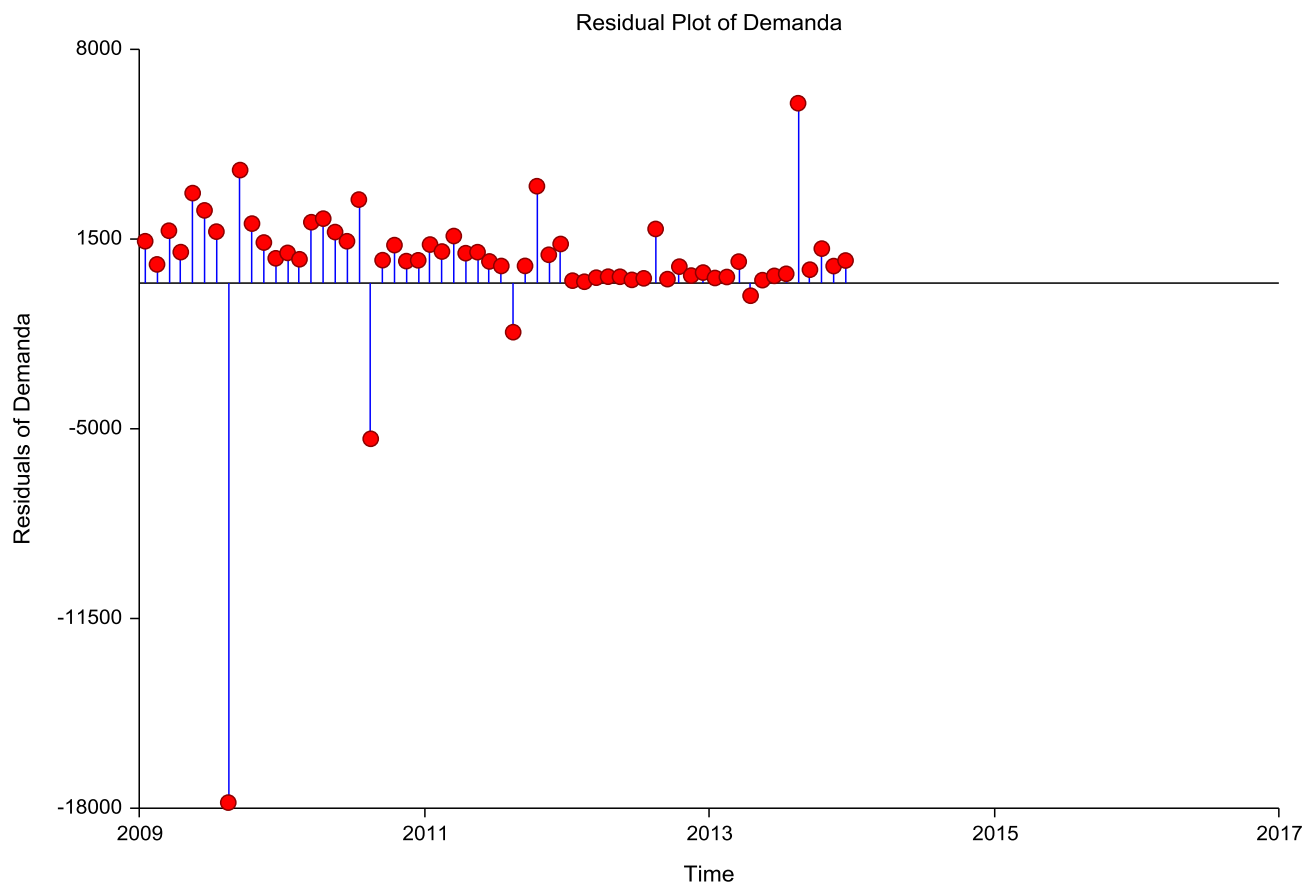
### Seasonal - Trend Report

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

#### Forecast and Residuals Plots



Dataset **Seasonal - Trend Report**  
F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS



### Seasonal - Trend Report

Dataset

F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

#### Forecasts Section

Row No.	Date	Forecast Demanda	Actual Demanda	Residuals
1	2009 1	-183,0521	1243	1426,052
2	2009 2	-140,0184	492	632,0184
3	2009 3	-343,7243	1443	1786,724
4	2009 4	-251,4465	802	1053,447
5	2009 5	-331,5841	2743	3074,584
6	2009 6	-270,8199	2212	2482,82
7	2009 7	-322,6035	1432	1754,604
8	2009 8	22917,18	5110	-17807,18
9	2009 9	-67,95741	3796	3863,958
10	2009 10	-168,3727	1862	2030,373
11	2009 11	-62,53353	1319	1381,534
12	2009 12	-110,846	730	840,846
13	2010 1	-26,72118	1000	1026,721
14	2010 2	-45,92701	762	807,927
15	2010 3	-95,98333	1982	2077,983
16	2010 4	-81,16903	2119	2200,169
17	2010 5	-15,11704	1725	1740,117
18	2010 6	-11,47829	1414	1425,478
19	2010 7	-52,68476	2800	2852,685
20	2010 8	6579,556	1237	-5342,556
21	2010 9	99,882	877	777,118
22	2010 10	9,82388	1303	1293,176
23	2010 11	26,50508	771	744,4949
24	2010 12	-10,09002	762	772,09
25	2011 1	23,75435	1336	1312,246
26	2011 2	11,11009	1084	1072,89
27	2011 3	39,46128	1644	1604,539
28	2011 4	50,77461	1067	1016,225
29	2011 5	66,87653	1118	1051,123
30	2011 6	63,59217	797	733,4078
31	2011 7	115,8096	694	578,1904
32	2011 8	2879,617	1189	-1690,617
33	2011 9	75,80759	657	581,1924
34	2011 10	44,96391	3356	3311,036
35	2011 11	29,96655	992	962,0334
36	2011 12	19,04716	1351	1331,953
37	2012 1	35,50202	111	75,49799
38	2012 2	16,09635	54	37,90366
39	2012 3	10,2547	187	176,7453
40	2012 4	-6,243368	205	211,2434
41	2012 5	-25,49701	183	208,497
42	2012 6	-38,13306	64	102,1331
43	2012 7	-77,27987	77	154,2799
44	2012 8	-1810,776	36	1846,776
45	2012 9	-127,3435	0	127,3435
46	2012 10	-465,567	90	555,567
47	2012 11	-215,8641	34	249,8641
48	2012 12	-352,3244	0	352,3244
49	2013 1	-156,2907	10	166,2907
50	2013 2	-130,5342	70	200,5342
51	2013 3	-539,0795	189	728,0795
52	2013 4	445,0812	4	-441,0812
53	2013 5	-47,41102	45	92,41102

54      2013 6      -167,8582                      71                      238,8582

### Seasonal - Trend Report

Dataset                      F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

#### Forecasts Section

Row No.	Date	Forecast Demanda	Actual Demanda	Residuals
55	2013 7	-279,9335	30	309,9335
56	2013 8	-6035,843	119	6154,843
57	2013 9	-367,488	84	451,488
58	2013 10	-1172,892	0	1172,892
59	2013 11	-497,8343	77	574,8342
60	2013 12	-765,5662	0	765,5662
61	2014 1	-316,1089		
62	2014 2	-237,2568		
63	2014 3	-955,4212		
64	2014 4	787,925		
65	2014 5	-72,56512		
66	2014 6	-264,8304		
67	2014 7	-444,591		
68	2014 8	-9429,056		
69	2014 9	-547,989		
70	2014 10	-1755,527		
71	2014 11	-718,4099		
72	2014 12	-1103,647		
73	2015 1	-496,4934		
74	2015 2	-366,4993		
75	2015 3	-1453,274		
76	2015 4	1181,412		
77	2015 5	-107,356		
78	2015 6	-386,9236		
79	2015 7	-641,975		
80	2015 8	-13465,9		
81	2015 9	-774,5165		
82	2015 10	-2457,059		
83	2015 11	-996,2441		
84	2015 12	-1517,139		
85	2016 1	-676,878		
86	2016 2	-495,7417		
87	2016 3	-1951,127		
88	2016 4	1574,899		
89	2016 5	-142,1469		
90	2016 6	-509,0168		
91	2016 7	-839,3589		
92	2016 8	-17502,74		
93	2016 9	-1001,044		
94	2016 10	-3158,592		
95	2016 11	-1274,078		
96	2016 12	-1930,632		



Produto G: análise pelo Método Aditivo

### Seasonal - Trend Report

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

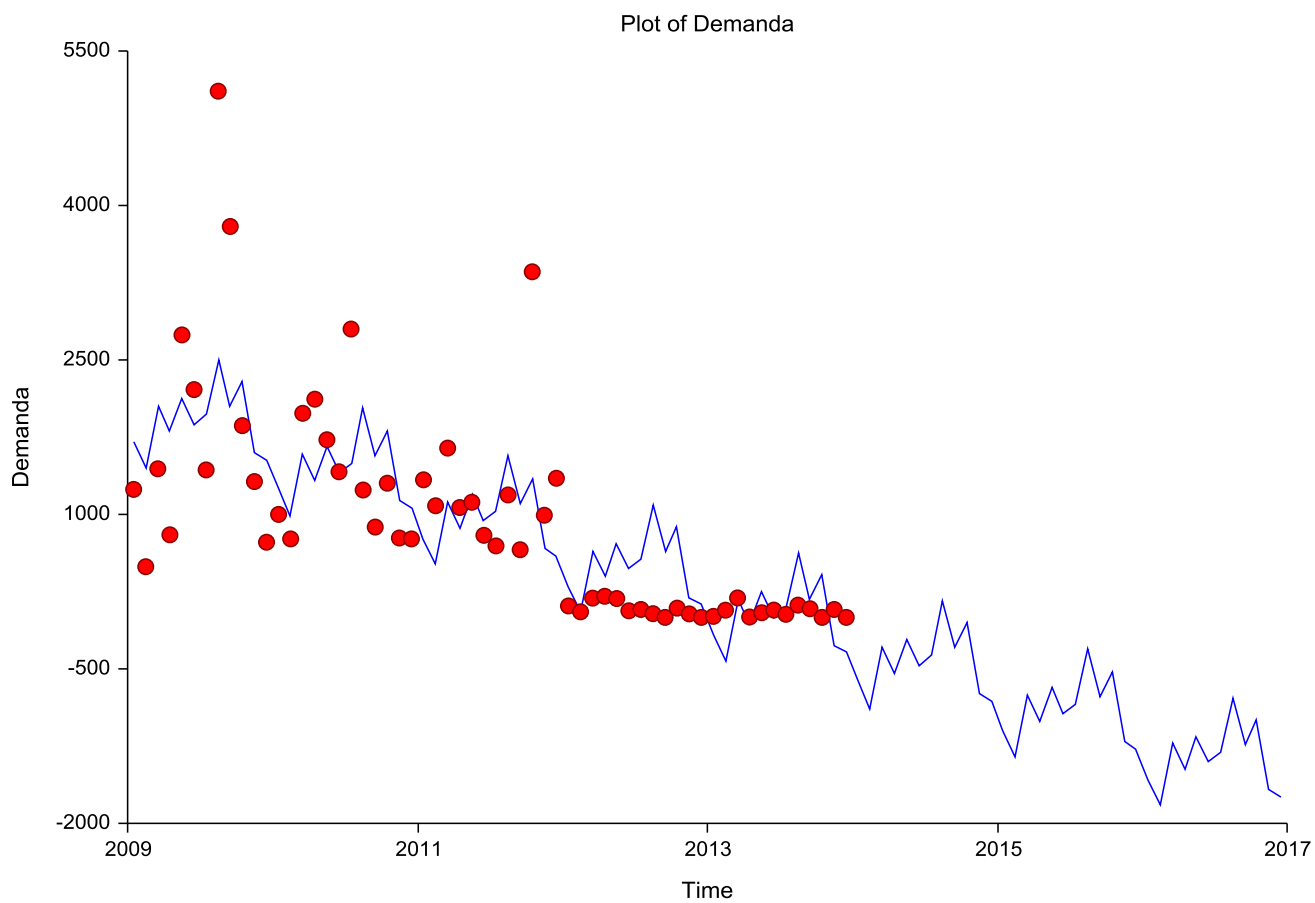
#### Forecast Summary Section

Variable	Demanda
Number of Rows	60
Mean	949,35
Pseudo R-Squared	0,556552
Mean Square Error	476407
Mean  Error	504,4472
Mean  Percent Error	235,9134
Forecast Method	Winter's with additive seasonal adjustment.
Search Iterations	171
Search Criterion	Mean Square Error
Alpha	0
Beta	0,5
Gamma	0
Intercept (A)	2166,219
Slope (B)	-39,03646
Season 1 Factor	-424,0505
Season 2 Factor	-632,6141
Season 3 Factor	3,022396
Season 4 Factor	-207,5412
Season 5 Factor	154,8953
Season 6 Factor	-57,26823
Season 7 Factor	76,76823
Season 8 Factor	647,4047
Season 9 Factor	231,0412
Season 10 Factor	509,4776
Season 11 Factor	-135,0859
Season 12 Factor	-166,0495

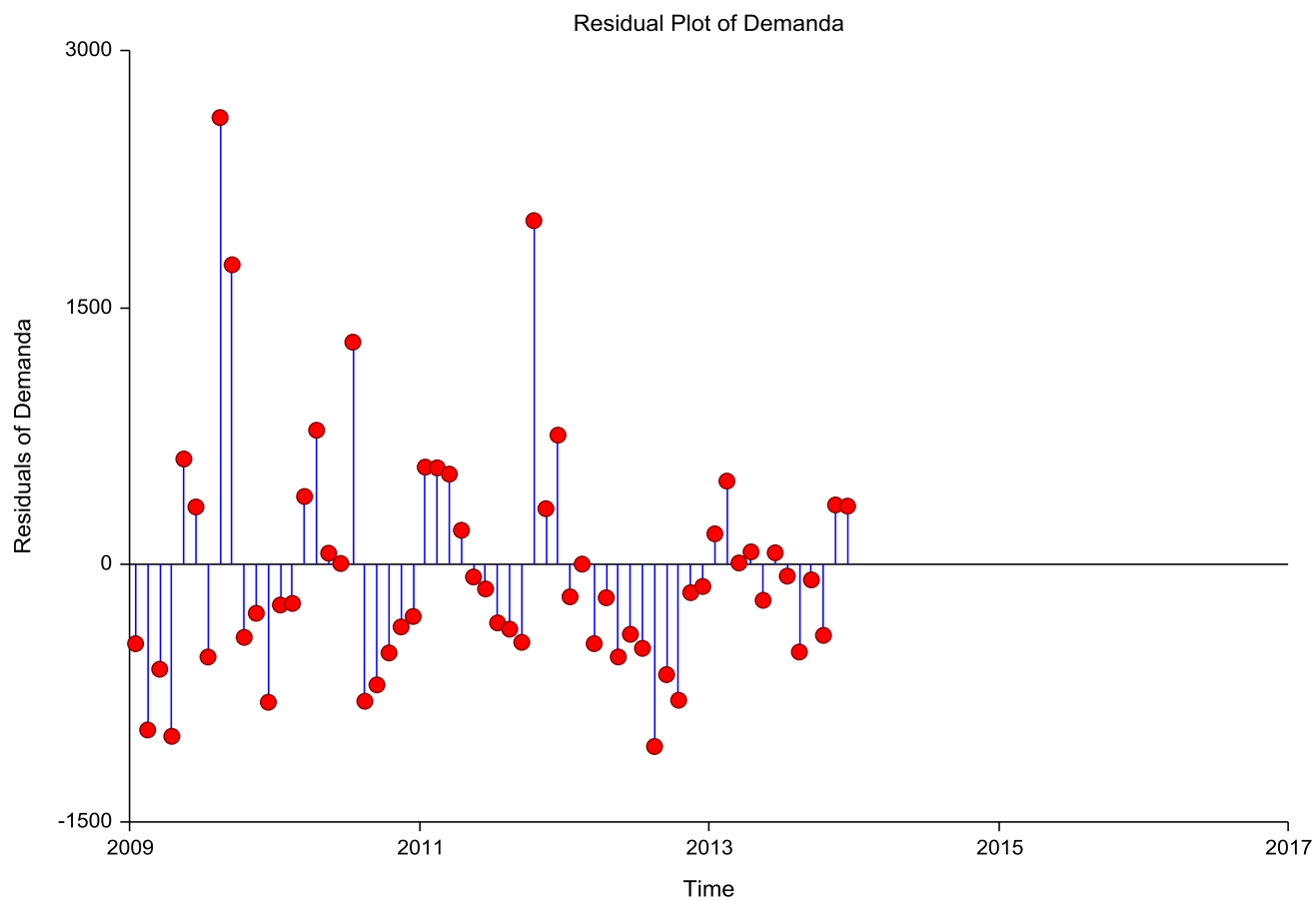
### Seasonal - Trend Report

Dataset F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

#### Forecast and Residuals Plots



Dataset                      **Seasonal - Trend Report**  
                                    F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS



### Seasonal - Trend Report

Dataset

F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

#### Forecasts Section

Row No.	Date	Forecast Demanda	Actual Demanda	Residuals
1	2009 1	1703,132	1243	-460,1318
2	2009 2	1455,532	492	-963,5318
3	2009 3	2052,132	1443	-609,1318
4	2009 4	1802,532	802	-1000,532
5	2009 5	2125,932	2743	617,0682
6	2009 6	1874,732	2212	337,2682
7	2009 7	1969,732	1432	-537,7318
8	2009 8	2501,332	5110	2608,668
9	2009 9	2045,932	3796	1750,068
10	2009 10	2285,332	1862	-423,3318
11	2009 11	1601,732	1319	-282,7318
12	2009 12	1531,732	730	-801,7318
13	2010 1	1234,694	1000	-234,6943
14	2010 2	987,0943	762	-225,0943
15	2010 3	1583,694	1982	398,3057
16	2010 4	1334,094	2119	784,9057
17	2010 5	1657,494	1725	67,50573
18	2010 6	1406,294	1414	7,705729
19	2010 7	1501,294	2800	1298,706
20	2010 8	2032,894	1237	-795,8943
21	2010 9	1577,494	877	-700,4943
22	2010 10	1816,894	1303	-513,8943
23	2010 11	1133,294	771	-362,2943
24	2010 12	1063,294	762	-301,2943
25	2011 1	766,2568	1336	569,7432
26	2011 2	518,6568	1084	565,3432
27	2011 3	1115,257	1644	528,7432
28	2011 4	865,6568	1067	201,3432
29	2011 5	1189,057	1118	-71,05677
30	2011 6	937,8568	797	-140,8568
31	2011 7	1032,857	694	-338,8568
32	2011 8	1564,457	1189	-375,4568
33	2011 9	1109,057	657	-452,0568
34	2011 10	1348,457	3356	2007,543
35	2011 11	664,8568	992	327,1432
36	2011 12	594,8568	1351	756,1432
37	2012 1	297,8193	111	-186,8193
38	2012 2	50,21927	54	3,780729
39	2012 3	646,8193	187	-459,8193
40	2012 4	397,2193	205	-192,2193
41	2012 5	720,6193	183	-537,6193
42	2012 6	469,4193	64	-405,4193
43	2012 7	564,4193	77	-487,4193
44	2012 8	1096,019	36	-1060,019
45	2012 9	640,6193	0	-640,6193
46	2012 10	880,0193	90	-790,0193
47	2012 11	196,4193	34	-162,4193
48	2012 12	126,4193	0	-126,4193
49	2013 1	-170,6182	10	180,6182
50	2013 2	-418,2182	70	488,2182
51	2013 3	178,3818	189	10,61823
52	2013 4	-71,21823	4	75,21823
53	2013 5	252,1818	45	-207,1818

54	2013 6	0,9817708	71	70,01823
----	--------	-----------	----	----------

**Seasonal - Trend Report**

Dataset

F:\Pasta 1\novos dados\Produto G.NCSS

**Forecasts Section**

<b>Row No.</b>	<b>Date</b>	<b>Forecast Demanda</b>	<b>Actual Demanda</b>	<b>Residuals</b>
55	2013 7	95,98177	30	-65,98177
56	2013 8	627,5818	119	-508,5818
57	2013 9	172,1818	84	-88,18177
58	2013 10	411,5818	0	-411,5818
59	2013 11	-272,0182	77	349,0182
60	2013 12	-342,0182	0	342,0182
61	2014 1	-639,0557		
62	2014 2	-886,6557		
63	2014 3	-290,0557		
64	2014 4	-539,6557		
65	2014 5	-216,2557		
66	2014 6	-467,4557		
67	2014 7	-372,4557		
68	2014 8	159,1443		
69	2014 9	-296,2557		
70	2014 10	-56,85573		
71	2014 11	-740,4557		
72	2014 12	-810,4557		
73	2015 1	-1107,493		
74	2015 2	-1355,093		
75	2015 3	-758,4932		
76	2015 4	-1008,093		
77	2015 5	-684,6932		
78	2015 6	-935,8932		
79	2015 7	-840,8932		
80	2015 8	-309,2932		
81	2015 9	-764,6932		
82	2015 10	-525,2932		
83	2015 11	-1208,893		
84	2015 12	-1278,893		
85	2016 1	-1575,931		
86	2016 2	-1823,531		
87	2016 3	-1226,931		
88	2016 4	-1476,531		
89	2016 5	-1153,131		
90	2016 6	-1404,331		
91	2016 7	-1309,331		
92	2016 8	-777,7307		
93	2016 9	-1233,131		
94	2016 10	-993,7307		
95	2016 11	-1677,331		
96	2016 12	-1747,331		