

APLICAÇÃO DE UM MODELO DE PREVISÃO DA DEMANDA TOTAL NOS
CREDENCIADOS BELGO PRONTO

Maurício Rocha Furtado

MONOGRAFIA SUBMETIDA À COORDENAÇÃO DE CURSO DE ENGENHARIA
DE PRODUÇÃO DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA PRODUÇÃO.

Aprovada por:

Prof. Paulo André Marques Lobo, MSc.

Prof^a. Cândida Cristina Bosich Pinto.

Prof. Francisco de Assis Araújo, MSc.

JUIZ DE FORA, MG - BRASIL
DEZEMBRO DE 2006

FURTADO, MAURÍCIO ROCHA

Aplicação de um modelo de previsão
da demanda total nos credenciados Belgo
Pronto [Juiz de Fora] 2007

v, 27 p. 2,5 cm (EPD/UFJF, Engenharia
de Produção, 2007)

Tese - Universidade Federal de Juiz de fora,
EPD

1. Sistemas de Previsão

I. EPD/UFJF II. Título (série)

Resumo da monografia apresentada à Coordenação de Curso de Engenharia de Produção como parte dos requisitos necessários para a graduação em Engenharia Produção.

APLICAÇÃO DE UM MODELO DE PREVISÃO DA DEMANDA TOTAL NOS CREDENCIADOS BELGO PRONTO

Maurício Rocha Furtado

Janeiro/2007

Orientador: Paulo André Marques Lobo

Curso: Engenharia de Produção

O assunto “Previsão de Demanda” tem recebido, nos dias de hoje, uma enorme atenção por parte de qualquer empresa, independente do ramo de atuação da mesma e de seu porte. Esse foco se deve à enorme vantagem competitiva, geralmente obtida pelo melhor dimensionamento e alocação de recursos produtivos, que a aplicação desse conhecimento confere à empresa quando comparada com seu custo relativamente baixo de implantação. Esse estudo foi realizado na Companhia Siderúrgica Belgo Mineira e tem como objetivo selecionar um modelo para previsão da demanda total nos diversos centros credenciados Belgo Pronto em todo o país. A proposta é de se abaixar os níveis de estoque fora da usina através da utilização de um modelo consistente, diminuindo, assim, a evasão de ativos. Além disso, com essa antecipação de dados futuros, seria possível um melhor dimensionamento dos recursos produtivos responsáveis por atender esse mercado. Foi feita uma análise dos diversos modelos existentes na bibliografia e, posteriormente, concluído qual tem a melhor consistência e capacidade de previsão.

Abstract of Thesis presented to EPD/UFJF as a partial fulfillment of the requirements for graduation in Industrial Engineering

APPLICATION OF A FORECAST MODEL TO PREDICT THE TOTAL DEMAND IN BELGO PRONTO CENTERS

Maurício Rocha Furtado

Janeiro/2007

Advisors: Paulo André Marques Lobo

Department: Industrial Engineering

The subject "Demand Forecasting" has received, nowadays, an enormous attention by companies of all kinds and sizes. This focus can be explained by the enormous competitive advantage generally gotten by a better sizing and allocation of productive resources that the application of this knowledge confers to the company in comparison with its relatively low cost of implantation. This study was done in the Siderurgical Company Belgo Mineira and has as objective select a model for total demand forecast of the diverse Belgo Pronto centers in the country. The proposal of the study is to lower the supply levels through the use of a consistent model, diminishing, thus, the asset evasion. Moreover, with this anticipation of future data, a better sizing of the productive resources responsible for taking care of this market would be possible. An analysis of the diverse existing models in the bibliography will be made and, later, concluded which has the best consistency and capacity of forecast.

Sumário

I – INTRODUÇÃO.....	6
1.1 Considerações iniciais.....	6
1.2 Objetivos.....	6
1.3 Justificativas.....	6
1.4 Escopo.....	7
1.5 Metodologia.....	7
II – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	9
2.1 Introdução.....	9
2.2 Métodos Qualitativos.....	11
2.3 Métodos Quantitativos.....	12
2.3.1 Extrapolação.....	13
2.3.1.1 Média Móvel.....	14
2.3.1.2 Suavização Exponencial.....	14
2.3.1.2.1 Suavização Exponencial Simples.....	15
2.3.1.2.2 Modelo de Holt.....	15
2.3.1.2.3 Modelo de Winters.....	16
2.3.1.2.3.1 Modelo Sazonal Multiplicativo de Winters.....	16
2.3.1.2.3.2 Modelo Sazonal Aditivo de Winters.....	18
2.4 Critérios para avaliar o desempenho de modelos.....	19
III – DESCRIÇÃO.....	21
3.1 A Usina.....	21
3.2 O Belgo Pronto.....	22
IV – O SISTEMA.....	25
4.1 Estruturação do sistema de previsão.....	25
4.2 Análise da série temporal.....	25
4.3 Aplicação do modelo sazonal multiplicativo de Winters.....	27
4.4 Aplicação do modelo sazonal aditivo de Winters.....	28
V – CONCLUSÃO.....	30
VI – BIBLIOGRAFIA.....	31

Capítulo I

INTRODUÇÃO

1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Nos dias de hoje, para uma empresa se manter no mercado, ela deve ser precisa, enxuta, certa nas suas decisões. Um diferencial que está sendo cada vez mais utilizado atualmente por empresas de todos os portes é a pesquisa por modelos que nos permitam prever quantitativamente uma variável e medir a qualidade dessa previsão. Através de ferramentas como essas, conseguimos antecipar cenários futuros para planejar, alocar e dimensionar recursos de modo a tentar reduzir gastos desnecessários com decisões equivocadas.

Segundo estudiosos, o sucesso no desenvolvimento de um planejamento e na orientação estratégica da empresa está diretamente relacionado à capacidade de identificação e previsão de mudanças no ambiente de negócios, o que torna a ferramenta “previsão de demanda” um ponto crítico na tomada de decisão gerencial. As empresas podem melhorar sua eficiência se elas puderem antecipar problemas e desenvolver planos para responder a estes problemas (ARMSTRONG, 1983).

Assim, com a finalidade de se tentar antecipar cenários futuros, diversos métodos de previsão têm sido desenvolvidos já que, geralmente, não é possível se ter controle sobre as variáveis que desejamos prever.

2. OBJETIVOS

O desenvolvimento desse modelo de previsão foi demandado pela necessidade de se reduzir os estoques externos diminuindo a evasão de ativos e evitando a produção incompatível com a demanda dos produtos. Ou seja, busca-se a escolha de um método de previsão quantitativo que possibilite, de maneira satisfatória, a redução dos estoques nos credenciados Belgo Pronto através da produção e transferência apenas do que será demandado dentro de cada mês.

3. JUSTIFICATIVAS

Através da seleção de um sistema de previsão consistente e eficaz, seria possível a otimização dos estoques externos e a redução dos custos logísticos na empresa. Ou seja, um modelo que nos forneça um panorama do volume total que será demandado pelos clientes é uma ferramenta de extrema importância para toda a organização, mas em especial para o PCP e para a Logística, que passariam a ter em mãos dados para uma melhor quantificação e alocação de recursos para produção, transporte, movimentação e armazenagem de materiais. Com isso, seria possível a elaboração antecipada de um plano

de trabalho que teria como objetivo a redução desses custos logísticos relacionados ao produto.

4. ESCOPO DO TRABALHO

O trabalho será desenvolvido no setor de Logística da Belgo Siderurgia S/A, localizada em Juiz de Fora, MG. Esse setor, além de ser o responsável por toda a logística da usina, também tem como função cuidar do atendimento de clientes e parceiros.

Uma das formas de parceria que a usina trabalha atualmente é o sistema Belgo Pronto. Esse sistema visa uma agregação de valor ao produto através de um beneficiamento do material bruto antes de sua venda. A empresa avança seus estoques para credenciados (parceiros) localizados ao redor de todo país, que realizam o processo de corte e dobra desses materiais, entregando-os aos clientes finais exatamente na medida requerida e no momento desejado. Assim, o cliente final consegue um ganho nos custos de armazenagem e no desperdício de material quando comparado ao sistema convencional.

Atualmente existem 19 centros distribuídos em todo o país e o setor de Logística é responsável por controlar e administrar todos esses estoques de forma que o volume de material enviado atenda às necessidades dos credenciados sem que, para isso, tenha que se manter altos níveis de estoques externos e internos. Assim, esse trabalho visa, justamente, otimizar o estoque interno e em cada parceiro através da antecipação da demanda total mensal.

É importante ressaltar que esse estudo utiliza os dados de faturamento total dos parceiros como uma aproximação da demanda nos mesmos. Afirma-se isso uma vez que não se tem controle sobre as vendas que deixaram de ser realizadas por falta de material nos centros Belgo Pronto.

5. METODOLOGIA

Para a elaboração do trabalho, primeiramente será realizado um estudo bibliográfico a respeito dos métodos de previsão com a finalidade de se investigar quais são os mais utilizados na atualidade e as limitações e aplicações de cada um deles.

Em seguida, tendo em mente os requisitos necessários para a aplicação de cada modelo, será feita a coleta de dados no sistema da empresa e, então, a análise dessa massa de dados para a posterior criação da série histórica na qual os modelos irão se basear.

Com a série histórica definida, será feita a plotagem da mesma em relação ao tempo com a finalidade de se coletar indícios que possam nos fornecer pistas a respeito de qual seria o melhor modelo quantitativo a ser utilizado.

CAPÍTULO II

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Introdução

Os métodos de previsão são divididos, basicamente, em duas categorias: métodos qualitativos e métodos quantitativos. Os métodos qualitativos ou subjetivos são aqueles que necessitam da utilização do conhecimento acumulado de um especialista ou de um grupo de pessoas para tentar se prever um provável panorama futuro. Esses métodos podem ser sustentados ou não por uma análise mais formal (ARMSTRONG, 1983) e são mais indicados, principalmente, quando os dados são insuficientes ou inadequados para processar uma análise quantitativa (ARCHER, 1980). Embora a utilização desses métodos seja vasta nas organizações hoje em dia, ele contempla um número considerável de desvantagens quando comparados com métodos quantitativos já que são mais tendenciosos devido à incorporação de opiniões de entrevistados ou especialistas no processo. (SPEDDING; CHANN, 2000).

Os métodos quantitativos ou objetivos são aqueles métodos com maior robustez matemática e estatística e com uma estruturação mais rígida. Através da utilização da mesma massa de dados e do mesmo método, dois especialistas chegam em resultados idênticos já que não existe grau algum de subjetividade (ARMSTRONG, 1983).

Esses métodos podem ser classificados, basicamente, em métodos de série temporais e métodos causais. Os métodos de séries temporais são os que envolvem a análise estatística de dados passados da variável a ser prevista. Já os métodos causais trabalham não só com a análise passada da variável a ser prevista, mas trabalha também com a análise de outras variáveis que possam ter influência sobre ela (ARCHER, 1980).

As previsões de demanda que utilizam o método quantitativo são realizadas através da análise matemática/estatística de séries históricas, visando analisar e identificar padrões passados com o intuito de projetá-los no futuro. Mas para que uma boa previsão seja feita, é imprescindível a utilização de outras informações além da mencionada acima. Os principais tipos de informações que devem ser avaliadas no processo de previsão de demanda são (GOODWIN; WRIGHT, 1993): (i) séries temporais; (ii) informação sobre o que a série representa, como, por exemplo, custos, compras ou vendas; e (iii) informação contextual, como, por exemplo, informação financeira sobre a empresa, detalhes do mercado, entre outras.

O que se observa, de maneira geral, são sistemas de previsão que trabalham com uma integração de ambos os métodos: quantitativos e qualitativos. Assim, consegue-se aliar a consistência do método quantitativo à flexibilidade do método qualitativo. Enquanto o método qualitativo consegue identificar novas variáveis e são flexíveis para se adaptar e

antecipar a mudanças, o método quantitativo pode trabalhar com uma grande quantidade de dados e não são tendenciosos (BLATTBERG; HOCH, 1990; GOODWIN, 2002). Dessa forma, a previsão subjetiva se concentra na predição da influência de mudanças em padrões e/ou relações estabelecidas enquanto previsões quantitativas (estatísticas) se concentram na predição da continuação de tais padrões/relações (MAKRIDAKIS, 1988).

Dessa forma, a escolha do método ideal, depende dos seguintes fatores (MONTGOMERY et al., 1990, p.10):

- forma requerida de previsão
- período, horizonte e intervalo de previsão
- disponibilidade de dados
- acurácia requerida
- padrões de demanda
- custo de desenvolvimento, instalação e operação
- facilidade de operação
- compreensão e cooperação da administração

É importante observar que, à medida que aumentamos a precisão da previsão, conseqüentemente, o seu custo se eleva. Em contrapartida, os custos diretamente relacionados às incertezas geradas pelo erro do modelo diminuem. Assim, percebe-se a existência de um ponto ótimo onde os custos totais de incerteza e implantação do método são minimizados:

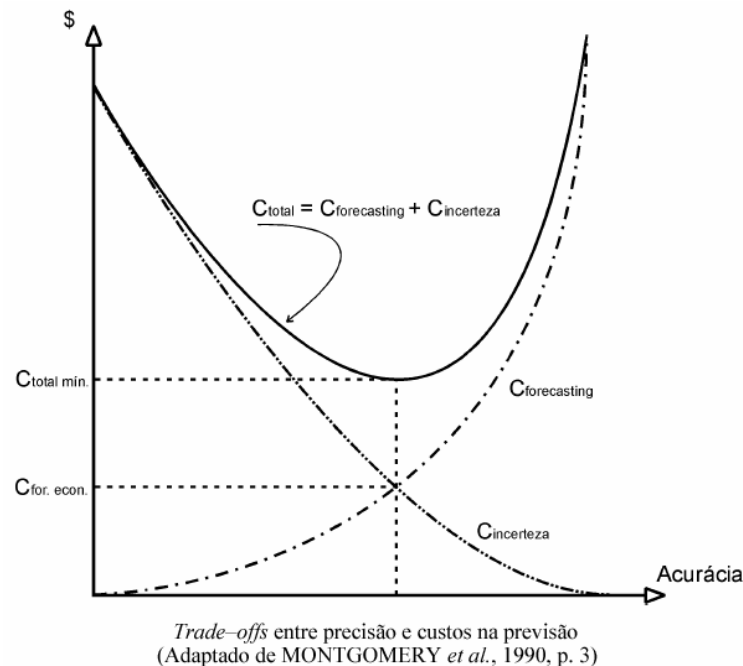


Figura 1

2.2. Métodos Qualitativos

A utilização de uma análise subjetiva para a realização de previsões é um dos métodos mais utilizados nos dias de hoje. Porém, geralmente, essa análise não é calcada em métodos estruturados, os chamados métodos qualitativos.

Esses modelos são baseados nos resultados de entrevistas realizadas com especialistas ou com pessoas que, de certa forma, são fundamentais para o processo (clientes, fornecedores, etc.) e são muito utilizados em previsões de médio e longo prazo, ou em situações onde não se tem uma série histórica robusta o suficiente para a aplicação dos métodos quantitativos (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986).

Além disso, existem também os modelos de escolha discreta, que intentam avaliar a atração por atributos atinentes a um serviço ou produto, através das preferências declaradas dos possíveis demandantes. Tais modelos valem-se da teoria da preferência declarada e são menos propensos a tendenciosidades, mas ainda estão em desenvolvimento.

Assim, o uso desse tipo de modelo é muito observado quando da necessidade do desenvolvimento de estratégias de longo e médio prazo e de novos produtos onde a taxa de aceitação do mesmo no mercado é ainda incerta (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Além disso, utilizado em conjunto com métodos quantitativos, pode reduzir erros de previsão através da flexibilização do modelo e da adição de informações ao mesmo.

Por seu caráter subjetivo, os métodos qualitativos, quando aplicados de maneira equivocada, geram tendências que podem influenciar os resultados, comprometendo a eficácia de sua previsão. A tabela 2 a seguir indica quais são as tendências mais comumente observadas e sugere formas de amenizar as conseqüências das mesmas no processo preditivo (SPEDDING; CHANN, 2000).

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

Tendências comuns em métodos qualitativos (Adaptado de MAKRIDAKIS, 1988)

Tabela 2

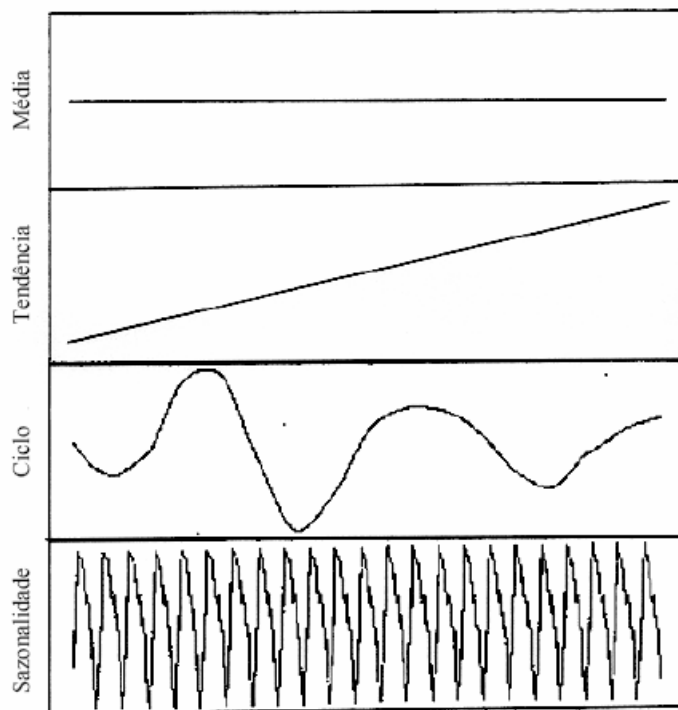
Dentre os principais métodos qualitativos estão o método Delphi, o Role Playing e a Pesquisa de Intenção. Estes não serão objeto de estudo desse trabalho uma vez que o foco da pesquisa está relacionado à seleção de um modelo quantitativo com o qual será possível processar os dados históricos da empresa com o intuito de se chegar à informação.

2.3. Métodos Quantitativos

Existem diversos modelos para se realizar a previsão de demanda através de métodos quantitativos. A escolha por um determinado modelo se dá em função do comportamento da série temporal estudada. Segundo Makridakis (1998), uma série temporal pode possuir até quatro características conhecidas: média, tendência, sazonalidade e ciclo. Quaisquer variações não explicadas por essas características são consideradas aleatórias e, geralmente, provenientes do ambiente externo (políticas, promoções, economia, etc.). É nessa hora que o uso de métodos qualitativos é aplicado em conjunto com os métodos objetivos. Assim, consegue-se retirar da série temporal em análise os fatores aleatórios de origem conhecida. Explicando cada característica, tem-se:

- *Média*: ocorre quando os valores de uma série oscilam entre um valor médio constante.
- *Sazonalidade*: ocorre quando existem padrões cíclicos de variação que se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo.

- *Ciclo*: ocorre quando a série apresenta variações ascendentes e descendentes não regulares no tempo.
- *Tendência*: Existe quando a série, de uma maneira geral, apresenta uma tendência ascendente ou descendente quando analisado um longo período de tempo.



Características de uma série temporal. (Adaptado de Makridakis *et al.*, 1998).

Figura2

2.3.1 Extrapolação

Métodos estatísticos de extrapolação são fundamentados na idéia de que os padrões existentes na série histórica se repetirão no futuro. Essa consideração possui maior probabilidade de ocorrer em horizontes de curto prazo. Assim, os métodos baseados nessa técnica possuem maior acurácia para previsões de um futuro imediato ou extremamente estável. (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; ARMSTRONG, 2001d).

Segundo Mentzer e Gomes (1989), os métodos de extrapolação podem ser classificados em: (i) métodos com modelos matemáticos fixos (FMTS – fixed-model time series); e (ii) métodos com modelos matemáticos ajustáveis ou abertos (OMTS – open-model time series).

Os métodos FMTS, como o próprio nome diz, são compostos por equações fixas que são responsáveis por extrair da série histórica suas principais componentes (nível, tendência, sazonalidade, ciclo e erro aleatório) para projetar um futuro moldado no padrão dos dados passados. São muito utilizados nas empresas por serem métodos extremamente baratos, simples e de fácil entendimento, proporcionando um ambiente mais flexível para

previsões emergenciais de curto prazo. Os métodos de Média Móvel e de Suavização Exponencial são métodos FMTS (MENTZER; GOMES, 1989).

Os modelos que se enquadram na classe OMTS só realizam a previsão depois de identificar matematicamente os componentes existentes na série histórica de demanda. Embora muita pesquisa acadêmica seja conduzida com métodos OMTS, no ambiente empresarial estes ainda são pouco utilizados devido à sua complexidade e limitado ganho de acurácia em relação aos métodos FMTS (MENTZER; COX, 1984). O método de Box-Jenkins é um método OMTS (MENTZER; GOMES, 1989).

Esse trabalho abordará os seguintes métodos de extrapolação: Média Móvel e Suavização Exponencial.

2.3.1.1 – Média Móvel

O método da Média Móvel é um modelo muito utilizado nas empresas em geral, por ser extremamente simples e necessitar de poucos dados históricos. Ele é indicado para previsões de curto prazo onde as componentes de tendência e sazonalidade são inexistentes ou possam ser desprezadas (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Esse modelo nada mais é do que uma técnica simples de previsão exponencial onde são considerados os k últimos dados históricos e, com estes, é realizado uma média aritmética ou ponderada para prever o valor do próximo dado. O número de observações em cada cálculo da média permanece constante e é estipulado de maneira a tentar eliminar da melhor forma possível as componentes de tendência e sazonalidade. (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; ARCHER, 1980; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

As desvantagens desse modelo estão relacionadas à falta de acurácia ao lidar com séries históricas que apresentam tendência ou sazonalidade já que, nesse método, a previsão para o próximo período envolve sempre a adição de novos dados e a desconsideração dos anteriores. Uma alternativa para amenizar esse erro é a utilização da média ponderada para tentar construir um padrão mais próximo à realidade. A desvantagem na utilização da média móvel ponderada é a necessidade de conhecimento para determinar os pesos a serem utilizados (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001).

2.3.1.2 – Suavização Exponencial

Os modelos de suavização exponencial são largamente utilizados nos dias de hoje devido ao fato dos mesmos serem extremamente simples e possuírem fácil capacidade de ajustes em relação a acurácia obtida com esses métodos. Eles usam uma ponderação diferenciada para cada observação temporal fazendo com que observações mais recentes

recebam um peso maior que as antigas. Dessa forma, os pesos decaem exponencialmente a partir dos dados mais novos.

2.3.1.2.1 – Suavização Exponencial Simples

Caso a série temporal em estudo mantenha-se constante sobre um nível médio, uma suavização exponencial simples pode ser usada para a previsão de valores futuros dessa série. Sua representação matemática vem dada por (Makridakis et al., 1998)

$$\hat{z}_{t+1} = \alpha z_t + (1 - \alpha) \hat{z}_t, \quad (1)$$

onde \hat{z}_{t+1} é a previsão da demanda para o tempo $t+1$, feita no período atual t ; α é a constante de suavização, assumindo valores entre 0 e 1; z_t é o valor observado na série temporal para o tempo t ; e, \hat{z}_t é o valor da previsão feita para o tempo t .

Uma forma de medir a acurácia da previsão, é calculando o erro gerado pela mesma, ou seja: $e_t = z_t - \hat{z}_t$.

O valor da constante de suavização α é arbitrário. Pode-se determinar o melhor valor para esta através de métodos iterativos para minimizar alguma medida de qualidade da previsão como, por exemplo, a média do quadrado dos erros, MQE. Desta maneira, seleciona-se, inicialmente, um valor aleatório para a constante, a partir do qual previsões são geradas. Comparam-se os valores previstos com os reais, e calcula-se a média do quadrado das diferenças entre os mesmos; o parâmetro que minimiza essa média é utilizado no modelo final. Modelos implantados em pacotes computacionais, geralmente, já determinam de forma automática o melhor valor de α .

A magnitude da constante α determina a velocidade de resposta do modelo frente a mudanças na demanda (Montgomery et al., 1990). Ao assumir valores baixos, a constante α faz com que o modelo demore a reagir às mudanças no comportamento da série. Já com valores altos de α , o modelo responde rapidamente.

Os modelos de suavização exponencial simples requerem uma estimativa inicial para \hat{z}_t . Quando dados históricos estão disponíveis, pode-se usar uma média simples das N observações mais recentes como \hat{z}_t ; caso contrário, pode-se utilizar a observação mais recente, ou fazer uma estimativa subjetiva.

2.3.1.2.2 – Modelo de Holt

Quando uma determinada série apresenta uma tendência linear de crescimento ou decrescimento, o modelo de Holt pode ser usado de maneira satisfatória para a previsão caso os outros componentes da série possam ser desprezados. Este modelo emprega duas

constantes de suavização, α e β (com valores entre 0 e 1), sendo representado por três equações (Makridakis et al., 1998):

$$L_t = \alpha z_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (2)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad (3)$$

$$\hat{z}_{t+k} = L_t + kT_t. \quad (4)$$

As equações (1) e (2) fazem uma estimativa do nível e da inclinação da série temporal, respectivamente. Já a equação (3), calcula a previsão da demanda para os próximos k períodos.

Assim como na suavização exponencial simples, o método de Holt requer valores iniciais, neste caso L_0 e T_0 . Uma alternativa para estes cálculos iniciais é igualar L_0 ao último valor observado na série temporal e calcular uma média da declividade nas últimas observações para T_0 . Uma outra forma de cálculo 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.

As constantes de suavização α e β no modelo de Holt podem ser determinadas de maneira análoga à obtenção de α na suavização exponencial simples, ou seja, através da utilização de um método iterativo que encontre a combinação de α e β que minimize a MQE.

2.3.1.2.3 – Modelo de Winters

Os modelos de Winters são muito utilizados quando da existência de uma série temporal que apresente, além da tendência, um componente de sazonalidade. Uma série com esse componente é caracterizada pela ocorrência de padrões cíclicos de variação, que se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo. São muito observadas em indústrias do ramo alimentícias, de vestuários, cosméticos, entre outras.

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

2.3.1.2.3.1 – Modelo Sazonal Multiplicativo de Winters

O modelo multiplicativo de Winters se ajusta, de maneira mais adequada, a séries com tendência e sazonalidade multiplicativa, ou seja, àquelas em que a amplitude da variação sazonal aumenta com o acréscimo no nível médio da série temporal (KOEHLER *et al.*, 2001, p.269). Vide figura abaixo:

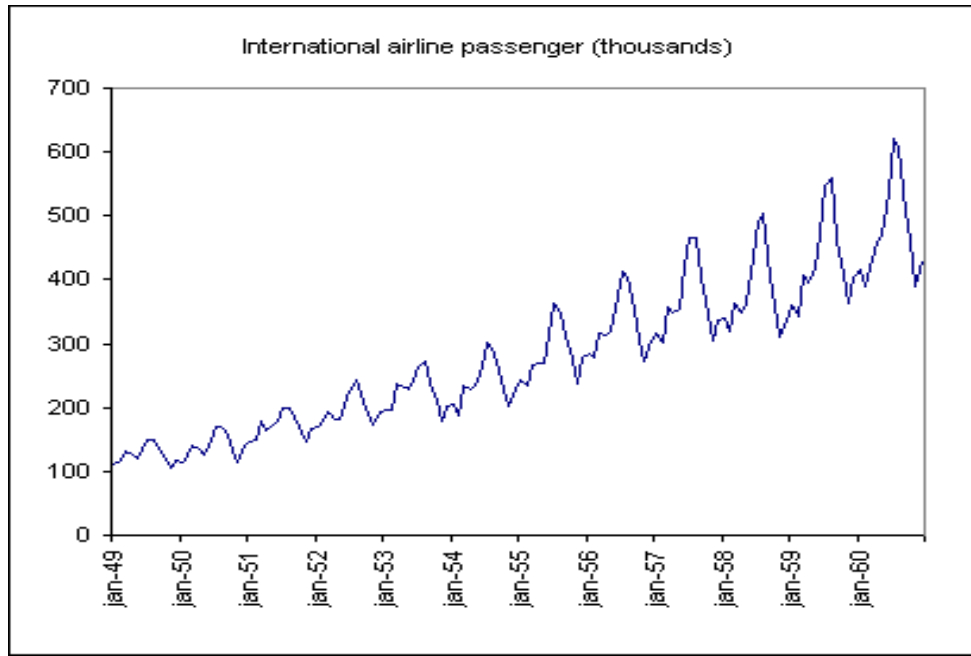


Figura 3

Seu algoritmo de previsão utiliza as seguintes expressões:

$$L_t = \alpha \frac{x_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (6)$$

$$S_t = \gamma \frac{x_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (7)$$

$$\hat{x}_{t+m} = (L_t + mT_t)S_{t-s+m} \quad (8)$$

Nas expressões acima, \hat{x}_{t+m} é a previsão para o período $t+m$, α , β e γ são constantes de suavização, cujos valores encontram-se entre 0 e 1, e x_t é a mais recente observação. Nelas, L_t representa uma estimativa do nível da série no tempo t , T_t , uma estimativa da declividade da série no mesmo período t e S_t , o componente de sazonalidade também no período t . A sazonalidade, ou seja, o número de subperíodos por ano, é representado por s . A escolha dos valores para as constantes de suavização é condicionada a algum critério que, na maioria das vezes, consiste no mesmo citado anteriormente: a minimização pelo uso de um algoritmo de otimização não linear, do erro quadrático médio (MQE) atribuído ao desempenho do modelo (NCSS STATISTICAL SOFTWARE, 1996).

Assim como os modelos descritos anteriormente, o método multiplicativo de Winters funciona através da aplicação recursiva de suas equações aos dados da série. Dessa forma, tal aplicação deve iniciar em algum período no passado, onde os valores de L_t , T_t e S_t

devem ser estimados (MAKRIDAKIS et al., 1998, p.168). Uma maneira simples de se fazer essa estimativa é através da inicialização do nível e da tendência no mesmo período s .

O nível é determinado através da média de primeira estação:

$$L_s = \frac{1}{s}(x_1 + x_2 + \dots + x_s) \quad (9)$$

Para se inicializar a tendência, é recomendado o uso de duas estações completas, ou seja, $2s$ períodos:

$$T_s = \frac{1}{s} \left(\frac{x_{s+1} - x_1}{s} + \frac{x_{s+2} - x_2}{s} + \dots + \frac{x_{s+s} - x_s}{s} \right) \quad (10)$$

Por último, os índices sazonais iniciais podem ser determinados através da razão entre as primeiras observações com a média do primeiro ano:

$$S_1 = \frac{x_1}{L_s}, \quad S_2 = \frac{x_2}{L_s}, \quad \dots, \quad S_s = \frac{x_s}{L_s} \quad (11)$$

2.3.1.2.3.2 – Modelo Sazonal Aditivo de Winters

O modelo aditivo de Winters apresenta maior capacidade de explicação em séries que possuem tendência e sazonalidade aditiva. Ou seja, ele é utilizado naquelas onde o efeito sazonal não é função do nível médio corrente da série temporal e pode ser adicionado ou subtraído de uma previsão que dependa apenas de nível e tendência (KOHLER *et al.*, 2001, p. 269). Veja figura abaixo:

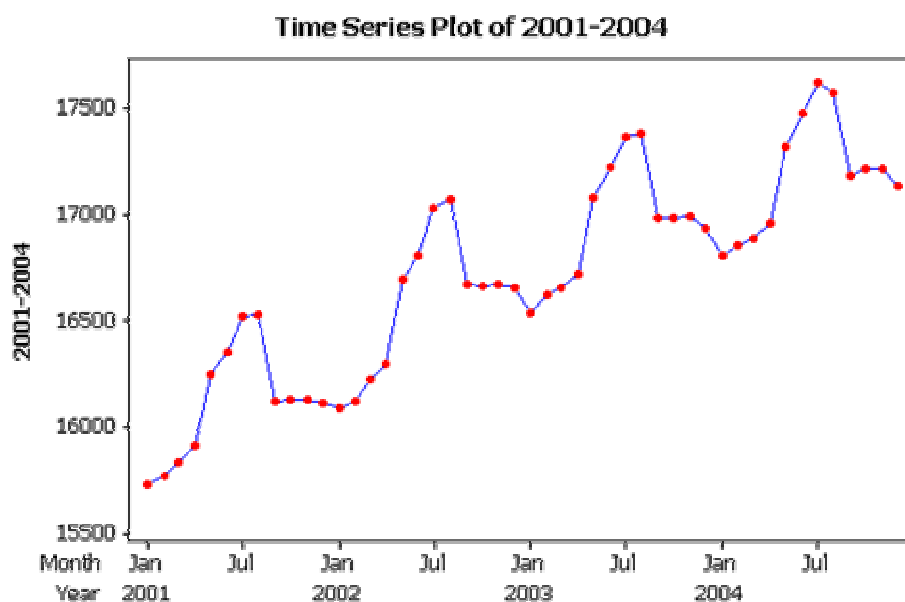


Figura 4

Seu algoritmo de previsão é baseado nas seguintes expressões:

$$L_t = \alpha(x_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (12)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (13)$$

$$S_t = \gamma(x_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (14)$$

$$\hat{x}_{t+m} = L_t + mT_t + S_{t-s+m} \quad (15)$$

A equação (13) é idêntica à equação (6), que se refere ao modelo multiplicativo de Winters. O que difere os dois modelos é o fato das outras equações, agora, apresentarem os índices de sazonalidade somados e subtraídos, ao invés de multiplicados e divididos (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998, p.169).

As inicializações de L_s e T_s são idênticas às do modelo multiplicativo. Os valores iniciais para os índices sazonais são determinados através das seguintes expressões:

$$S_1 = x_1 - L_s, \quad S_2 = x_2 - L_s, \quad \dots, \quad S_s = x_s - L_s \quad (16)$$

2.4 Critérios para avaliar o desempenho de modelos em relação à série temporal

Para a realização de previsões, dependendo do comportamento da série temporal utilizada, vários modelos podem ser aplicados. Como determinar, então, aquele que melhor se ajusta à realidade? A escolha do modelo mais apropriado é feita através do somatório dos erros entre o valor real e a previsão ajustada ao longo da série. Como esses erros podem retornar valores positivos ou negativos, existe a possibilidade deles se anularem, zerando o somatório. Assim, com o intuito de evitar esse problema, diferentes maneiras de se calcular o somatório dos erros foram desenvolvidas e podem ser utilizadas para a comparação do desempenho de modelos distintos. Os critérios mais utilizados são:

- Média do quadrado dos erros (MQE)

$$MQE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (17)$$

- Média absoluta dos erros (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (18)$$

- Média absoluta percentual dos erros (MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{z_t} \times 100 \right| \quad (19)$$

Assim, usando um dos critérios de cálculo, o modelo adequado será aquele que tiver o menor erro associado.

Dentre as formas de medir a acurácia do forecasting apresentadas, a mais popular é a MAPE (Kahn, 1998). Porém, quando a série temporal contém valores iguais a zero, torna-se impossível o uso de sua fórmula.

Além dessas medidas de erro, existe um outro parâmetro de grande importância na análise do ajuste do modelo à série temporal. O R^2 é uma medida percentual de explicação do modelo. Ou seja, ele relata a fração da variabilidade da série que o método utilizado consegue explicar. Um valor R^2 próximo de zero indica um modelo de ajuste pobre, enquanto um valor próximo da unidade indica um bom ajuste. Essa estatística é determinada da seguinte maneira:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \quad (20)$$

CAPÍTULO III

DESCRIÇÃO

3.1. A Usina

O objeto deste TCC é um estudo de caso sobre a previsão da demanda total dos diversos SKUs nos credenciados Belgo Pronto. A administração do estoque em todas essas 19 empresas de corte-e-dobra pertencentes ao sistema é centralizada na Belgo, Indústria Siderúrgica de Juiz de Fora.

A conglomerada INDÚSTRIA SIDERÚRGICA JUIZ DE FORA é um dos maiores grupos privados do Brasil, com destacada atuação nos setores de siderurgia e trefilaria. Um verdadeiro gigante na produção de aço, com capacidade instalada para produzir 4,84 milhões de toneladas/ano de laminados e 1,46 milhão de toneladas/ano de trefilados, com a força de 7.000 colaboradores, distribuídos em 12 organizações.

O aço fornecido pela ISJF está presente na estrutura sólida e duradoura das obras. Isso acontece, em função da qualidade do aço de procedência garantida e também pelo rígido controle tecnológico de produção da empresa.

A ISJF oferece ainda soluções para corte e dobra de ferro, além de telas soldadas, que eliminam o desperdício de material no manuseio e reduzem o custo de mão-de-obra, na fase da estrutura da construção.

É uma das mais modernas indústrias do setor siderúrgico brasileiro. A unidade está localizada no Distrito Industrial de Juiz de Fora (MG), o que lhe garante acesso aos principais sistemas rodoviário e ferroviário do Sudeste e aos portos da região.

É uma usina semi-integrada que trabalha com sucata e gusa. Produz laminados longos e trefilados.

As principais unidades operacionais são uma aciaria elétrica para 1 milhão de toneladas/ano, lingotamento contínuo de cinco veios e um laminador de fio-máquina e vergalhões para a construção civil com capacidade para 1 milhão de toneladas/ano, além de trefilaria para 226 mil toneladas/ano.

Seus produtos têm larga aplicação na construção civil (arames, pregos e vergalhões), na indústria (barras mecânicas, fio-máquina e arames) e na agropecuária (arames farpados, ovalados e grampos).

3.2. O Belgo Pronto

Na busca de agregar valores à sua cadeia produtiva, a Belgo partiu para a avaliação do segmento de industrialização de produtos longos destinados a construção civil.

Em 1995, com os controles das Usinas da Dedini em Piracicaba, Mendes Júnior em Juiz de Fora e da Cofavi em Vitória, a Belgo lançou-se no mercado com a missão de alcançar diretamente os consumidores da construção civil.

As Usinas buscaram a reengenharia de seus processos de acordo com a necessidade dos consumidores.

O principal mercado são as construtoras que se caracterizam pelo consumo de produtos ao longo das etapas de obras e estão sujeitas às ofertas dos produtos fracionados pelos grandes distribuidores da construção civil que atendem, em tempo, hora e a qualquer peso, as demandas das obras.

Para atender a esse segmento seria necessário remodelar o processo de atendimento da usina e entregar os produtos industrializados nas obras.

Em 1997, a empresa estruturou uma equipe de estudos que compreendesse o processo de industrialização de aço no Brasil e no exterior levantando dados sobre “benchmarking”, equipamentos disponíveis, assistência ao mercado e disponibilidade de atender os produtos demandados para o novo segmento.

Dessa forma, a Belgo lançou-se no mercado em busca de parcerias que resultassem num crescimento de mercado no segmento de corte e dobra em um curto período de tempo.

A busca da parceria baseou-se no futuro do mercado dos distribuidores de aço longo para a construção civil. As usinas já estavam se estruturando para concorrer com os grandes atacadistas através da implementação de centros avançados de distribuição próprios, próximos ao mercado consumidor, em locais satélites, através da venda direta ao varejo. Agora as empresas estão buscando a agregação de valor pelo beneficiamento dos seus produtos.

A Belgo buscou parceiros sólidos no mercado. Fez parcerias com grandes distribuidores, que tivessem o perfil de investidores, tornando-os beneficiadores e não somente distribuidores tradicionais de produtos, os quais são denominados CREDENCIADOS.

É utilizada uma rede em todo o Brasil que começa com um armazém de matérias primas (localizada nas instalações do fabricante ou fornecedor), o qual abastecerá o processo de manufatura. As operações de movimentação de materiais, análise dos projetos das obras, engenharia da produção, beneficiamento do produto e entrega ficam a cargo do parceiro.

A Belgo implementou os princípios da “postergação”, ou seja, produtos que entram no estoque são beneficiados pelo Credenciado e saem dos estoques avançados já como produtos cortados e dobrados.

A gestão dos estoques avançados e a comercialização dos produtos ficaram sob a responsabilidade da Belgo, assumindo o planejamento e administração do inventário do estoque no credenciado, ofertando produtos cortados e dobrados na medida certa e no prazo determinado, garantindo perda zero e rastreabilidade, agregando valor ao negócio principal.

Para o sucesso do negócio o credenciado deve demonstrar uma razoável habilidade em prever novos produtos, retirar da linha atividades promocionais, sazonalidade e tendências. Tanto o credenciado quanto a Belgo deverão estar envolvidos no projeto de produção de novas obras. A Usina fornecedora deve ser envolvida nos acordos de beneficiamento de grandes obras que necessitam de produtos específicos. As necessidades de abastecimento dos estoques avançados devem ser acordados, bem como os prazos de reposição.

Para uns poucos depósitos externos, o controle inicial dos estoques era feito por contatos diretos diários, porém o aumento destes depósitos gerou dificuldades em sua manutenção, principalmente pelo grande mix demandado.

Então as perguntas principais são: Como manter balanceado o estoque, sem faltar produto para o credenciado, sem que o ativo externo fique imobilizado sem uso e indisponível para outros credenciados, e que o estoque externo gire?

Como implementar um controle para muitos credenciados trazendo os benefícios de um melhor serviço ao cliente, menor incerteza na demanda, inventários e custos reduzidos ao longo do prazo pela redução dos ativos externos?

O trabalho visa estabelecer um modelo de previsão que seja capaz de se reduzir incertezas relacionadas à demanda total dos credenciados, colaborando, assim, para a redução dos custos logísticos do Belgo Pronto.

Esse sistema confere às obras diversos ganhos, como os citados a seguir:

Redução de perdas de aço

Com este sistema é possível determinar o consumo final de aço no início da obra, reduzindo perdas, já que o consumo do aço é definido antecipadamente.

Diminuição de custos

Você pode abrir mão de equipamentos, ferramentas e bancadas para corte e dobra, utilizando racionalmente a mão-de-obra, tendo economia de custos e eliminando o desperdício de aço.

Racionalização do canteiro de obras

Disponibiliza, para outros fins, o espaço utilizado para estoque de barras, instalação de equipamentos e bancadas para corte e dobra.

Construção otimizada

Tanto no armazenamento como na montagem dos elementos, o sistema agiliza a identificação e a utilização das peças estruturais através da colocação de etiquetas.

Aumento de produtividade

Com a substituição dos métodos artesanais pela tecnologia de ponta você tem pontualidade na entrega do aço cortado e dobrado e uma programação mais adequada dos serviços de armação e colocação na fôrma.

Perfeito gerenciamento na execução de estruturas

Você programa as etapas estruturais da obra, de acordo com o cronograma executivo e com datas de entrega definidas. Além disso, o sistema fornece romaneios detalhados a cada entrega, facilitando a conferência no recebimento do aço na obra.

Assistência técnica especializada

Além da assistência especializada durante todo o período estrutural da obra, você tem uma equipe que faz a conferência prévia de toda a relação das peças constantes nos projetos, detectando anormalidades antecipadamente, sem prejuízo do cronograma de execução da etapa estrutural da obra.

Capítulo IV

O SISTEMA

4.1 – Estruturação do sistema de previsão

Será abordada nesse capítulo, a análise efetiva dos métodos quantitativos que forem julgados mais relevantes para investigação e aplicação. Em seguida, estes terão suas estatísticas comparadas com a finalidade de se determinar qual desses sistemas de *forecasting* melhor se adapta à realidade da organização.

Os dados referentes ao volume total faturado pelos parceiros Belgo Pronto foram retirados do banco de dados do sistema SAP que é utilizado pela empresa, sendo estes extremamente confiáveis. É importante ressaltar que, por serem de caráter confidencial, esses dados não serão aqui apresentados fazendo com que a análise seja focada no desempenho de cada método através da investigação de suas estatísticas. Sendo assim, os valores do eixo das ordenadas dos gráficos apresentados a seguir foram ocultados.

Como o planejamento da produção é feito a nível mensal, o período e o intervalo do *forecasting* também foram definidos para essa mesma unidade de tempo. Já o horizonte da previsão considerado ideal pela empresa foi de 6 meses. Com esta visibilidade, ela seria capaz de planejar melhor sua produção para os meses seguintes evitando excesso de produção e avanço de estoque desnecessário para os centros credenciados.

4.2 – Análise da série temporal

A série temporal foi analisada e predita com o auxílio do pacote computacional Forecast Pro (1999). Ela é constituída de dados de faturamentos mensais, no período compreendido entre janeiro de 2001 e fevereiro de 2006, totalizando 62 observações. Esses dados representam o peso do produto em toneladas e são uma aproximação do valor demandado já que, nesse estudo, não serão levadas em consideração as vendas que deixaram de ser feitas por falta de produto nos centros Belgo Pronto.

Considerando, então, que o horizonte de previsão a ser adotado no estudo de caso foi definido como sendo de 6 meses, foram geradas previsões para os períodos entre março de 2006 e agosto de 2006.

O primeiro passo para a análise das séries temporais é a remoção de seus valores espúrios ou atípicos. Para tanto, no caso em estudo, foi feita a primeira modelagem das séries com o auxílio do pacote computacional. A série foi carregada no software, onde foram destacados todos os valores localizados fora do intervalo de confiança de 80%. Em seguida, com essas observações localizadas, as mesmas foram discutidas com o gerente da área com a finalidade de se identificar situações pontuais que possam ter ocasionado tal faturamento atípico. Identificadas essas causas, esses dados espúrios foram retirados da

série e substituídos por suas respectivas previsões com a finalidade de se tentar obter um melhor ajuste da série aos dados.

Sempre que considerados valores de ocorrência esporádica e sem um padrão pré-estabelecido, observações atípicas associadas a causas especiais podem ser removidas da série. Quando este não for o caso, todavia, corre-se o risco de se reduzir artificialmente a variabilidade da série gerando, como consequência, previsões pouco realistas.

Após essa etapa, partiu-se para plotagem dos dados resultantes com a finalidade de se tentar identificar quais serão os principais modelos que deverão ser investigados no decorrer do trabalho. Carregando esses dados no Forecast Pro, obteve-se a seguinte configuração:

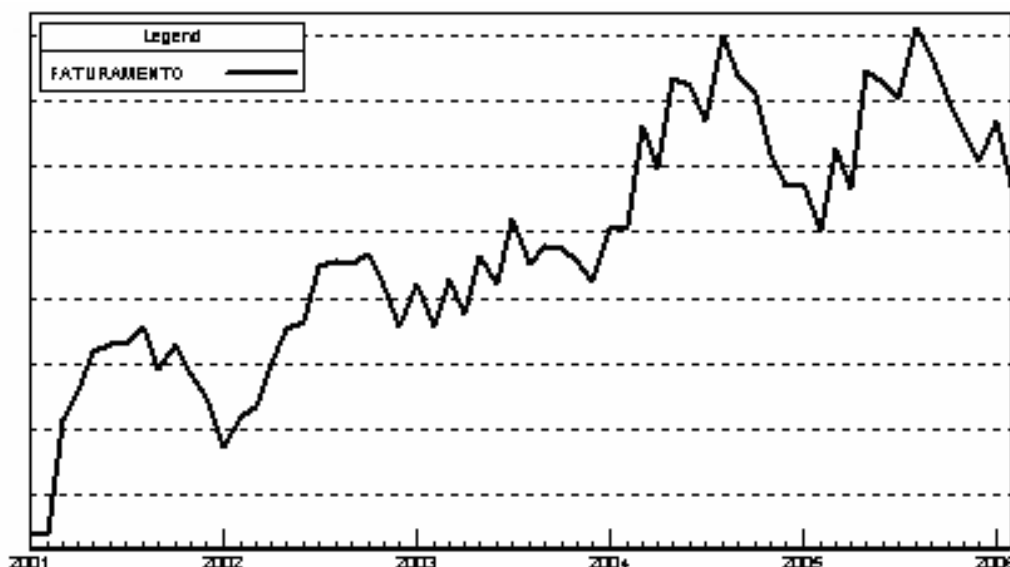


Figura 5

Através da análise visual da série temporal, percebe-se que ela possui, além da componente de tendência, a componente de sazonalidade. Pode-se afirmar isso uma vez que é possível identificar uma tendência de crescimento além de ciclos de variação que se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo, apresentando picos nos meses de julho a setembro de cada ano. Assim sendo, com base na bibliografia apresentada anteriormente, pode-se afirmar que os modelos que melhor se ajustariam a esses dados são os sazonais de Winters: Multiplicativo e Aditivo.

Mas como saber qual deles teria maior capacidade de explicação do futuro? Através de uma análise cuidadosa dessa plotagem é possível identificar também que, com o passar do tempo, a amplitude da variação sazonal permanece num patamar praticamente constante. Esse seria um indício de que o método aditivo nos forneceria previsões mais acuradas.

Sendo assim, partiu-se, então, para uma investigação dessa série através dos dois métodos discutidos anteriormente para comprovar qual deles melhor se adaptará aos dados, conseguindo uma previsão mais explicativa e acurada.

4.3 – Aplicação do Modelo Sazonal Multiplicativo de Winters

Com o intuito de verificar o comportamento do modelo em relação à série, a mesma foi processada pelo pacote computacional e foram obtidos os seguintes resultados:

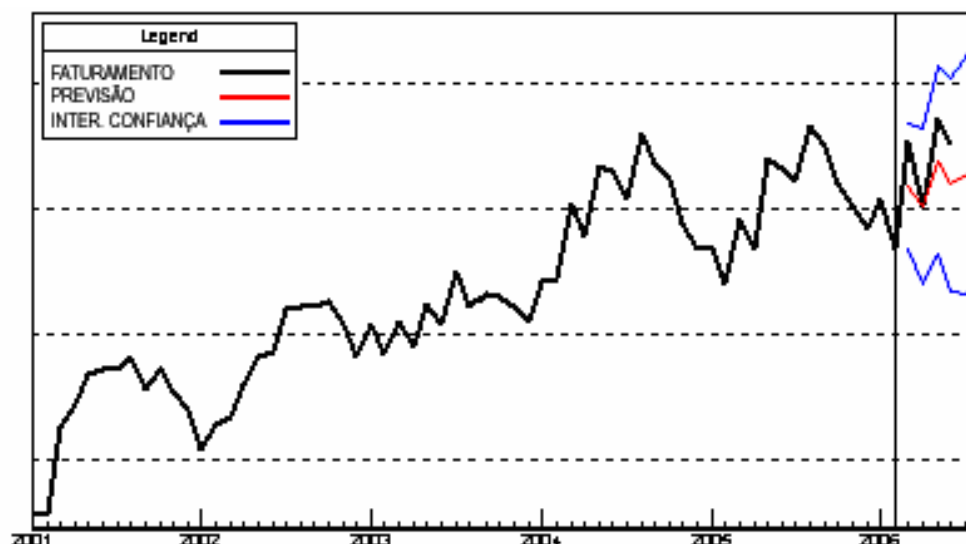


Figura 6

Estadística	Valor
R^2	0,9064
MAPE	0,08772
MAD	925,9

Tabela 3

Observando o gráfico é possível perceber, de preto, as observações reais do faturamento total dos parceiros já retirados os valores atípicos. A linha vertical localizada em fevereiro de 2006 divide as observações utilizadas para gerar a previsão das que foram encontradas depois do modelo já ter sido utilizado. A linha vermelha representa a previsão gerada pelo modelo e as azuis o intervalo de confiança para a confiabilidade de 95%.

Tendo isso em mente pode-se, agora, partir para uma análise das estatísticas geradas pelo software. Estudando R^2 , que representa a medida de ajuste global do modelo à série, é possível afirmar que o mesmo se ajustou de maneira satisfatória aos dados visto que seu valor está bem próximo da unidade. Esse resultado indica que, com a utilização desse método, consegue-se explicar 90,64% da variabilidade das observações.

As estatísticas de erro MAPE e MAD obtidas também tiveram valores aceitáveis, o que faz com que o modelo se torne atraente para a empresa. Estas estatísticas foram calculadas através das observações reais obtidas antes de fevereiro de 2006 e o valor ajustado pelo modelo dessas observações. Segundo elas, o modelo apresentou um erro médio absoluto (MAD) de 925,9 toneladas de aço, o que equivale a um erro percentual de 8,77% (MAPE). Assim, é esperado que o erro médio da previsão no horizonte que se está trabalhando flutue em torno desses valores.

Uma análise interessante, então, consiste em calcular como estão efetivamente se comportando essas estatísticas de erro uma vez que já se tem o valor real do faturamento de quatro dos seis meses do horizonte de previsão. A tabela abaixo apresenta esses valores:

Mês	MAD	MAD cumulativo	MAPE	MAPE cumulativo
mar/06	1233,953	1233,953	0,072	0,072
abr/06	523,397	929,429	0,03	0,054
mai/06	911,966	925,548	0,049	0,053
jun/06	1682,196	1001,213	0,095	0,057

Tabela 4

Observando os dados acima se percebe que, quando analisado o MAPE, o modelo está se comportando melhor do que o estimado. Até junho de 2006, ele está apresentando um erro médio percentual acumulado de 5,7% contra a estimativa de que ele apresentaria 8,77% de erro.

4.4 – Aplicação do Modelo Sazonal Aditivo de Winters

Será apresentado agora o resultado obtido com a aplicação do modelo aditivo de Winters à série histórica para uma posterior comparação com o método multiplicativo:

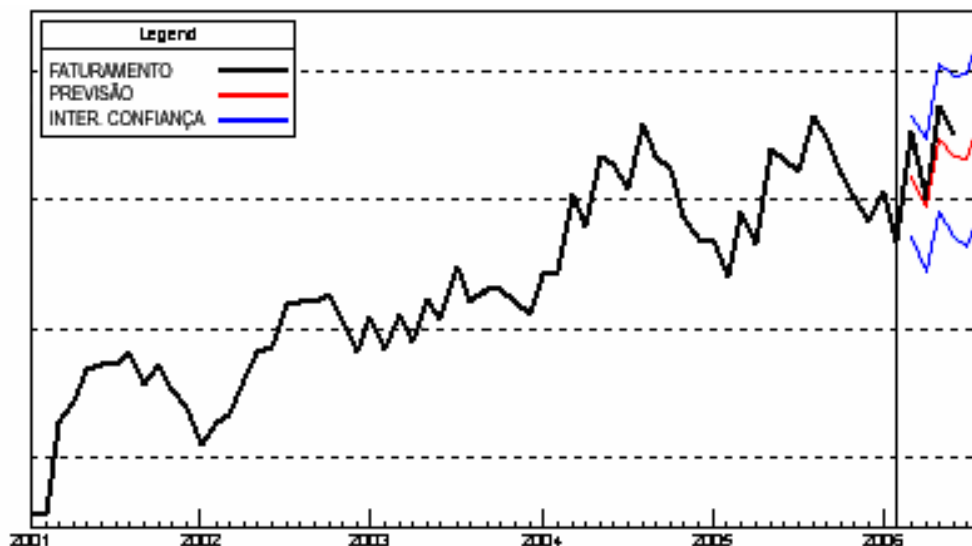


Figura 7

Estatística	Valor
R^2	0,9158
MAPE	0,08006
MAD	836,0

Tabela 5

Analisando as estatísticas retornadas pelo software, percebe-se que esse modelo se ajustou melhor à realidade do que o método investigado anteriormente. É possível afirmar isso uma vez que ele obteve um grau de explicação da variabilidade da série histórica (R^2) maior do que o encontrado no modelo multiplicativo. A variabilidade teve 91,58% de seu valor explicado nesse segundo estudo contra os 90,64% encontrados no primeiro.

Além disso, quando se analisam os erros, percebe-se também uma melhora na precisão das previsões já que o modelo aditivo teve MAPE e MAD menores que o multiplicativo.

Realizando a análise *out-of-sample*, ou seja, a análise do desempenho efetivo do modelo com os dados reais obtidos nos meses de março a junho de 2006 percebe-se que, assim como na investigação anterior, o modelo vem apresentando erros menores que os estimados:

Mês	MAD	MAD cumulativo	MAPE	MAPE cumulativo
mar/06	790,872	790,872	0,046	0,046
abr/06	246,362	557,510	0,015	0,033
mai/06	706,998	590,730	0,038	0,034
jun/06	970,809	628,738	0,055	0,036

Tabela 6

Tanto o MAPE quanto o MAD acumulados estão menores que as estimativas do modelo para a previsão. Além disso, quando comparados às estatísticas do modelo multiplicativo, verifica-se também um ganho de precisão ao utilizar esse segundo método.

Capítulo V

CONCLUSÃO

Esse trabalho teve como principal finalidade a tentativa de encontrar um método de previsão que atenda à Belgo em sua necessidade de antecipar em seis meses a demanda total de seus parceiros Belgo Pronto. Para atingir tal objetivo, foi necessária uma pesquisa bibliográfica sobre métodos de fácil aplicabilidade que suprissem com qualidade os anseios da empresa.

Esse levantamento permitiu, então, que fossem discutidos os métodos qualitativos e, mais profundamente, os quantitativos. Foi realizada também uma breve pesquisa a respeito das medidas de acurácia que foram guias para a comparação e validação dos modelos durante o trabalho.

Posteriormente, partiu-se para a aplicação dos modelos que foram julgados mais importantes para a análise: Método Sazonal Multiplicativo de Winters e Método Sazonal Aditivo de Winters.

Segue abaixo uma tabela comparativa dos resultados obtidos pelos mesmos:

	estatísticas do modelo			desempenho efetivo	
	R ²	MAD	MAPE	MAD cumulativo	MAPE cumulativo
Modelo Multiplicativo	0,9064	925,9	0,08772	1001,213	0,057
Modelo Aditivo	0,9158	836	0,08006	628,738	0,036

Tabela 7

Percebeu-se, então, que o modelo sazonal aditivo de Winters se ajustou melhor à série temporal conseguindo um maior grau de explicação e previsões mais acuradas.

BIBLIOGRAFIA

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

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

ARMSTRONG, J. *Strategic Planning and Forecasting Fundamentals*. In: ALBERT, K. *The Strategic Management Handbook*. New York: MacGraw Hill, 1983.

BLATTBERG, R. C.; HOCH, S. J. *Database Models and Managerial Intuition: 50% Model + 50% Manager*. Management Science. v. 36, n. 8, p. 887-899, 1990.

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

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

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

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

GOODWIN, P.; WRIGHT, G. *Improving Judgmental Time Series Forecasting: A Review of the Guidance Provided Research*. International Journal of Forecasting. v. 9, n. 2, p. 147-161, 1993.

KAHN, K. B. *Benchmarking Sales Forecasting Performance Measures*. The journal of Business Forecasting Methods & Systems, v.17, n.4, p.19-23, winter 1998/1999.

KOEHLER, A. B.; SNYDER, R. D.; ORD, J. K. *Forecasting Models and Prediction Intervals for the Multiplicative Holt-Winters Method*. International Journal of Forecasting, v.17, n.2, p.269-286, apr./jun. 2001.

LEMOS, F. O., 2006, *Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda*. Tese de M.Sc., UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil.

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

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

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

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

MONTGOMERY, D.; JOHNSON, L.; GARDINER, J. *Forecasting and Time Series Analysis*. New York: McGraw-Hill, 1990.

NCSS STATISTICAL SOFTWARE. *Ncss 6.0 Data*. Kaysville, UT, 1996. 6 disquetes 3½ HD.

PELLEGRINI, F. R., 2000, *Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda*. Tese de M.Sc., UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil.

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

TEIXEIRA, J. A. J., 2004, *Metodologia para implementação de um sistema de gestão de estoques baseado em previsão de demanda*. Tese de M.Sc., UFRGS, Porto Alegre, RS, Brasil.