

**FUNDAÇÃO INSTITUTO CAPIXABA DE PESQUISAS EM
CONTABILIDADE, ECONOMIA E FINANÇAS – FUCAPE**

SÉRGIO PADILHA JÚNIOR

**Metodologia para a identificação de modelos de séries temporais
na previsão da demanda de sobressalentes**

VITÓRIA

2008

SÉRGIO PADILHA JÚNIOR

**Metodologia para a identificação de modelos de séries temporais
na previsão da demanda de sobressalentes**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis – nível Profissionalizante.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Sanches Pagliarussi

VITÓRIA

2008

AGRADECIMENTOS

A toda minha família, pela família que foi nos momentos de que mais precisei.

Ao Professor Dr. Marcelo Sanches Pagliarussi, pela confiança que depositou em mim e por todo o rigor e a competência demonstrados na minha orientação.

Aos colegas da FUCAPE, pelo convívio e amizade, em especial aos companheiros Alcides Oliveira, Heloisa Benezath e Michelini Camuzzi.

À empresa Aracruz Celulose S.A., em especial aos senhores Paulo Roberto Pereira Medeiros, Rubens Bastos Gouvea e Angelo Tulli, pela contribuição dos dados para o trabalho e por todo apoio, incentivo e encorajamento para encarar as duras jornadas de trabalho e estudo sem deixar a peteca cair.

À música. Um hobby que me acompanhou nos intervalos dos estudos, proporcionando a um tempo o necessário relaxamento e o “ritmo” às minhas atividades.

“Prediction is very difficult, especially
if it’s about the future.
(Nils Bohr)

RESUMO

Este trabalho investigou os modelos exponenciais para previsão da demanda de estoque, além de propor uma metodologia para identificação *ex ante* do melhor modelo de previsão. Com base num estudo de caso de uma empresa do setor industrial, foi selecionada uma amostra do consumo de dezesseis materiais sobressalentes ao longo de cinco anos os quais possuem dominância em termos de valor de consumo anual em relação aos demais materiais de estoque da empresa. Cada material foi submetido a simulações dos modelos de previsão, e seus resultados foram traduzidos em erros de previsão. Os menores erros formaram a base de julgamento para identificação do melhor modelo para cada material. A metodologia foi capaz de identificar *ex ante* o melhor modelo de previsão dentre os modelos com menor erro de previsão para nove materiais, sendo a aleatoriedade dos dados uma possível explicação para o não atendimento da metodologia para todos os materiais submetidos ao estudo. A tentativa de conhecer antecipadamente a demanda de materiais propicia uma contribuição importante para o planejamento da produção e para a tomada de decisão numa organização, o que torna relevante esse campo de estudo, em relação não só à parte de investigação de modelos, como ainda à metodologia para identificá-los previamente.

ABSTRACT

This study had the objective to inquiry the exponential models for forecasting in inventory, and proposed *ex ante* procedure for identifying the best models. A sample of sixteen kind of materials demand in a period of five years, were used as the case study from an industry organization. This sample congregated parts that have representative annual costs than other materials. Each material was submitted to models simulations and its results were expressed in forecast error, which the smaller error were the judgment base to identify the best model for each material. The procedure was able to identify *ex ante* the best model among the models with the smaller errors for nine materials, and the randomness in such series could be a possible explanation for the procedure did not catch all the materials which have been studied. The trial to know earlier the material demand provide an important contribution for the production planning and decision process in a organization, which become an important research area for the forecast models investigations and a procedure to select *ex ante* the best model, as well.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	7
2	REFERENCIAL TEÓRICO	10
2.1	PREVISÃO DA DEMANDA	10
2.2	MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS	11
2.3	MODELOS DE SUAVIZAÇÃO EXPONENCIAL.....	14
2.4	MODELO DE CROSTON PARA DEMANDAS INTERMITENTES.....	19
3	METODOLOGIA	21
3.1	PRINCÍPIO ABC DE MATERIAIS.....	21
3.2	PERFIL DE PREVISÃO.....	21
3.3	ERRO DE PREVISÃO	23
3.4	METODOLOGIA GERAL PROPOSTA NO TRABALHO.....	24
4	ANÁLISE DOS DADOS	27
4.1	SELEÇÃO DOS MATERIAIS A SEREM ESTUDADOS	27
4.2	ANÁLISE DO PERFIL DE PREVISÃO	28
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	33
6	CONCLUSÕES.....	36
	REFERÊNCIAS.....	38
	APÊNDICE A – CONSUMOS MENSAIS POR MATERIAL	41
	APÊNDICE B – GRÁFICOS DO CONSUMO MENSAL POR MATERIAL.....	42

1 INTRODUÇÃO

O presente trabalho investiga os modelos exponenciais de previsão da demanda, aplicando-os em materiais de consumo de uma indústria, além de propor uma metodologia para identificação do melhor modelo de previsão, dado o comportamento histórico do consumo real em determinado período de tempo.

A expressão “previsão da demanda” sugere o conhecimento antecipado da demanda, uma suposição ou prognóstico de seu valor futuro, antes que ele ocorra, podendo-se deduzir que o melhor modelo de previsão da demanda será aquele em que o valor da previsão mais se aproxima do valor real, definido neste trabalho como erro de previsão.

Os estudos de Mentzer e Kahn (1995) apontam a suavização exponencial como o modelo de previsão mais indicado nos dimensionamentos de materiais de indústrias com faturamento entre 1 a 10 bilhões de dólares anuais, segundo os níveis de familiarização, satisfação e nível de utilização, nas empresas investigadas.

Diversos estudos empíricos têm sido feitos por meio de modelos exponenciais para previsão da demanda de materiais de estoque de vários tipos, tais como: peças de veículos, produtos químicos, equipamentos de reparo, produtos alimentícios, peças industriais, militares e agrícolas (GARDNER, 1990; FAIRFIELD e KINGSMAN, 1993; WILLEMAIN et al., 1994; SANI e KINGSMAN, 1997; STRIJBOSSCH et al., 2000; GARDNER e DIAZ-SAIZ, 2002; SNYDER, 2002; GARCIA-FLORES et al., 2003; EAVES e KINGSMAN, 2004; WILLEMAIN; SMART; SCHWARZ, 2004; SYNTETOS e BOYLAN, 2005; SYNTETOS et al., 2005).

Dado que o modelo exponencial de previsão possui variantes em seus procedimentos matemáticos em função da possibilidade da existência de tendência e/ou sazonalidade, não é claro nesses estudos o critério de seleção dos modelos exponenciais utilizados. A exceção se refere ao modelo de previsão de Croston, o qual tem sido sugerido como o mais indicado quando se tem uma demanda intermitente, ou seja, quando ocorre valores zero em alguns períodos (CROSTON, 1972; GARDNER, 2006).

Muitos pesquisadores têm evitado o problema de seleção do método de suavização exponencial e não há ainda nenhuma evidência de que a seleção individual aumente a acurácia da previsão sobre a seleção agregada (GARDNER, 2006).

Para Brockwell e Davis (1996), a decisão sobre a escolha do melhor algoritmo exponencial é solucionada pela competição entre os diversos modelos e então pela comparação dos seus respectivos erros de previsão. Os mesmos autores advogam ainda que é extremamente difícil desenvolver uma estrutura teórica geral sobre os méritos das várias técnicas exponenciais.

Este trabalho difere dos estudos desenvolvidos anteriormente por, oferecer, como acréscimo, uma metodologia para identificação ex-ante do modelo exponencial mais apropriado em função de variantes de tendência e sazonalidade, ou seja, uma metodologia capaz de pressupor que certo modelo fornecerá o menor erro de previsão após sua aplicação. Desta forma, o presente trabalho fornece uma importante contribuição nesse campo de estudo, resultando em reduções de esforços de simulações entre os modelos.

O dimensionamento dos recursos de uma empresa requer o constante conhecimento da demanda dos seus materiais, e estimativas futuras dessa demanda propiciam uma contribuição importante para o planejamento da produção. Quando o gerenciamento de um sistema de estoque envolve o controle de milhares de itens, situação muito comum em grandes indústrias, é fácil deduzir que o procedimento de previsão da demanda dos materiais pode se tornar custoso se não houver uma automatização do procedimento.

É possível inferir também que a falta de um procedimento eficiente para previsão da demanda do estoque pode levar a decisões diferentes e parciais entre as gerências de produção e financeira, em que a primeira tenderá a estimar uma demanda de material maior do que o necessário para evitar a sua falta, e a segunda, naturalmente, tenderá a assegurar o investimento eficiente dos recursos materiais. Pode-se deduzir que certas decisões para dimensionamento de estoque podem impactar muito além do valor simplesmente adquirido ou deixado de adquirir. Excesso de estoque pode traduzir em novos investimentos de armazenagem, e a sua falta, pode levar em prejuízos como interrupções de produção de toda a fábrica.

Seguindo essa linha de pensamento, torna-se necessário responder à seguinte questão: dado o consumo de estoque de uma determinada indústria, qual o melhor modelo de previsão de estoque que minimiza o erro de previsão, ou seja, que modelo melhor se aproxima da necessidade real? Outra questão importante consiste em saber se o melhor modelo obtido é o mesmo utilizado pela empresa estudada. Finalmente, a investigação do melhor modelo exponencial de previsão, dentre um conjunto de modelos, remete ao desafio de desenvolvimento de uma metodologia capaz de identificar *ex ante* o melhor modelo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A base teórica para o desenvolvimento deste trabalho requer primeiramente um conceito para previsão da demanda sob a ótica da administração de materiais. Na sequência, são discutidos os modelos de previsão e, em seguida, empreendido um aprofundamento específico acerca dos modelos exponenciais, incluindo o modelo de Croston, desenvolvido especificamente para aplicação em demandas intermitentes, bem como examinados os estudos empíricos publicados sobre esses modelos.

2.1 PREVISÃO DA DEMANDA

A expressão “previsão da demanda” sugere o conhecimento antecipado da demanda, uma suposição ou prognóstico de seu valor futuro, antes que ele ocorra. Assumindo que uma previsão exata se configura impossível, deduz-se que a tentativa de conhecer antecipadamente a demanda fornece um suporte eficiente para a tomada de decisão numa organização.

A previsão da demanda representa um dado fundamental para o planejamento empresarial, permitindo dimensionar adequadamente os recursos necessários à empresa (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Os gerentes não podem planejar e controlar a capacidade produtiva sem uma estimativa da demanda, o que torna importante o entendimento quanto aos procedimentos para as previsões de demanda (SLACK; CHAMBERS; JOHNSTON, 2002).

Uma previsão pode ser feita de forma qualitativa ou quantitativa. O método qualitativo é subjetivo e baseia-se na intuição e nos julgamentos de peritos ou grupo de pessoas, sendo utilizado quando há pouca ou nenhuma disponibilidade de dados. O método quantitativo baseia-se na análise dos dados históricos, sendo utilizado, portanto, quando há disponibilidade de dados (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; LEVINE et al., 2005; MORETTIN e TOLOI, 2006).

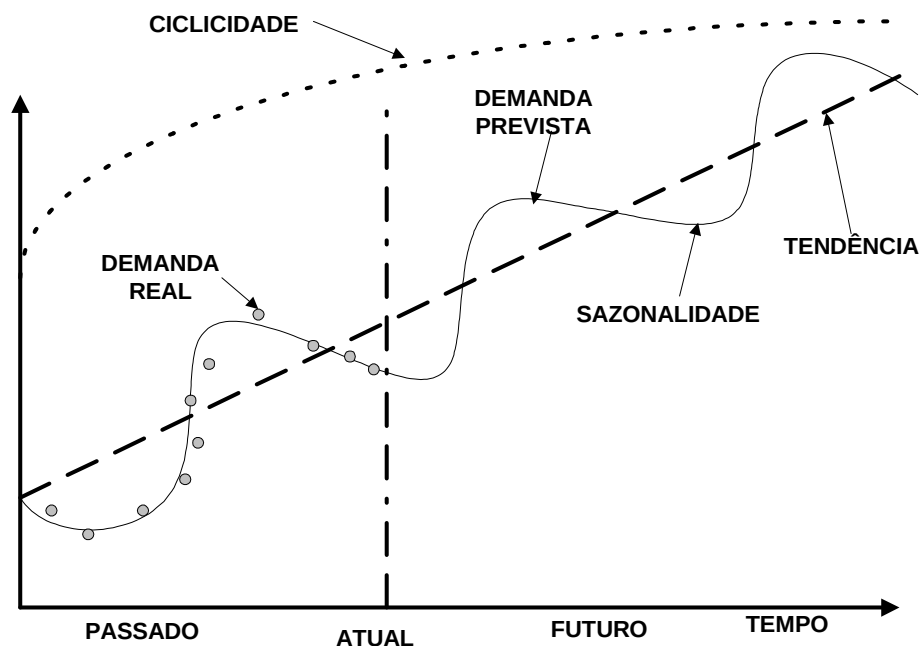
O método quantitativo de previsão pode ser analisado de duas formas. A primeira relaciona a variável demanda com outras variáveis por meio de causalidades, em geral previstas pela teoria econômica, por exemplo a demanda como uma função do preço e da renda. Neste caso, os modelos econométricos são elaborados para o cálculo da previsão da demanda. A segunda forma analisa apenas o histórico da variável demanda, sendo o seu comportamento passado utilizado para estimar o seu comportamento futuro, por meio de modelos de séries temporais (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; PINDYCK; RUBINFELD, 2004; LEVINE et al., 2005; MORETTIN e TOLOI, 2006).

2.2 MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS

Para Morettin e Toloi (2006, p. 1), "uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo", conceito similar de Monks (1987, p. 198), que define uma série temporal como "um grupo de observações de uma variável no tempo".

Monks (1987) conceitua ainda dois importantes componentes de uma série temporal, que são abordados neste trabalho: tendência e sazonalidade. A tendência

pode ser definida como a inclinação, positiva ou negativa, dos dados no tempo, e a sazonalidade como variações cíclicas e similares em períodos determinados. Na Figura 1, mostrada a seguir, é apresentado um exemplo de uma série temporal com a identificação de tendência e sazonalidade.



Fonte: Adaptado de Davis, Aquilano e Chase (2001, p. 215)

Figura 1: Exemplo de uma série temporal

Os modelos de previsão de séries temporais podem ser entendidos como procedimentos para projeção futura de um dado, por meio do seu próprio comportamento passado (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; PINDYCK; RUBINFELD, 2004; LEVINE *et al.*, 2005).

Um dos interesses no estudo de séries temporais é a construção de modelos matemáticos para previsões, aplicados nas mais diversas áreas de interesse, dentre elas a direcionada à previsão da demanda de um determinado material destinado à venda ou à utilização no processo produtivo. Tais modelos matemáticos podem ser simples ou complexos, mas com os mesmos objetivos: produzir previsões precisas

de valores futuros das séries temporais (McCLAVE, BENSON e SINCICH, 1998), com base na hipótese de que os valores futuros podem ser estimados pelo comportamento dos valores passados. Desta forma os modelos de séries temporais não consideram variáveis causais propostas por teorias.

Uma síntese expositiva dos modelos de previsão mais utilizados, obtidos por meio de séries temporais, pode ser encontrada em Monks (1987), conforme apresentado no Quadro 1:

Quadro 1: Resumo dos métodos de previsão

Séries de tempo – QUANTITATIVA	
Método	Descrição
Ingênuo	Usa a regra simples de que a previsão iguala o último valor ou o último acréscido de um fator de correção.
Média móvel	A previsão é a média dos n períodos mais recentes.
Projeção de tendência	A previsão é linear, exponencial, ou outra projeção de tendência passada.
Decomposição	A série de tempo é dividida em componentes de tendência, periódicos, cíclicos e aleatórios.
Ajuste exponencial	A previsão é uma média móvel ponderada exponencialmente, na qual os dados mais recentes têm maior peso.
Box-Jenkins	Um modelo de regressão de série de tempo é proposto, testado estatisticamente, modificado e novamente testado até ficar satisfatório.

Fonte: Monks (1987, p. 197)

Este trabalho desenvolve uma revisão dos métodos de previsão de suavização exponencial, que é o procedimento mais indicado quando se requer previsões para sistemas de estoque com milhares de itens, comuns em grandes indústrias, dada a sua facilidade de automação e baixo custo (HANKE; REITSCH, 1998; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A indicação do modelo de suavização exponencial também é ressaltada na obra de Mentzer e Kahn (1995), que investigaram diversos modelos quantitativos (11 modelos) e qualitativos (4 modelos) de previsão. Os resultados apontaram que profissionais e executivos de *forecasting* são mais familiarizados, estão mais

satisfeitos e aplicam mais a técnica de suavização exponencial, dentre as demais técnicas pesquisadas.

2.3 MODELOS DE SUAVIZAÇÃO EXPONENCIAL

O modelo de suavização exponencial surgiu originalmente para fins militares, em 1944, nos trabalhos de Robert G. Brown, analista de pesquisa operacional da marinha americana, durante a Segunda Guerra Mundial.

Na década de 50, Brown adaptou esse modelo para previsão das demandas de sobressalentes nos sistemas de controle de estoque, e, em 1956, apresentou seu trabalho sobre suavização exponencial de demandas de estoque na *Operations Research Society of America*, que serviu de base para suas obras publicadas posteriormente a respeito desse campo de estudo (GARDNER, 2006).

Na década de 50, Charles C. Holt desenvolveu métodos de suavização exponencial similares ao de Brown, que foram testados empiricamente por Winters (1960), sendo conhecidos como métodos de previsão de Holt-Winters (GARDNER, 2006).

Tomando-se como base a obra de Gardner (2006), que apresenta uma revisão dos métodos de suavização exponencial, é possível extrair os estudos iniciais, conforme Quadro 2, que formam a base teórica do método utilizado na literatura até os dias de hoje.

Quadro 2: Cronologia dos estudos iniciais do método de suavização exponencial

Autor	Estudo	Obra
Robert G. Brown, 1944	Criou um sistema de rastreamento de submarinos para o comando de tiro dos navios torpedeiros da marinha americana na Segunda Guerra Mundial, que consistia num modelo de suavização	Não publicada.

	exponencial simples.	
Robert G. Brown, década de 50.	Estendeu o modelo exponencial agregando tendência e sazonalidade, aplicando-o na previsão da demanda de estoque da marinha americana.	Não publicada.
Robert G. Brown, 1956	Apresentou seus trabalhos sobre os modelos exponenciais de previsão de estoques na conferência da Sociedade de Pesquisas Operacionais da América.	Brown, R. G. Exponential Smoothing for Predicting Demand, Paper presented to the 10th National Meeting of ORSA, San Francisco, 1956.
Charles C. Holt, 1957	Desenvolveu, independentemente de Brown, um método exponencial similar.	Holt, C. C. Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages, ONR Memorandum, v. 52, Carnegie Institute of Technology: Pittsburgh, 1957.
Robert G. Brown, 1959	Lançou seu primeiro livro sobre previsão para controle de estoque, baseado nos seus trabalhos apresentados em 1956.	Brown, R. G. Statistic Forecasting for Inventory Control. McGraw-Hill: New York, 1959.
P. R. Winters, 1960.	Publicou um artigo em que testa empiricamente os modelos de Holt, tornando-os conhecidos como os modelos de previsão de Holt-Winters.	Winters, P. R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. Management Science, v. 6, p. 324-342, 1960.
Robert G. Brown, 1963	Lançou seu segundo livro, em que desenvolve uma metodologia geral para o método de suavização exponencial.	Brown, R. G. Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time Series. Prentice Hall: New Jersey, 1963.

Fonte: adaptado de Gardner (2006)

Conforme Hanke e Reitsch (1998), a suavização exponencial é um procedimento que estima continuamente a previsão à luz da observação mais recente, ou seja, esse procedimento considera que as observações mais recentes são os melhores previsores para os valores futuros. O procedimento básico de previsão pela suavização exponencial é dado pela seguinte equação (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998):

$$(\text{Previsão em } t+1) = (\text{Previsão em } t) + \alpha(\text{erro de previsão em } t) \quad (1)$$

Pela equação (1), pode-se interpretar que a previsão para o próximo período é igual à previsão do período anterior mais um ajuste no erro de previsão, dado pela diferença entre o valor observado e o valor previsto no período anterior. O ajuste é uma constante α entre 0 e 1. Como pode ser deduzido pela equação (1), quanto mais próximo de 1 for o valor de α , maior será o ajuste do erro de previsão

que será agregado para a previsão do próximo período, e quanto mais próximo de 0 for o valor de α , menor será esse ajuste.

Para utilização do método, dois problemas precisam ser resolvidos. O primeiro diz respeito ao valor da previsão inicial, que não é conhecido. Para inicialização do método pode-se assumir que a previsão inicial seja igual ao valor observado, ou pode-se utilizar a média dos primeiros valores observados como sendo o valor da previsão inicial. O segundo envolve a definição do valor ótimo de α , que pode ser obtido por simulações ou softwares específicos de forma que sua escolha minimize o erro de previsão (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Conforme a obra de Gardner (2006), a Tabela 1 apresenta as variações das equações dos modelos exponenciais de Brown (1959, 1963), Holt (1957) e Winters (1960), contemplando os efeitos de tendência e sazonalidade. A notação é apresentada na Tabela 2. A equação (1) é o modelo básico e pode ser identificado na Tabela 1 com a notação N-N, o que significa que o modelo não possui tendência nem sazonalidade na série de dados. Quando há indícios da presença de tendência e/ou sazonalidade, o modelo básico N-N sofre variações para incluir os efeitos desse comportamento.

Cada equação pode ser mais bem compreendida pela análise gráfica do perfil de previsão da Figura 2, que apresenta o comportamento da série temporal dos dados, no qual uma tendência aditiva pode ser interpretada como uma variação linear, e a multiplicativa como uma variação não-linear. Ao longo do tempo, e em ambos os casos, pode haver um amortecimento da reta em determinado período, o qual foi designado como tendência aditiva ou multiplicativa suavizada.

No caso da sazonalidade, o comportamento pode ser aditivo, em que a variação cíclica é constante, ou multiplicativo, em que a variação cíclica não é constante. Finalmente, tem-se a possibilidade da presença de ambos os comportamentos, tendência e sazonalidade, cada qual com seu perfil, o que dá origem, por exemplo, a uma série com tendência aditiva e sazonalidade multiplicativa.

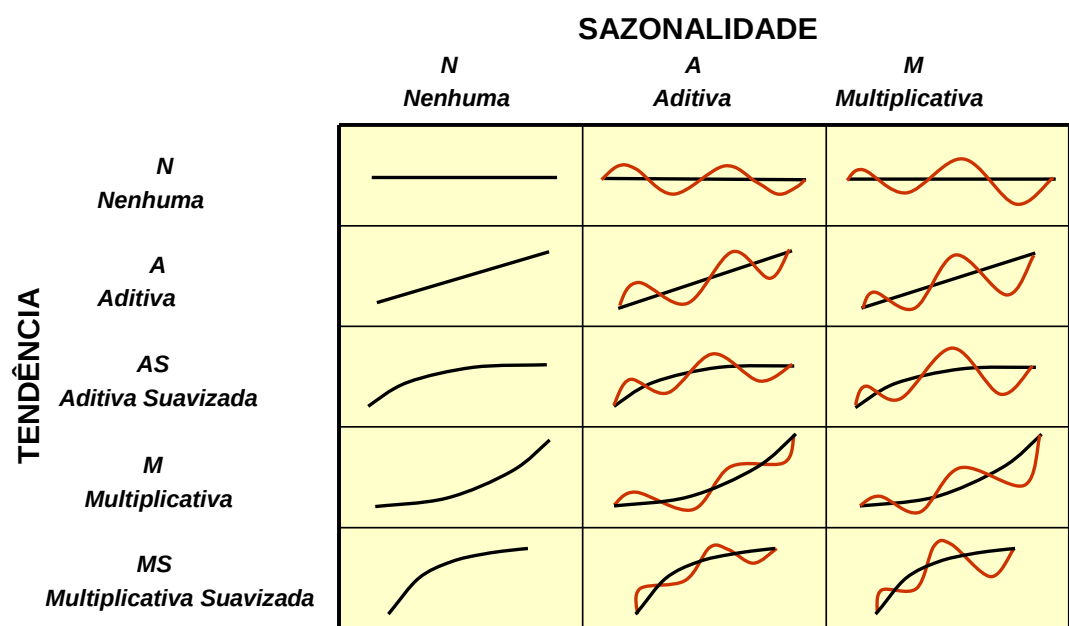


Figura 2: Perfil de previsão

Fonte: Adaptado de Pegels (1969) e Gardner (2006)

Tabela 1: Equações do modelo de suavização exponencial

Tendência	Sazonalidade		
	N Nenhuma	A Aditiva	M Multiplicativa
N Nenhuma	$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) S_{t-1}$ $\hat{X}_t(m) = S_t$	$S_t = \alpha (X_t - I_{t-p}) + (1 - \alpha) S_{t-1}$ $I_t = \delta (X_t - S_t) + (1 - \delta) I_{t-p}$ $\hat{X}_t(m) = S_t + I_{t-p+m}$	$S_t = \alpha (X_t / I_{t-p}) + (1 - \alpha) S_{t-1}$ $I_t = \delta (X_t / S_t) + (1 - \delta) I_{t-p}$ $\hat{X}_t(m) = S_t I_{t-p+m}$
A Aditiva	$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) (S_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = \gamma (S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma) T_{t-1}$ $\hat{X}_t(m) = S_t + m T_t$	$S_t = \alpha (X_t - I_{t-p}) + (1 - \alpha) (S_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = \gamma (S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma) T_{t-1}$ $I_t = \delta (X_t - S_t) + (1 - \delta) I_{t-p}$ $\hat{X}_t(m) = S_t + m T_t + I_{t-p+m}$	$S_t = \alpha (X_t / I_{t-p}) + (1 - \alpha) (S_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = \gamma (S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma) T_{t-1}$ $I_t = \delta (X_t / S_t) + (1 - \delta) I_{t-p}$ $\hat{X}_t(m) = (S_t + m T_t) I_{t-p+m}$
AS Aditiva Suavizada	$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) (S_{t-1} + \phi T_{t-1})$ $T_t = \gamma (S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma) \phi T_{t-1}$ $\hat{X}_t(m) = S_t + \sum_{i=1}^m \phi^i T_t$	$S_t = \alpha (X_t - I_{t-p}) + (1 - \alpha) (S_{t-1} + \phi T_{t-1})$ $T_t = \gamma (S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma) \phi T_{t-1}$ $I_t = \delta (X_t - S_t) + (1 - \delta) I_{t-p}$ $\hat{X}_t(m) = S_t + \sum_{i=1}^m \phi^i T_t + I_{t-p+m}$	$S_t = \alpha (X_t / I_{t-p}) + (1 - \alpha) (S_{t-1} + \phi T_{t-1})$ $T_t = \gamma (S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma) \phi T_{t-1}$ $I_t = \delta (X_t / S_t) + (1 - \delta) I_{t-p}$ $\hat{X}_t(m) = \left(S_t + \sum_{i=1}^m \phi^i T_t \right) I_{t-p+m}$

M Multiplicativa	$S_t = \alpha X_t + (1-\alpha)(S_{t-1} + R_{t-1})$ $R_t = \gamma(S_t / S_{t-1}) + (1-\gamma)R_{t-1}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^m$	$S_t = \alpha(X_t - I_{t-p}) + (1-\alpha)S_{t-1}R_{t-1}$ $R_t = \gamma(S_t / S_{t-1}) + (1-\gamma)R_{t-1}$ $I_t = \delta(X_t - S_t) + (1-\delta)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^m + I_{t-p+m}$	$S_t = \alpha(X_t / I_{t-p}) + (1-\alpha)S_{t-1}R_{t-1}$ $R_t = \gamma(S_t / S_{t-1}) + (1-\gamma)R_{t-1}$ $I_t = \delta(X_t / S_t) + (1-\delta)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = (S_t R_t^m) I_{t-p+m}$
MS Multiplicativa Suavizada	$S_t = \alpha X_t + (1-\alpha)(S_{t-1} R_{t-1}^\phi)$ $R_t = \gamma(S_t / S_{t-1}) + (1-\gamma)R_{t-1}^\phi$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^{\sum_{i=1}^m \phi^i}$	$S_t = \alpha(X_t - I_{t-p}) + (1-\alpha)(S_{t-1} R_{t-1}^\phi)$ $R_t = \gamma(S_t / S_{t-1}) + (1-\gamma)R_{t-1}^\phi$ $I_t = \delta(X_t - S_t) + (1-\delta)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^{\sum_{i=1}^m \phi^i} + I_{t-p+m}$	$S_t = \alpha(X_t / I_{t-p}) + (1-\alpha)(S_{t-1} R_{t-1}^\phi)$ $R_t = \gamma(S_t / S_{t-1}) + (1-\gamma)R_{t-1}^\phi$ $I_t = \delta(X_t - S_t) + (1-\delta)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = (S_t R_t^{\sum_{i=1}^m \phi^i}) I_{t-p+m}$

Fonte: Gardner (2006, p. 640)

Tabela 2: Notação das equações de suavização exponencial

α	Coeficiente de suavização do nível da série
γ	Coeficiente de suavização da tendência
δ	Coeficiente de suavização do índice sazonal
ϕ	Coeficiente autoregressivo ou de suavização
S_t	Nível suavizado da série, computado após X_t é observado. É o valor esperado ao final do período t ou o valor esperado para t+1
T_t	Tendência aditiva suavizada ao final do período t
R_t	Tendência multiplicativa suavizada ao final do período t
I_t	Índice sazonal suavizado ao final do período t. Pode ser aditivo ou multiplicativo
X_t	Valor observado da série no período t
m	Número de períodos da previsão
p	Número de períodos do ciclo sazonal
$\hat{X}_t^{(m)}$	Previsão para m períodos à frente da origem t
e_t	Erro de previsão de um período à frente, ou: $e_t = X_t - \hat{X}_{t-1}^{(1)}$

Fonte: Gardner (2006, p. 641)

Conforme pode ser observado em Gardner (2006), a maioria dos estudos empíricos apresentados no Quadro 3, que abordaram a previsão de materiais de estoque, adotou unicamente o modelo exponencial básico N-N, dentre os modelos da Tabela 1, ou seja, sem os efeitos de tendência e sazonalidade, com exceção da obra de Gardner (1990). Esse estudo aplicou 4 modelos de previsão para estoques da marinha americana, associando os resultados da previsão aos impactos nas decisões de investimentos dos estoques e de tempo de atendimento às requisições de materiais. Três dos modelos fazem parte da Tabela 1, N-N (sem tendência e sem sazonalidade), A-N (com tendência aditiva e sem sazonalidade) e AS-N (com tendência aditiva suavizada e sem sazonalidade). O quarto modelo aplicado foi o

“ingênuo” (ou *naive*), em que a previsão do período seguinte é estimada pelo valor observado do período atual. Neste trabalho, o modelo AS-N apresentou o melhor resultado dentre os quatro modelos investigados. Não foi encontrada na obra do autor uma justificativa da não simulação de outros modelos da Tabela 1.

Quadro 3: Estudos empíricos de modelos exponenciais de previsão de estoque

Dados	Método	Referência
Peças de veículos	N-N	Gardner e Diaz-Saiz (2002)
Peças de veículos	N-N , Croston	Snyder (2002)
Peças de veículos	N-N , Croston	Syntetos e Boylan (2005)
Peças de veículos	N-N , Croston	Syntetos et al. (2005)
Produtos químicos	N-N , Croston	Garcya-Flores et al. (2003)
Equipamentos de reparo	N-N , Croston	Strijbosch et al. (2000)
Produtos alimentícios	N-N	Fairfield e Kingsman (1993)
Peças industriais	N-N , Croston	Willemain et al. (1994); Willemain, Smart e Schwarz (2004)
Peças militares	N-N , Croston	Eaves e Kingsman (2004)
Peças da marinha U.S.	N-N, A-N, AS-N	Gardner (1990)
Peças de máquinas agrícolas	N-N , Croston	Sani e Kingsman (1997)

Fonte: adaptado de Gardner (2006)

2.4 MODELO DE CROSTON PARA DEMANDAS INTERMITENTES

O método de Croston (Croston, 1972) foi desenvolvido como uma variante do modelo exponencial N-N, para aplicação específica nos casos em que a demanda é intermitente, ou seja, em que a série temporal apresenta valores zero no consumo de alguns períodos. A previsão pelo método de Croston é dada pelas seguinte equações, e notação na Tabela 3.

$$E(Y_t) = Z_t / P_t \quad (2)$$

$$Z_t = \alpha D_t + (1 - \alpha) Z_{t-1} \quad (3)$$

$$P_t = \alpha Q_t + (1 - \alpha) P_{t-1} \quad (4)$$

Tabela 3: Notação das equações de Croston

$E(Y_t)$	Previsão da demanda
----------	---------------------

Z_t	Nível suavizado da série
P_t	Nível suavizado da série entre as transações “não-zero”
D_t	Valor “não-zero” observado da série no período t
Q_t	Intervalo de tempo entre as transações “não-zero”
α	Coeficiente de suavização do nível da série

Fonte: adaptado de Gardner (2006)

É possível deduzir pelas equações (2), (3) e (4), que, quando o intervalo entre as transações “não-zero” for igual a 1, ou seja, quando há ausência de demandas intermitentes, o nível alisado entre as transações “não-zero” será igual a 1, e o cálculo da previsão da demanda será igual ao cálculo do modelo exponencial N-N da Tabela 1.

Syntetos e Boylan (2005) demonstraram que o método de Croston é viesado, e propuseram uma nova versão, em que a equação (2) para previsão da demanda foi corrigida da seguinte forma:

$$E(Y_t) = \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) Z_t / P_t \quad (5)$$

Na obra de Syntetos e Boylan (2005), 4 métodos foram testados em 3.000 séries de dados com demandas intermitentes de uma indústria automotiva: (i) média móvel simples de 13 períodos, (ii) suavização exponencial simples (equação do quadrante N-N da Tabela (1), (iii) método de Croston e (iv) método de Croston corrigido pelos autores conforme equação (5). A comparação dos resultados indicou uma melhor performance do método de Croston corrigido, em relação aos demais métodos testados.

3 METODOLOGIA

No caso da empresa analisada, por ser de grande porte, existem milhares de materiais em estoque. Diante disso, torna-se necessário um critério para selecionar quais materiais serão investigados. Outro ponto importante, não encontrado nos estudos anteriores pesquisados, é a identificação *ex-ante* do modelo de previsão que se pressupõe ser o mais adequado em função do comportamento passado da demanda, e finalmente a definição do modelo de previsão mais adequado, ou seja, a mensuração da acurácia do modelo de previsão. Todos esses fatores remetem à proposição de uma metodologia abordada a seguir.

3.1 PRINCÍPIO ABC PARA MATERIAIS

A escolha do material a ser estudado é importante, uma vez que uma indústria de grande porte pode apresentar milhares de itens em estoque repetitivo, e testar modelos de previsão em todos eles é inviável num trabalho acadêmico (a organização estudada possui aproximadamente 22 mil itens diferentes em seu estoque). Logo, a escolha de quais materiais serão testados pode ser feita pela sua representatividade em termos de valor de consumo anual, em relação aos demais materiais do estoque, utilizando-se o princípio (ou classificação) ABC de Pareto, em que um pequeno número de itens freqüentemente possui dominância nos resultados em qualquer situação, sendo nesse caso considerados como itens “Classe A”. Os itens B e C seriam, respectivamente, aqueles com dominância decrescente e número de itens crescente.

3.2 PERFIL DE PREVISÃO

Para aplicar o método de previsão de suavização exponencial, é necessário investigar o “perfil de previsão” adequado em cada material estudado, uma vez que, de acordo com Pegels (1969) e Gardner (2006), há um procedimento matemático diferente em cada perfil, que pode então ser aplicado em 15 modelos matemáticos diferentes de suavização exponencial, conforme Figura 2.

Num caso hipotético, como, por exemplo, o de um dado material que tenha um histórico demonstrando não haver sazonalidade e tendência da demanda, espera-se que o modelo exponencial de previsão do quadrante N-N da Figura 2 seja mais apropriado, ou seja, que retorne o menor erro de previsão em relação aos demais modelos da Figura 2.

A visualização gráfica pode revelar se o comportamento da série apresenta algum tipo de sazonalidade ou tendência, mas uma outra forma de se verificar a tendência e a sazonalidade é o uso de testes de hipóteses estatísticos abordados por Morettin e Tolo (2006). O teste de seqüências Wald-Wolfowitz pode ser usado para verificar se há indícios de tendência, e o teste Kruskal-Wallis pode ser usado para verificar se há indícios de sazonalidade, porém ambos os testes não conseguem concluir o perfil da tendência e da sazonalidade, sendo tarefa de uma análise visual gráfica e, portanto, subjetiva.

Neste trabalho, a análise visual gráfica considerou a possibilidade de se plotar uma linha de tendência com o auxílio da ferramenta Excel, para inferir o perfil da tendência. Para identificar uma possível sazonalidade, a análise gráfica se concentrou em averiguar se há existência de picos de variação ocorrendo num mesmo período.

3.3 ERROS DE PREVISÃO

A diferença entre o valor real e o previsto, também chamado de erro da previsão ou resíduo, pode ser utilizado como uma mensuração da performance ou acurácia da previsão. Pode-se deduzir portanto que quanto menor for esta diferença melhor terá sido o modelo de previsão adotado. Para uma diferença igual a zero, de forma constante, podemos concluir que a previsão é perfeita, na qual todos os valores futuros previstos são exatamente iguais aos valores que realmente ocorrerão, situação que se configura impossível. Mas também não há nos estudos anteriores um número padrão ou ideal, como uma referência de erro para boas previsões. O menor erro obtido seria consequência do melhor modelo de previsão adotado, o que sugere a necessidade de se testarem vários modelos matemáticos, no conjunto de dados estudado, e avaliar a medida de erro de cada um, para se fazer um julgamento.

Gooijer e Hyndman (2006) apresentam uma revisão dos diversos tipos de erros de previsão, dentre os quais três deles são mais utilizados (HANKE; REITSCH, 1998; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998): Erro Quadrático Médio (EQM), Desvio Absoluto Médio (DAM) e Média Percentual do Erro Absoluto (MPEA). O melhor modelo de previsão de um dado material será aquele que apresentar o menor erro.

Seguindo a notação das Tabelas 1 e 2, pode-se representar a equação (6) do erro de previsão de um período à frente, e as demais equações (7), (8) e (9) dos erros de previsão.

$$e_t = (X_t - \hat{X}_{t-1}) \quad (6)$$

$$DAM = mean |e_t| \quad (7)$$

$$EQM = mean (e_t)^2 \quad (8)$$

$$MPEA = mean |100e_t / X_t| \quad (9)$$

Para este trabalho, a medida do erro de previsão a ser utilizada é a soma dos erros quadráticos, que é a medida de erro gerada pelo software utilizado. O procedimento de cálculo desta medida de erro pode ser representado por uma pequena alteração da equação (8), conforme apresentada na equação (10) a seguir, denominada neste trabalho de SEQ, Soma dos Erros Quadráticos. Como o objetivo desta medição é encontrar o modelo que resulta em menor erro em relação aos outros modelos, pode-se deduzir que a utilização do SEQ ao invés do EQM não altera os resultados de comparação.

$$SEQ = \sum (e_t)^2 \quad (10)$$

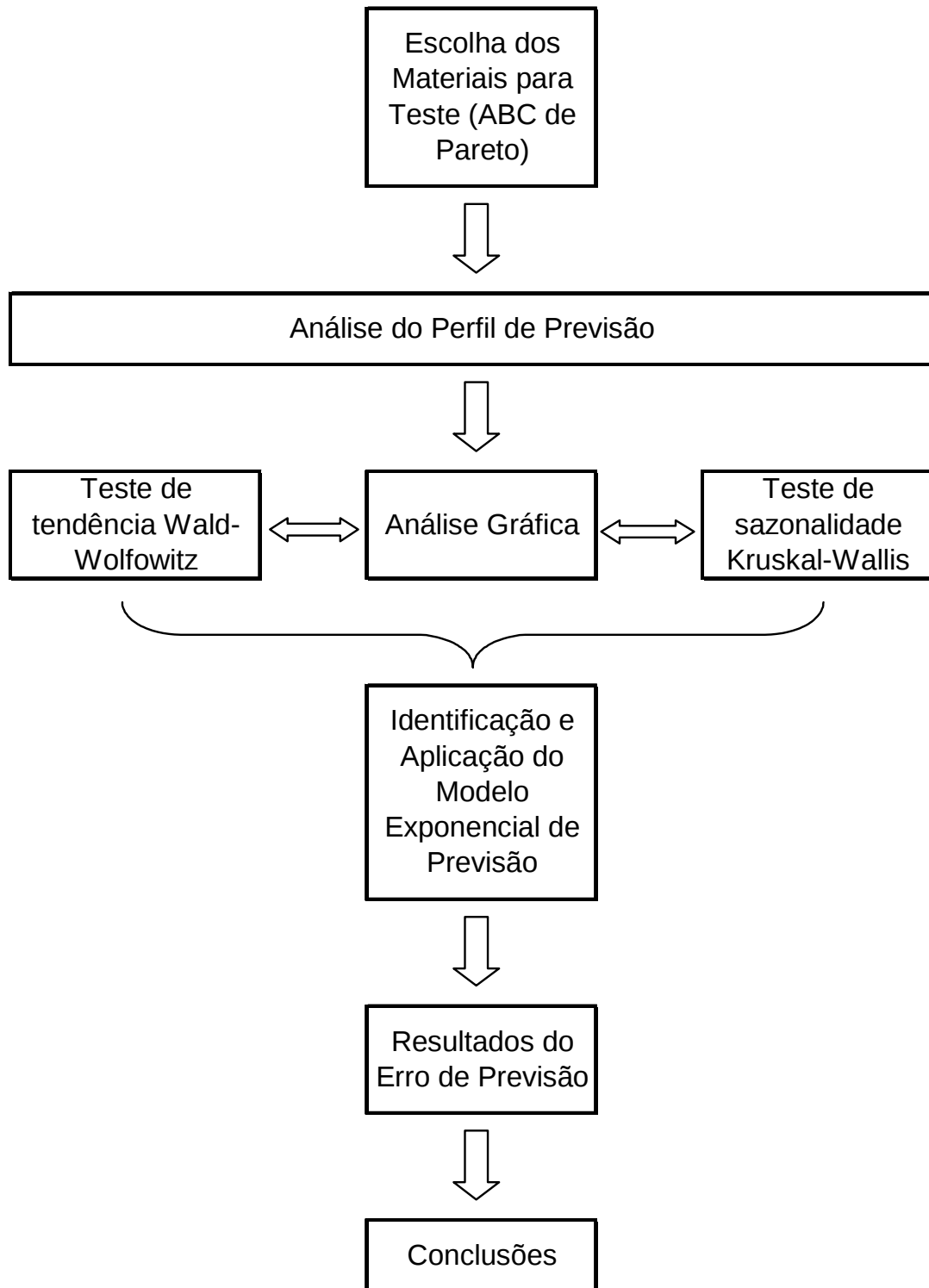
3.4 METODOLOGIA GERAL PROPOSTA NO TRABALHO

A metodologia adotada pode ser mais bem compreendida pela Figura 3, em que é feita inicialmente a seleção dos materiais a serem estudados pela classificação ABC de Pareto. Em seguida, cada material selecionado será submetido a uma análise para determinar o perfil de previsão da Figura 2, com auxílio de testes estatísticos para identificar tendência e sazonalidade, e análise visual gráfica para identificar a forma com que a tendência e a sazonalidade se

comportam (aditiva, multiplicativa, etc.), caso as mesmas estejam presentes na série temporal.

O modelo que mais se aproxima de um determinado perfil de previsão é avaliado por uma amostra de dados inicial, e uma amostra contendo informações de períodos subsequentes é então utilizada para computar os erros de previsão (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A comparação dos erros de previsão será a base para a conclusão do melhor modelo, servindo ainda para comprovar se esse melhor modelo foi o supostamente identificado previamente dado o seu perfil de previsão. O modelo de previsão vigente na empresa estudada também “competirá” com os demais, sendo possível inferir se o mesmo é o mais adequado, dadas as circunstâncias dos testes.



Fonte: Desenvolvido pelo autor
Figura 3: Metodologia

4 ANÁLISE DOS DADOS

A empresa estudada possui seu sistema automatizado próprio para o cálculo da previsão de consumo de seus sobressalentes, parametrizado no *software* SAP-R/3®, com um modelo constante, que correspondente ao modelo N-N da Tabela 1, que pode ser alterado a qualquer momento pelo técnico, e em relação a qualquer material, para adicionar variáveis de tendência aditiva e/ou sazonalidade multiplicativa. Logo, o modelo da empresa estudada fornece a possibilidade de se aplicarem somente os modelos N-N, A-N, N-M ou A-M, da Tabela 1, dependendo da forma como serão combinadas as variáveis de tendência e sazonalidade.

A classificação dos materiais da empresa estudada é feita da seguinte forma:

Tabela 4: Classificação ABC da empresa estudada

	qtde.	qtde. %	US\$/ano	US\$ %
A	215	2,8%	32.476.570,00	76,4%
B	590	7,7%	5.563.488,00	13,1%
C	6.894	89,5%	4.486.003,00	10,5%
Total	7.699	100,0%	42.526.061,00	100,0%

Fonte: adaptado da empresa estudada

Além dos materiais da Tabela 4, a empresa classifica ainda os materiais D, N e R, considerados, respectivamente, como materiais que não tiveram consumo em 2006, materiais novos cadastrados em 2007 e materiais passíveis de recuperação. Os materiais dessa classificação adicional não seguem a política de previsão de consumo.

4.1 SELEÇÃO DOS MATERIAIS A SEREM ESTUDADOS

Seguindo a metodologia proposta neste trabalho, a empresa estudada recomendou a análise e o teste dos modelos em apenas 16 materiais pertencentes

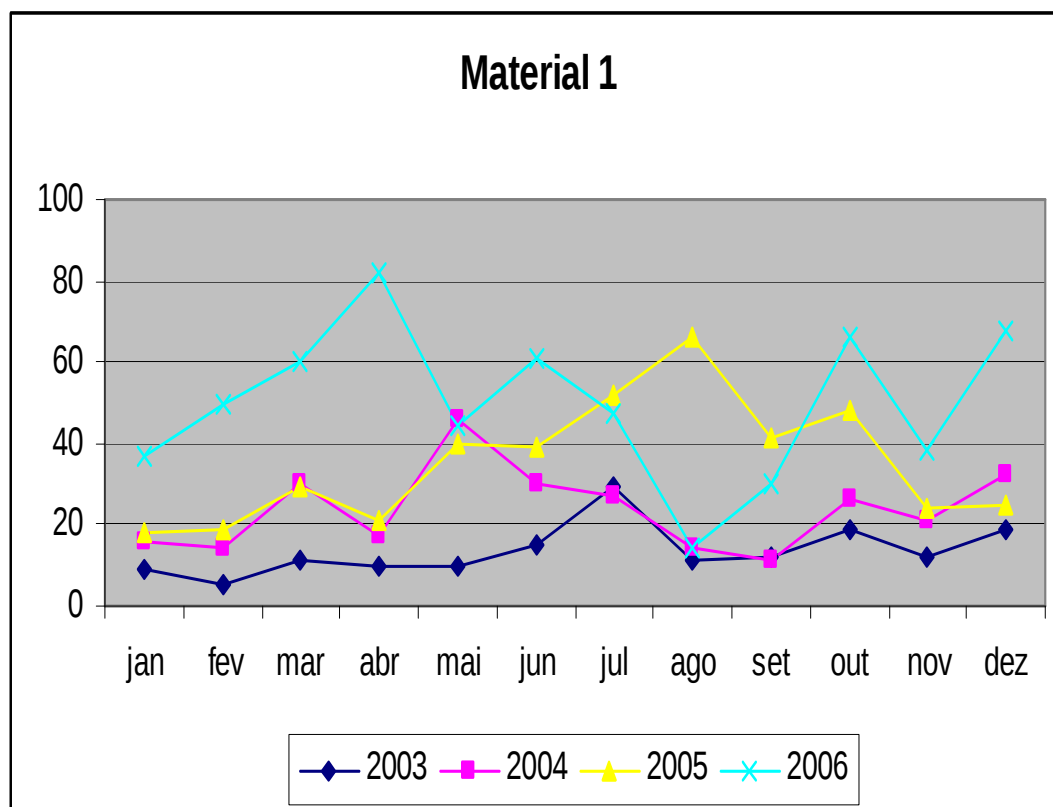
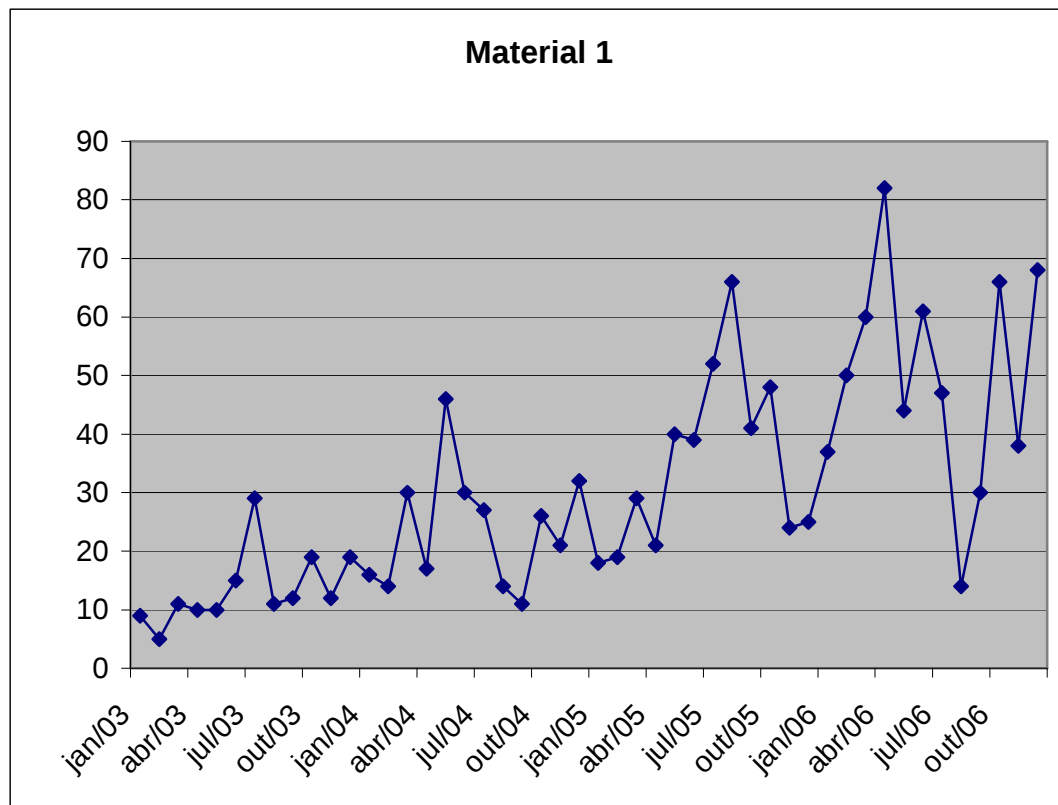
à “classe A”, pois os mesmos seguem a política de previsão de consumo por meio do modelo quantitativo do seu *software* de gerenciamento de estoque, enquanto que os demais itens referem-se a materiais que possuem consumos plenamente previsíveis, ou seja, são ressupridos regularmente em quantidades especificadas pelo departamento de produção, não sendo necessária a aplicação dos modelos de previsão.

A relação dos 16 materiais e seus respectivos consumos mensais, observados de 2003 a 2007, pode ser vista no Apêndice A, em que a especificação original de cada material foi substituída por uma descrição definida pelo autor para preservar a confidencialidade da empresa.

4.2 ANÁLISE DO PERFIL DE PREVISÃO

Seguindo a estratégia adotada por Makridakis *et al* (1998), dados iniciais da amostra, de 2003 a 2006, são utilizados para determinação do perfil de previsão, enquanto que a amostra de 2007 é utilizada para computar os erros de previsão.

Tomando-se a Figura 4, com os gráficos do Material 1, cujos dados podem ser vistos no Apêndice A, pode-se inferir que no comportamento do consumo desse material, apesar da aleatoriedade, os dados parecem seguir uma tendência linear (ou aditiva), não havendo sazonalidade em um período específico.



Fonte: Desenvolvido pelo autor

Figura 4: Comportamento do consumo do Material 1

Aplicando-se o teste estatísticos Wald-Wolfowitz, conclui-se que há indícios de tendência na série de dados do Material 1, porém não há indícios de sazonalidade no teste Kruskal-Wallis.

Outra análise importante que pode ser observada facilmente nos dados do Material 1 é que o mesmo não possui demanda intermitente, ou seja, não existem observações com valores zero em nenhum período, o que não sugere a aplicação do Modelo de Croston.

Com base nessas análises, pode-se inferir que o perfil de previsão do Material 1 se aproxima do quadrante AN da Figura 2, o que sugere que o modelo exponencial de previsão mais apropriado seria o procedimento matemático do quadrante AN da Tabela 1, ou seja, espera-se que esse modelo de previsão retorne o menor erro de previsão em relação aos demais modelos exponenciais.

A dinâmica das análises acima foi reaplicada aos demais materiais do Apêndice A, e seus resultados estão sintetizados na Tabela 5, a seguir. Os gráficos de todos os materiais podem ser vistos no Apêndice B.

Tabela 5: Análise do perfil de previsão

Mês	Indícios de Tendência - gráfico	Indícios de Sazonalidade - gráfico	Indícios de Tendência - Wald-Wolfowitz	Indícios de Sazonalidade - Kruskal-Wallis	Demanda Intermitente	Modelo(s) Exponencial(ais) mais indicado(s)
Material 1	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 2	sim	não	sim	não	sim	A-N ou M-N ou Croston
Material 3	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 4	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 5	não	não	sim	não	não	N-N ou A-N
Material 6	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 7	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 8	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 9	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 10	sim	não	sim	não	sim	A-N ou Croston
Material 11	sim	não	sim	sim	não	A-N ou A-A
Material 12	sim	não	sim	não	sim	A-N ou Croston
Material 13	não identificado	não identificado	não identificado	não identificado	sim	Croston
Material 14	sim	não	sim	não	não	A-N
Material 15	sim	não	sim	não	sim	A-N ou Croston
Material 16	sim	não	sim	não	não	A-N

Fonte: Desenvolvido pelo autor

Algumas observações sobre os resultados da Tabela 5 se fazem importantes:

- Como o teste Wald-Wolfowitz não indica o tipo de tendência na série (por exemplo, se ela é aditiva ou multiplicativa), essa análise foi feita visualmente no gráfico de cada material, conforme Figura 4;
- Todos os materiais que possuem demandas intermitentes tiveram a indicação do modelo de Croston;
- Material 2: a análise visual do gráfico deixou dúvidas sobre perfil da tendência, o que justifica a indicação de dois modelos com tendência;
- Material 5: apesar do teste Wald-Wolfowitz ter indicado tendência na série, a análise gráfica indicou se tratar de uma série estacionária, uma vez que se pode plotar uma linha de tendência no gráfico praticamente sem uma inclinação, o que justifica a indicação dos modelos com e sem tendência.
- Material 11: apesar do teste Kruskal-Wallis ter indicado sazonalidade na série, a análise gráfica não chegou à mesma conclusão, em função de não estarem claros no gráfico picos de variação da demanda num mesmo período, o que levou à indicação dos modelos com e sem sazonalidade;
- Material 13: dada a demanda altamente intermitente, com quase a metade das observações com valores zero, a análise gráfica e os testes não fornecem resultados conclusivos, o que justifica a indicação do modelo de Croston.

De acordo com a Tabela 5, todos os materiais, com exceção do material 13, possuem indícios de tendência, sendo que no material 11 ainda há também indícios

de sazonalidade. Outro ponto importante são os materiais que tiveram a indicação do modelo de Croston.

Desta forma, o trabalho propõe algumas etapas de verificação dos testes:

- Para testar os modelos com sazonalidade, foi necessário o número de períodos do ciclo sazonal (variável p), conforme indicado nas Tabelas 1 e 2, sendo utilizada a periodicidade anual ($p=12$), por se tratar de uma série mensal.
- No caso do material 11, em que não há uma conclusão quanto aos indícios de tendência e sazonalidade, o teste foi feito de forma geral, aplicando-se todos os modelos possíveis, em que se espera o menor erro de previsão, dentre os três modelos indicados na Tabela 5.
- No caso do material 13, o modelo de Croston foi confrontado com o modelo NN.
- Nos materiais 9, 10 e 13, os testes foram feitos com os dados reais e depois foram feitos sem os *outliers*.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os testes foram executados com a ajuda do *software* estatístico SPSS, versão 13.0, por possuir um maior número de modelos possíveis dentro dos modelos da Tabela 1, em relação aos demais *softwares* pesquisados pelo autor. Apenas o modelo com tendência multiplicativa suavizada e o modelo de Croston não estão contemplados no SPSS. O modelo de Croston foi executado por meio do *software* Excel.

Os modelos tidos como os mais indicados na Tabela 5 competiram com outros modelos possíveis de se testarem no SPSS, e seus resultados verificados de forma a avaliar se os modelos mais indicados segundo a metodologia deste trabalho são de fato os que apresentaram o menor erro de previsão, em relação aos demais modelos testados.

Para inicialização de cada modelo, foi utilizado o próprio procedimento do *software* SPSS, para parametrizar os valores dos coeficientes e previsões iniciais, de forma a minimizar o erro de previsão SEQ.

Os resultados gerais estão apresentados na Tabela 6, a seguir, na qual os modelos supostamente mais indicados pela metodologia são confrontados com os três modelos com o menor SEQ, em função da presença de aleatoriedade das séries, a qual produz anormalidades entre a previsão prática e a suposição teórica (MAKRIDAKIS; HIBON, 2000). A aleatoriedade da amostra pode ser visivelmente observada nos gráficos do Apêndice B, tornando fortemente subjetiva a análise gráfica do perfil de previsão.

Tabela 6: Resultados

Material	Modelo(s) mais indicado(s)	Modelos com menor SEQ	Modelo mais indicado tem o menor SEQ ?	Modelo em uso pela empresa
1	A-N	1º) N-N 2º) AS-N 3º) A-N	NÃO	N-N
2	A-N ou M-N ou Croston	1º) AS-M 2º) A-M 3º) Croston	NÃO	N-N
3	A-N	1º) N-N 2º) A-N 3º) AS-N	NÃO	N-N
4	A-N	1º) N-N 2º) N-A 3º) A-A	NÃO	N-N
5	N-N ou A-N	1º) N-N 2º) A-N 3º) AS-A	SIM	N-N
6	A-N	1º) A-A 2º) M-A 3º) AS-A	NÃO	N-N
7	A-N	1º) AS-A 2º) N-A 3º) A-A	NÃO	N-N
8	A-N	1º) M-A 2º) A-A 3º) AS-A	NÃO	N-N
9	A-N	Com outlier / Sem outlier 1º) A-N / A-N 2º) N-N / A-A 3º) AS-N / N-N	SIM	N-N
10	A-N ou Croston	Com outlier / Sem outlier 1º) A-A / A-A 2º) AS-A / AS-N 3º) N-A / N-N	NÃO	N-N
11	A-N ou A-A	1º) M-A 2º) A-A 3º) N-A	NÃO	N-N
12	A-N ou Croston	1º) A-A 2º) AS-N 3º) N-N	NÃO	N-N
13	Croston	Com outlier 1º) Croston e N-N Sem outlier 1º) Croston 2º) N-N	SIM	N-N
14	A-N	1º) A-A 2º) AS-N 3º) M-A	NÃO	N-N
15	A-N ou Croston	1º) A-A 2º) N-N 3º) Croston	NÃO	N-N
16	A-N	1º) A-A 2º) AS-N 3º) A-N	NÃO	N-N

Fonte: Desenvolvido pelo autor

Considerando os resultados dos três modelos com menor SEQ, pode-se observar que, dos sete materiais que não foram atendidos pela metodologia, quatro tiveram o modelo A-A, que foi o que apresentou menor erro de previsão. Tais resultados parecem corroborar a afirmação de Makridakis e Wheelwright (1978) de que o modelo que lida conjuntamente com tendência e sazonalidade é mais recomendado, quando não se conhece o perfil da série de tempo.

O modelo em utilização pela empresa para todos os materiais da amostra é o exponencial simples, ou N-N, segundo a notação adotada neste trabalho. Pode-se observar nesta análise que apenas o material 5 teve a indicação do mesmo modelo em uso pela empresa.

Quando a comparação é feita em relação ao modelo que gerou o menor SEQ, cinco dos materiais (1, 3, 4, 5 e 13) possuem o modelo N-N como o de menor SEQ. Expandindo a análise para os 3 modelos com menor SEQ, o total de materiais com o modelo N-N sobe para 8.

Apesar de a metodologia não ter atendido plenamente os resultados obtidos nas simulações, a mesma apresenta ganhos em relação ao modelo adotado pela empresa para os materiais 9, 11 e 16. Para esses casos, os modelos indicados pela metodologia apresentaram erros de previsão menores do que o erro gerado pelo modelo em uso.

Os resultados para os materiais 9,10 e13, testados sem os *outliers* não mudaram quando analisado o menor erro, porém tiveram alteração nos demais *rankings*.

6 CONCLUSÕES

A metodologia de indentificação *ex ante* do melhor modelo de previsão exponencial proposta neste trabalho atende parcialmente ao objetivo inicial, com resultados bem-sucedidos para três materiais, quando analisado o modelo com menor erro de previsão, e nove materiais, quando analisados os três modelos com menor erro de previsão. Verifica-se também que cinco materiais apresentaram o mesmo modelo em uso pela empresa, quando analisado o modelo com menor erro de previsão, e oito materiais, quando analisados os três modelos com menor erro de previsão, subindo para nove materiais, quando analisado o resultado sem os *outliers*.

Uma das razões pelas quais a metodologia não atendeu plenamente aos resultados esperados é a aleatoriedade dos dados, que pode ser observada nos respectivos gráficos do Apêndice B. A presença de forte aleatoriedade pode afetar os resultados entre a previsão prática e a suposição teórica.

A aleatoriedade numa série temporal pode ainda afetar a análise gráfica para identificação do perfil de previsão, e, uma vez não sendo claro o comportamento da série, modelos que lidam com tendência e sazonalidade conjuntamente são os mais recomendados para a prática da previsão. Esta é uma das principais razões sugeridas para o fato de o modelo A-A ser o melhor nos casos em que o modelo sugerido pela metodologia não é o de menor erro.

Outro motivo do não atendimento da metodologia pode ser o fato de que não existe um melhor modelo, o que pode ser observado nos resultados, a exemplo que, considerando o modelo A-N mais indicado pela teoria, os resultados foram bem

diferentes entre os materiais. Os resultados apenas indicam que, dada a amostra estudada e as circunstâncias dos testes, um determinado modelo apresenta um menor erro de previsão pela mensuração SEQ, logo, esses resultados podem não garantir os mesmos efeitos em caso de alteração de tais pressupostos.

Os trabalhos empíricos consultados permitem o entendimento da não completude da metodologia aqui proposta, já que os mesmos não oferecem formas de identificação do melhor modelo. A ausência de sugestões nesse sentido é explicada pela dificuldade de se propor uma metodologia eficiente, envolvendo o uso de modelos exponenciais na previsão de demanda de materiais de consumo. No presente estudo, observou-se essa dificuldade na prática. Apesar dos procedimentos teóricos terem sido selecionados com base em sugestões teóricas e empíricas encontradas na literatura, os resultados reforçam a dificuldade de selecionar modelos de previsão de demanda.

A dificuldade prática de seleção *ex ante* de modelos exponenciais deve servir de estímulo ao desenvolvimento de novas metodologias, ou ajustes na que foi proposta neste trabalho. Um desafio provável a ser aprofundado é investigar por que e como a aleatoriedade de uma série temporal afeta os resultados entre a teoria e a prática para esses modelos. Outro ponto importante, não abordado neste trabalho, é analisar se um refinamento da metodologia de seleção gera benefícios que justifiquem alterações nos *softwares* das empresas, para adequação dos seus sistemas de previsão, contribuindo para uma melhor tomada de decisão no dimensionamento dos recursos materiais da organização.

REFERÊNCIAS

BROCKWELL, P. J., DAVIS, R. A. **Introduction to time series and forecasting**. New York: Springer-Verlag, 1996.

BROWN, R. G. **Statistic forecasting for inventory control**. New York: McGraw-Hill, 1959.

_____. **Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series**. New Jersey: Prentice Hall, 1963.

CROSTON, J. D. Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. **Operational Research Quarterly**, v.23, p. 289-303, 1972.

DAVIS, M. M., AQUILANO, N. J., CHASE, R. B. **Fundamentos de administração da produção**, 3. ed., Porto Alegre, Bookman, 2001.

EAVES, A. H. C., KINGSMAN, B. G. Forecasting for the Ordering and Stock-Holding of Spare Parts. **Journal of the Operational Research Society**, 55, p. 431-437, 2004.

FAIRFIELD, R. P., KINGSMAN, B. G. Control Theory in Production/Inventory Systems: a case study in a food processing organization. **Journal of the Operational Research Society**, 44, p. 1173-1182, 1993.

GARCIA-FLORES, R., WANG, X. Z., BURGESS, T. F. Tuning Inventory Policy Parameters in a Small Chemical Company. **Journal of the Operational Research Society**, 54, p. 350-361, 2003.

GARDNER Jr., E. S. Evaluating Forecast Performance in a Inventory Control System. **Management Science**, v. 36, p. 490-499, 1990.

_____. Exponential smoothing: the state of the art – part II. **International Journal of Forecasting**, v. 22, p. 637-666, 2006.

GARDNER Jr., E. S., DIAZ-SALIZ, J. Seasonal Adjustment of Inventory Demand Series: a case study. **International Journal of Forecasting**, v. 18, p. 117-123, 2002.

GOOIJER, Jan G. De, HYNDMAN, Rob J., 25 Years of Time Series Forecasting. **International Journal of Forecasting**, v. 22, p. 443-473, 2006.

HANKE, J. E., REITSCH, A. G., **Business forecasting**, New Jersey: Prentice Hall, 1998.

HOLT, C. C. Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages. **ONR Memorandum**, v. 52, Pittsburgh: Carnegie Institute of Technology, 1957.

LEVINE David M., STEPHAN, David, KREHBIEL, Timothy C. e BERENSON, Mark L. **Estatística: teoria e aplicações**. 3. ed. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora, 2005.

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

MAKRIDAKIS, Spyros G.; WHEELWRIGHT, Steven C. **Forecasting: methods and applications**. 1 ed. New York: John Wiley & Sons, 1978.

MAKRIDAKIS, Spyros G.; WHEELWRIGHT, Steven C.; HYNDMAN, Rob J. **Forecasting: methods and applications**. 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

McCLAVE, James T., BENSON, P. George e SINCICH, Terry. **Statistics for business and economics**. Seventh Edition. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

MENTZER, John T., KAHN, Kenneth B.. Forecasting Techique: familiarity, satisfaction, usage and application. **Journal of Forecasting**, v. 14, p. 465-476, 1995.

MONKS, Joseph G. **Administração da produção** . São Paulo: McGraw-Hill, 1987.

MORETTIN, Pedro A. e TOLOI, Clélia M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

PEGELS, C. C. Exponential Forecasting: some new variations. **Management Science**, v. 15, p. 311-315, 1969.

PINDYCK, R. S. e RUBINFELD, D. L. **Econometria: modelos & previsões**. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

SANI, B., KINGSMAN, B. G. Selecting the Best Periodic Inventory Control and Demand Forecasting Methods for Low Demand Items. **Journal of the Operational Research Society**, 48, p. 700-713, 1997.

SLACK, Nigel, CHAMBERS, Stuart, JOHNSTON, Robert. **Administração da produção**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

SNYDER, R. D. Forecasting Sales of Slow and Fast Moving Inventories. **European Journal of Operational Research**, 140, p. 684-699, 2002.

STRIJBOSCH, L. W. G., HEUTS, R. M. J., VAN DER SCHOOT, E. H. M. A Combined Forecast-Inventory Control Procedure for Spare Parts. **Journal of the Operational Research Society**, 51, p. 1184-1192, 2000.

SYNTETOS, A. A., BOYLAN, J. E. The Accuracy of Intermittent Demand Estimates. **International Journal of Forecasting**, v. 21, p. 303-314, 2005.

SYNTETOS, A. A., BOYLAN, J. E., CROSTON, J. D. On the Categorization of Demand Patterns. **Journal of the Operational Research Society**, 56, p. 495-503, 2005.

WILLEMAIN, T. R., SMART, C. N., SCHWARZ, H. F. A New Approach to Forecasting Intermittent Demand for Service Parts Inventories. **International Journal of Forecasting**, v. 20, p. 375-387, 2004.

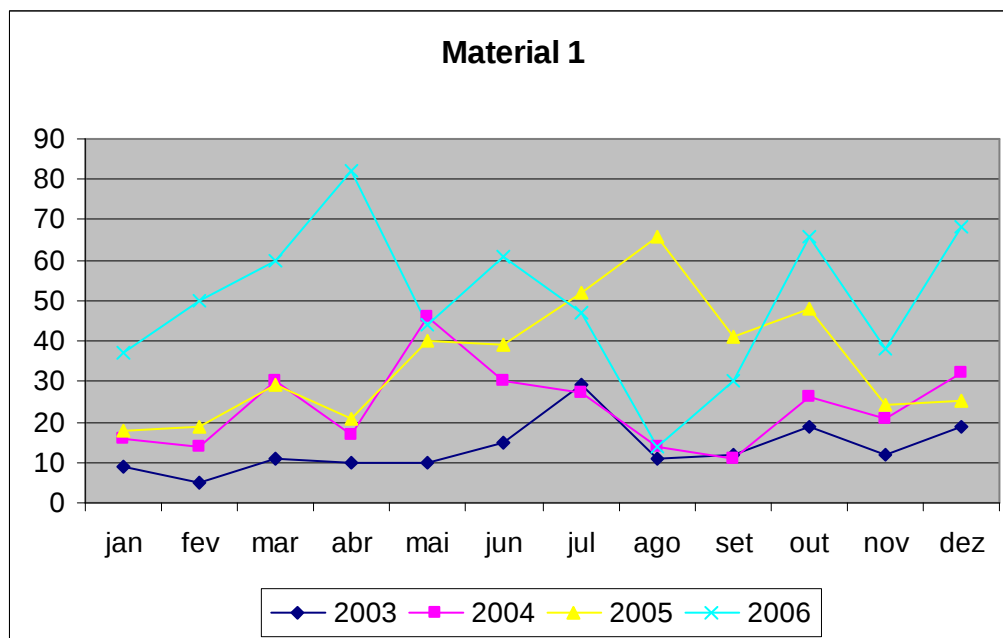
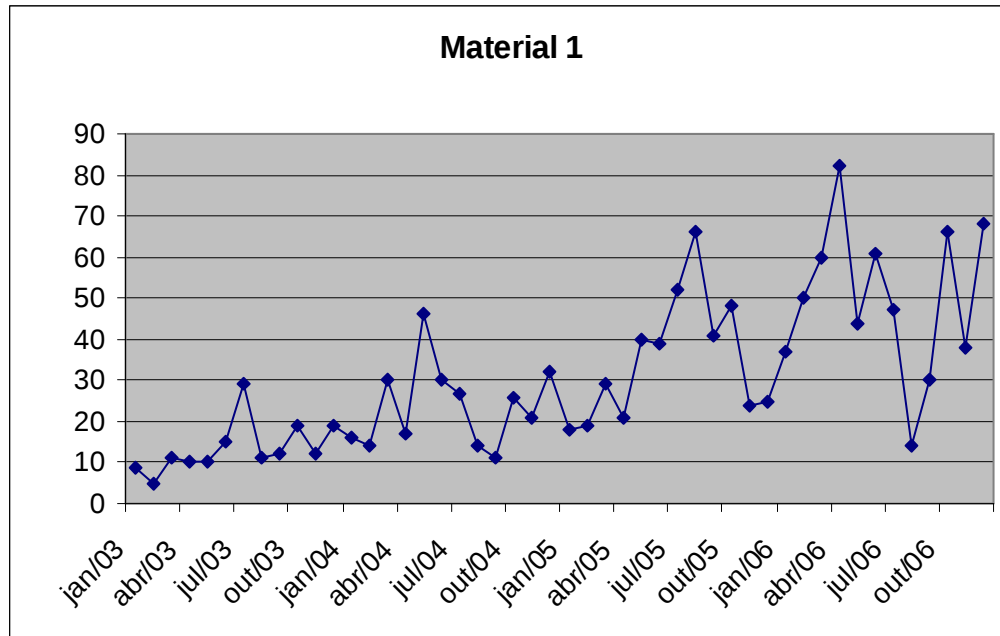
WILLEMAIN, T. R., SMART, C. N., SHOCKOR, J. H., DeSAUTELS, P. A. Forecasting Intermittent Demand in Manufacturing: a comparative evaluation of Croston's method. **International Journal of Forecasting**, v. 10, p. 529-538, 1994.

WINTERS, P. R. Forecasting Sales By Exponentially Weighted Moving Averages. **Management Science**, v. 6, p. 324-342, 1960.

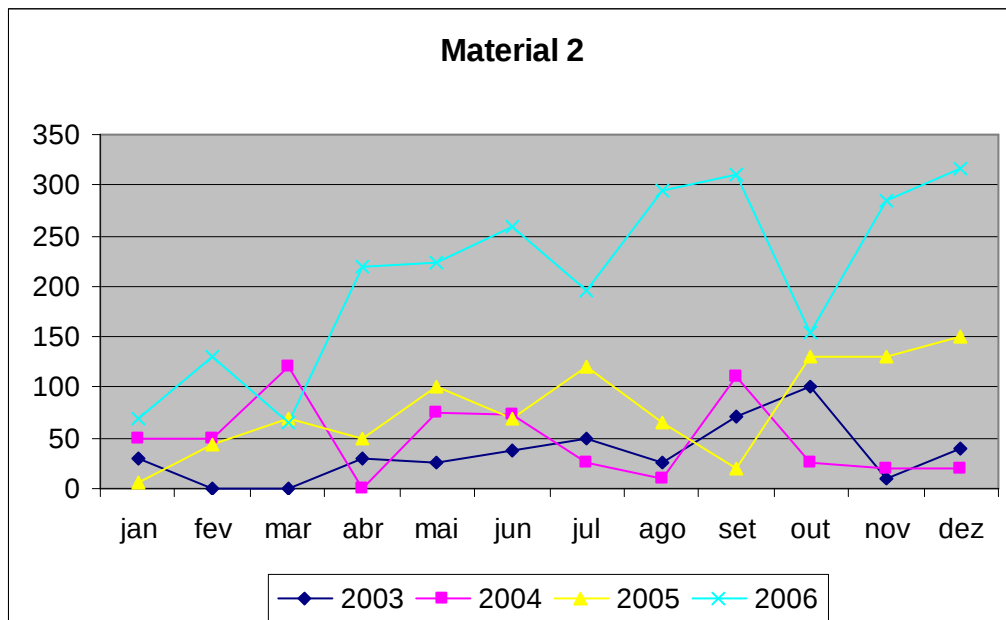
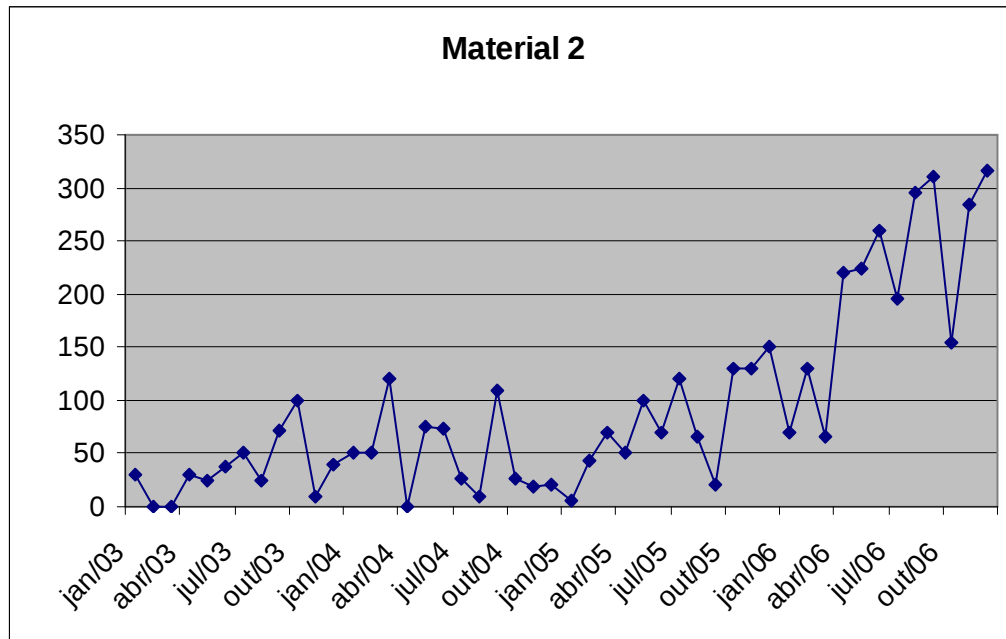
APÊNDICE A – Consumos mensais por material

Mês	Material 1	Material 2	Material 3	Material 4	Material 5	Material 6	Material 7	Material 8	Material 9	Material 10	Material 11	Material 12	Material 13	Material 14	Material 15	Material 16
jan/03	9	30	700	2.050	11	2.890	41.079	35.409	3.949	160,00	1.037	380	20	200	60	216
fev/03	5	0	255	1.800	25	1.700	46.528	25.679	3.000	140,00	1.270	0	5	45	96	252
mar/03	11	0	1.149	1.200	10	2.550	45.490	31.857	4.000	300,00	1.326	130	22	137	86	432
abr/03	10	30	1.429	2.100	29	2.040	38.782	36.339	5.800	0,00	1.453	270	0	480	30	300
mai/03	10	25	1.127	1.600	18	2.550	48.764	34.506	4.000	40,00	1.544	230	21	445	218	276
jun/03	15	37	450	1.850	21	2.720	48.077	35.907	6.000	60,00	1.524	280	15	100	49	492
jul/03	29	50	1.550	1.100	17	2.210	64.371	37.970	2.000	40,00	1.728	640	10	710	66	120
ago/03	11	25	1.600	1.900	30	3.230	65.880	42.336	10.091	180,00	1.661	140	10	120	162	394
set/03	12	71	1.550	1.950	29	2.380	45.826	34.170	5.000	200,00	1.470	670	0	390	72	324
out/03	19	100	815	2.750	24	3.740	40.420	32.701	6.000	180,00	1.556	650	16	480	60	319
nov/03	12	10	850	1.550	12	2.550	29.091	22.627	1.000	120,00	1.764	300	1	260	18	359
dez/03	19	40	515	2.150	31	2.380	29.733	22.162	3.000	140,00	1.490	260	26	170	126	336
jan/04	16	50	1.400	2.100	25	2.890	36.616	35.497	5.000	100,00	1.055	280	0	560	144	360
fev/04	14	50	650	1.500	6	2.720	28.713	32.337	2.412	80,00	1.288	180	0	370	66	492
mar/04	30	120	1.210	2.100	21	3.060	39.502	39.056	4.988	280,00	1.597	860	29	490	132	504
abr/04	17	0	1.510	1.300	50	1.870	38.626	32.707	5.000	40,00	1.569	320	0	260	0	288
mai/04	46	76	1.065	1.650	18	2.380	33.265	22.212	4.006	240,00	1.432	280	0	440	18	144
jun/04	30	74	795	1.550	21	2.890	39.532	26.329	2.972	80,00	1.405	280	0	220	36	355
jul/04	27	26	1.435	2.100	25	3.570	33.499	22.834	4.887	268,00	1.366	420	0	570	24	303
ago/04	14	10	985	1.750	45	3.060	32.602	19.681	6.039	60,00	1.642	100	10	435	212	360
set/04	11	110	2.030	2.000	36	3.400	29.497	17.393	3.980	40,00	1.503	700	0	530	48	284
out/04	26	26	1.140	1.850	9	3.400	31.173	18.278	4.000	120,00	1.273	680	3	355	30	348
nov/04	21	19	1.470	1.700	23	1.360	35.561	23.635	3.000	160,00	1.260	510	20	515	90	336
dez/04	32	20	1.115	1.750	22	2.720	35.682	24.975	4.000	120,00	1.533	592	4	540	0	256
jan/05	18	5	815	2.050	27	2.720	31.881	19.482	4.000	100,00	890	120	0	265	108	185
fev/05	19	43	430	1.600	37	3.060	34.093	22.534	6.077	20,00	1.014	180	10	155	84	492
mar/05	29	70	1.760	1.850	36	3.740	35.778	21.826	7.004	120,00	1.409	560	10	540	43	488
abr/05	21	50	1.590	2.100	14	2.720	36.118	19.807	7.400	100,00	1.233	380	0	605	66	324
mai/05	40	100	1.620	2.050	16	3.230	41.244	26.041	6.576	80,00	1.151	478	36	520	12	354
jun/05	39	70	1.790	2.000	25	3.230	53.674	46.416	4.000	80,00	1.249	548	0	545	114	426
jul/05	52	120	1.735	2.150	37	3.230	36.940	21.777	6.883	40,00	1.082	400	0	410	30	298
ago/05	66	65	1.575	3.300	19	4.760	38.026	28.341	30.599	600,00	1.680	430	32	816	48	278
set/05	41	20	2.250	2.300	33	3.740	33.827	22.320	6.072	0,00	1.069	600	216	570	99	246
out/05	48	130	1.920	1.400	29	3.570	39.317	21.740	3.000	20,00	1.267	380	0	600	54	301
nov/05	24	130	2.015	1.700	29	2.720	35.428	28.245	6.320	120,00	1.397	450	4	586	60	140
dez/05	25	150	2.655	2.250	19	3.060	33.500	23.812	4.506	100,00	1.347	700	0	878	178	200
jan/06	37	70	1.835	2.100	17	3.740	36.824	25.433	4.955	100,00	1.322	320	10	522	196	320
fev/06	50	130	920	2.350	19	3.740	30.961	18.464	3.960	160,00	1.084	530	10	240	18	260
mar/06	60	66	2.760	2.200	27	3.400	52.040	41.503	5.000	140,00	1.467	1.030	0	945	104	400
abr/06	82	220	1.630	2.650	18	4.250	43.452	32.177	3.931	160,00	1.187	670	36	563	49	360
mai/06	44	224	1.910	2.850	30	3.400	46.861	32.577	4.000	200,00	1.421	520	0	522	189	800
jun/06	61	260	2.085	1.700	27	2.380	38.729	32.529	2.983	140,00	1.245	540	0	933	12	780
jul/06	47	195	1.220	1.900	30	4.760	41.734	24.650	3.000	80,00	1.151	370	32	430	54	420
ago/06	14	295	2.350	2.200	15	6.290	45.460	30.743	8.800	600,00	1.776	680	216	765	36	420
set/06	30	310	2.295	2.600	31	3.570	43.016	23.342	3.956	80,00	1.186	290	0	692	160	720
out/06	66	155	2.440	2.350	19	3.230	39.686	21.226	8.978	140,00	1.367	1.260	0	310	231	620
nov/06	38	284	940	2.300	17	3.060	22.715	12.143	4.000	40,00	1.626	350	0	303	281	740
dez/06	68	317	2.085	2.400	11	3.230	45.343	29.631	8.781	120,00	1.063	610	0	836	31	800
jan/07	67	312	2.005	2.400	20	3.740	49.705	28.532	4.970	80	1.525	960	0	1.038	98	2.760
fev/07	64	85	1.756	1.500	27	3.060	29.395	15.818	4.958	140	675	500	0	655	164	3.200
mar/07	33	120	1.115	3.100	32	3.740	58.768	52.312	5.000	80	1.739	210	0	370	67	4.040
abr/07	26	55	1.435	1.200	28	3.060	44.120	23.898	5.000	424	1.064	490	33	390	8	2.840
mai/07	6	102	1.710	2.150	24	2.890	52.849	25.704	4.949	171	1.926	1.140	0	559	0	2.200
jun/07	10	131	1.950	1.850	28	4.420	43.209	23.700	5.000	779	957	640	1	810	165	2.320
jul/07	24	256	2.655	2.050	37	4.420	50.266	20.907	5.000	361	1.327	830	0	785	78	2.820
ago/07	37	123	2.270	2.400	33	5.100	57.095	23.438	0	722	1.495	180	60	596	60	4.040
set/07	25	269	1.659	1.600	22	3.740	45.793	19.984	0	152	905	770	0	792	149	2.000
out/07	22	171	1.741	2.550	32	4.760	51.711	17.728	5.000	209	1.661	750	0	605	18	2.000
nov/07	24	161	1.750	2.150	28	3.230	44.923	12.740	5.000	418	1.378	440	0	622	12	2.920
dez/07	12	130	1.200	1.150	14	2.210	17.960	6.490	0	152	616	260	0	512	18	1.320

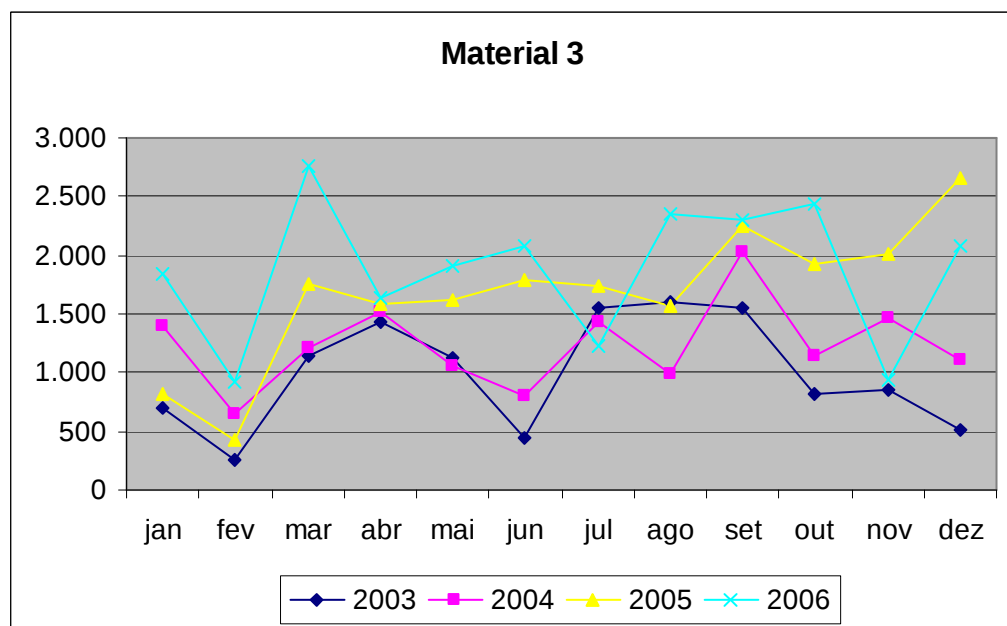
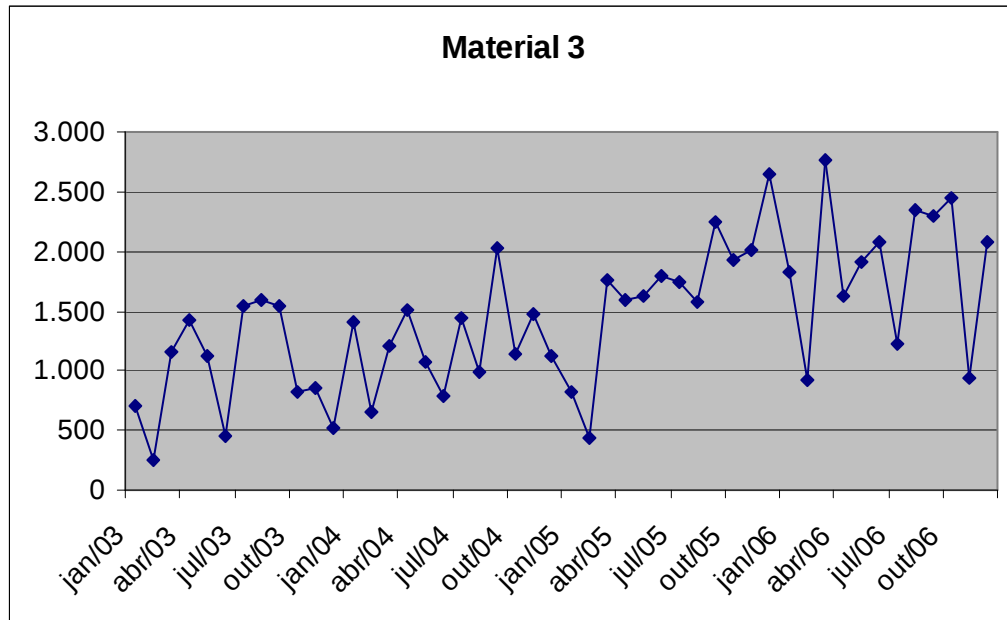
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



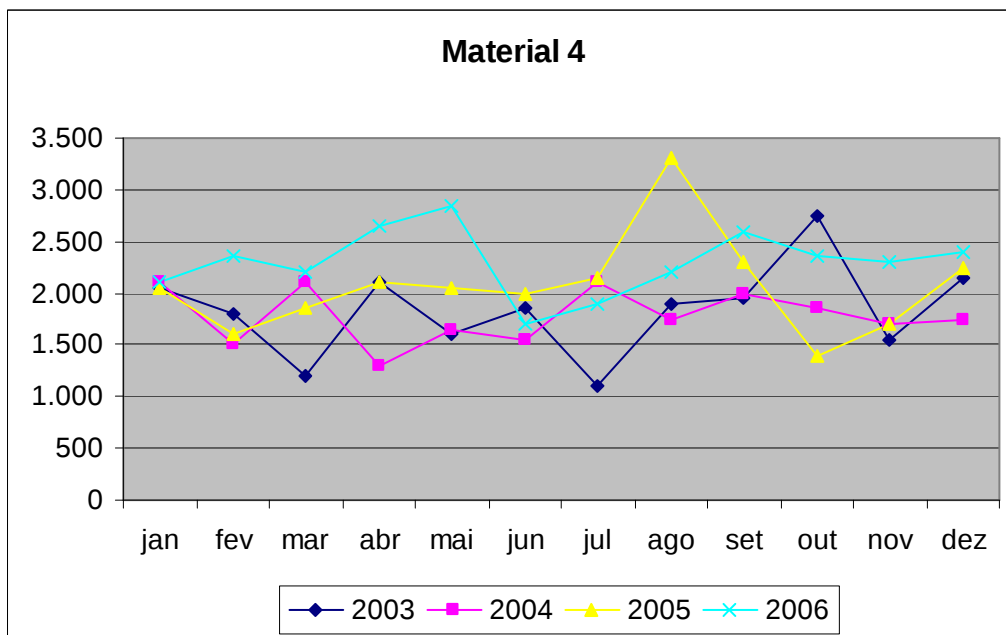
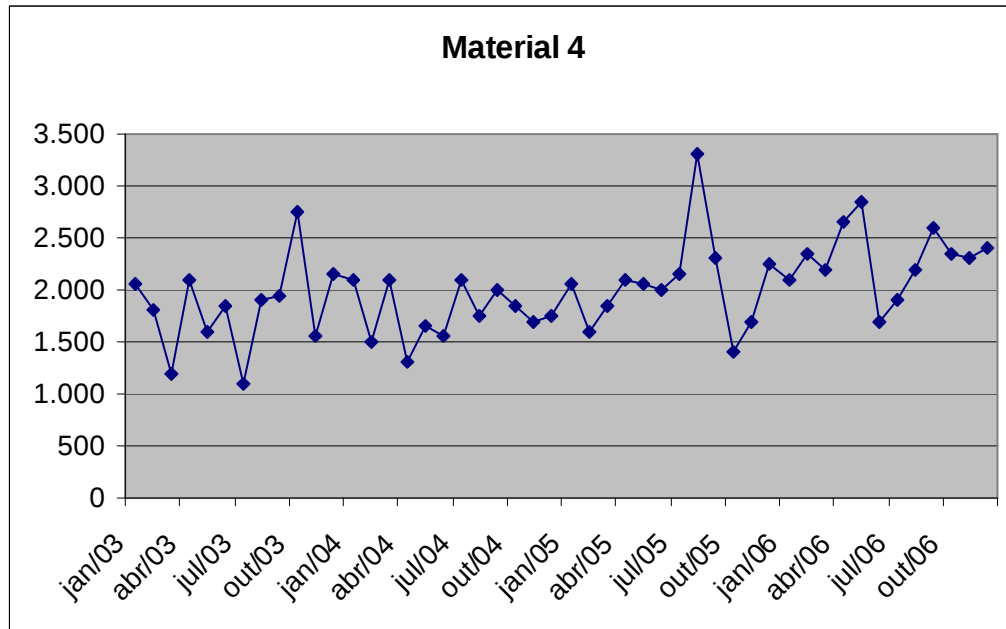
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



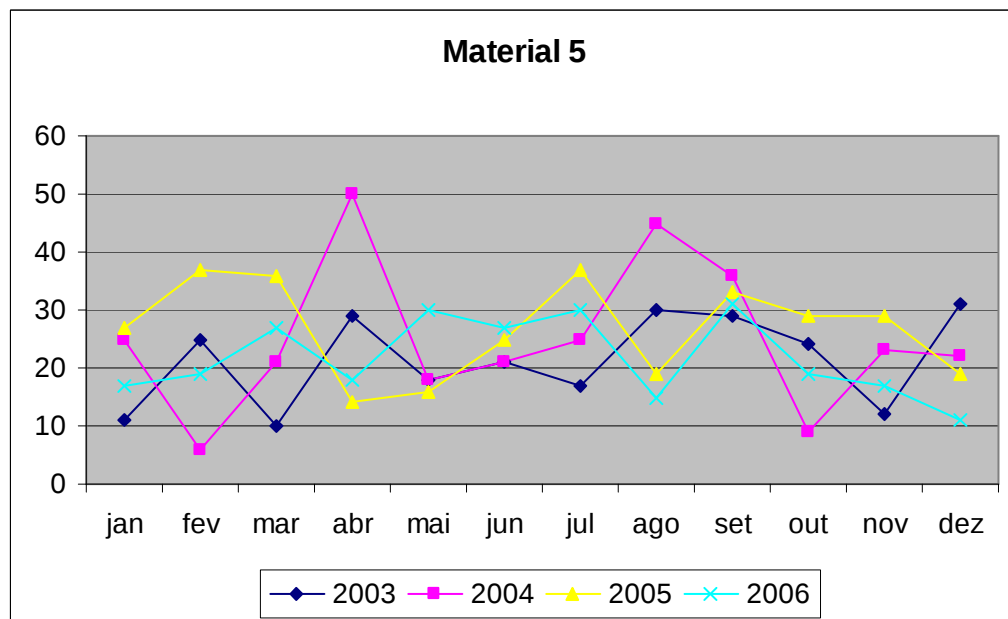
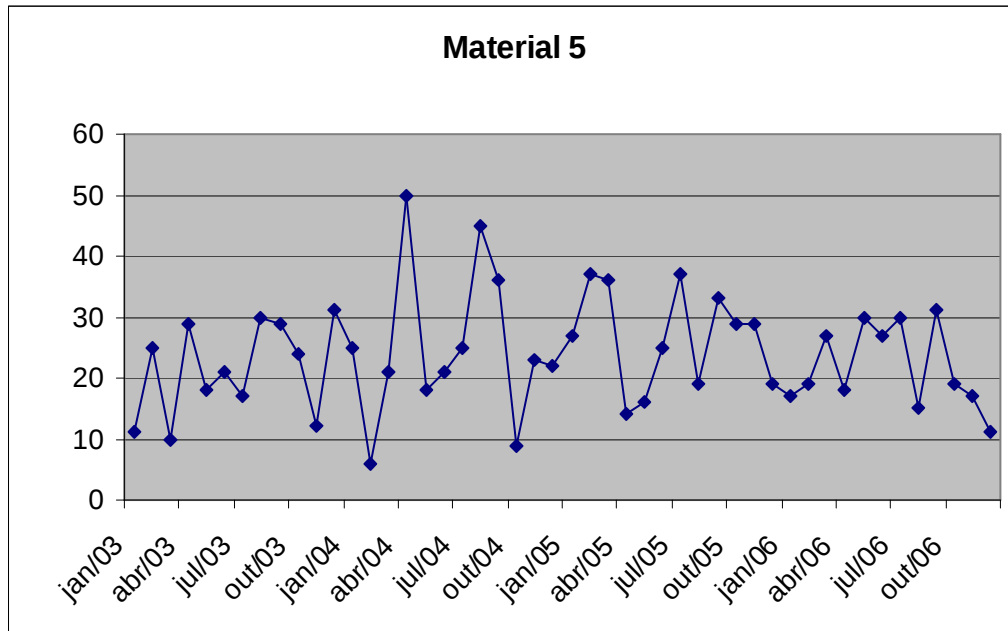
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



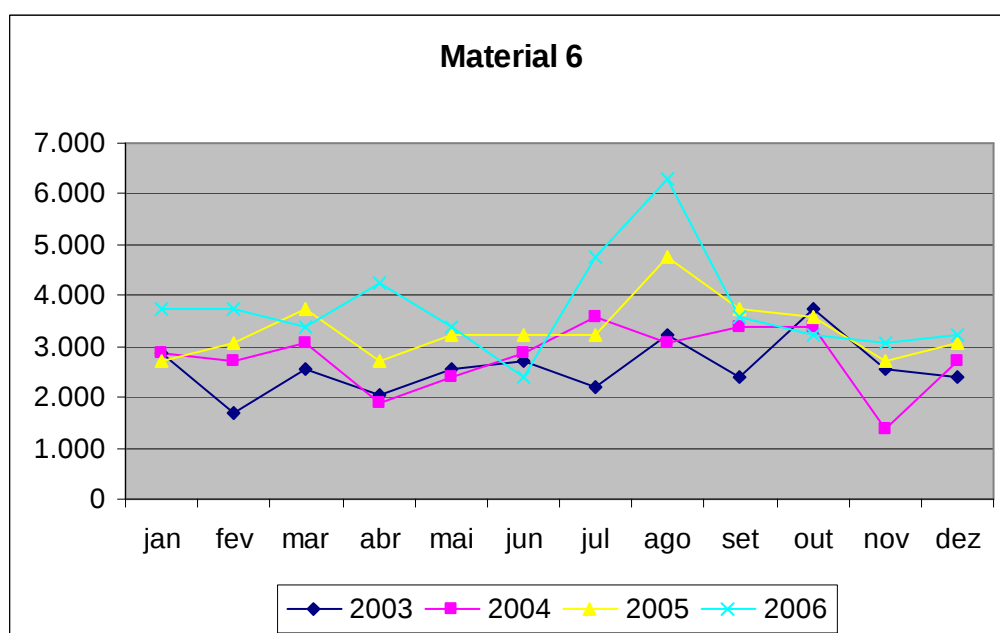
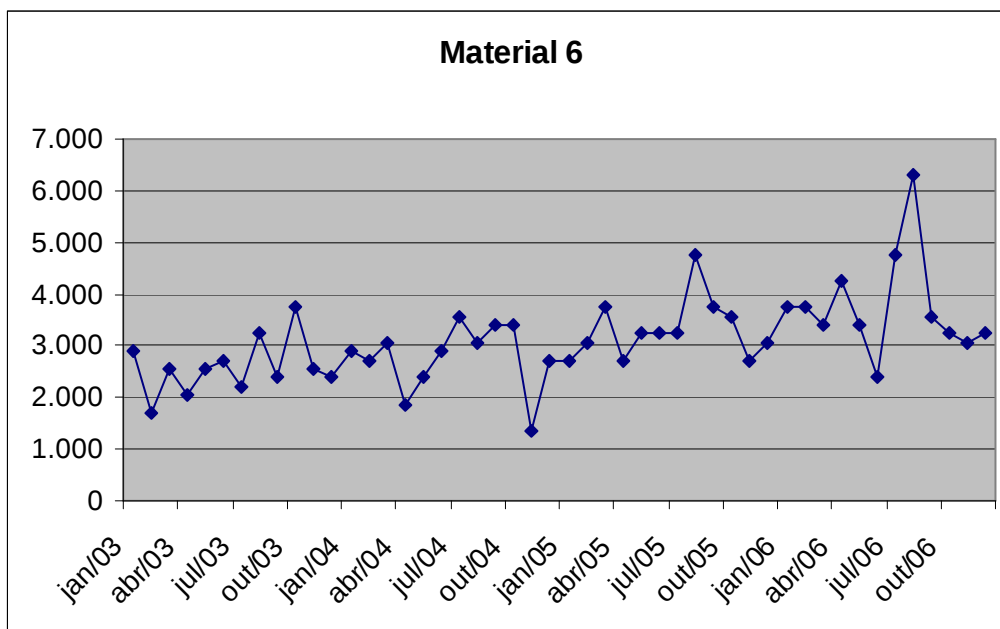
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



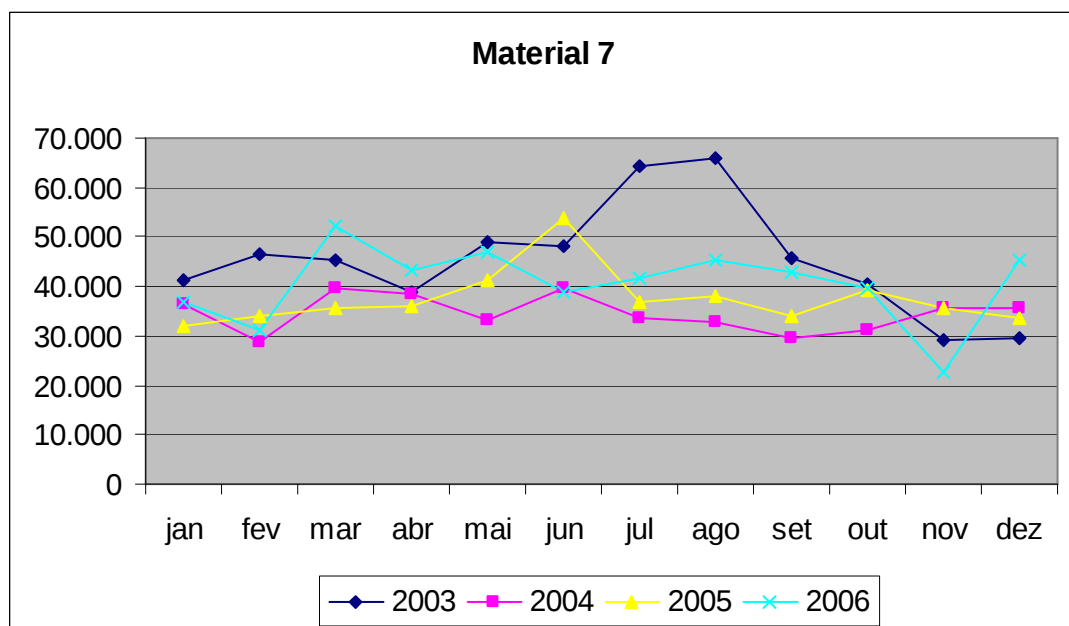
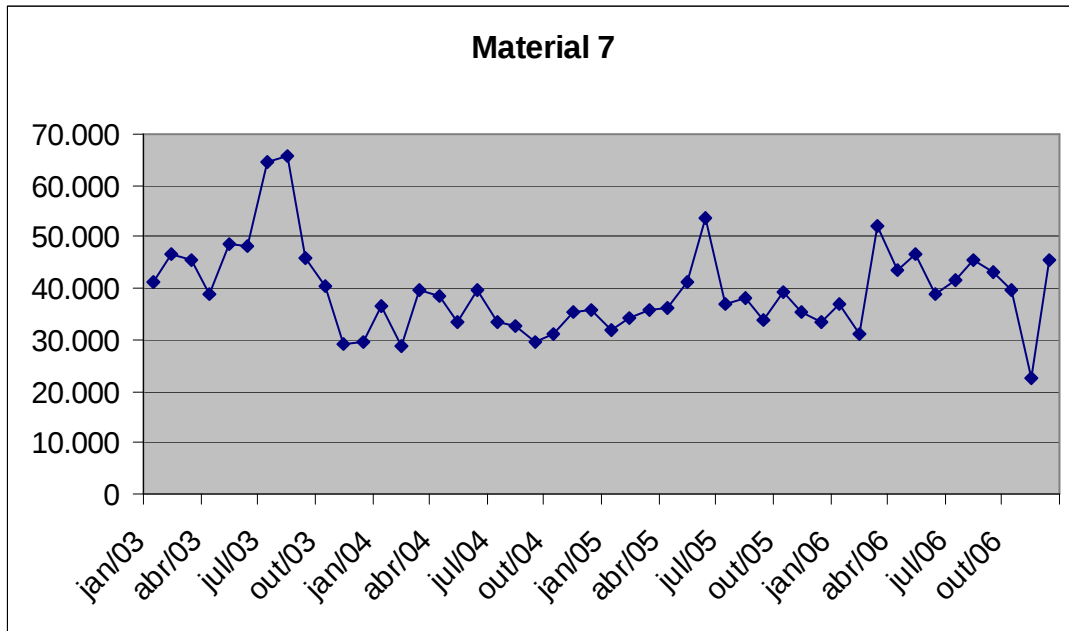
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



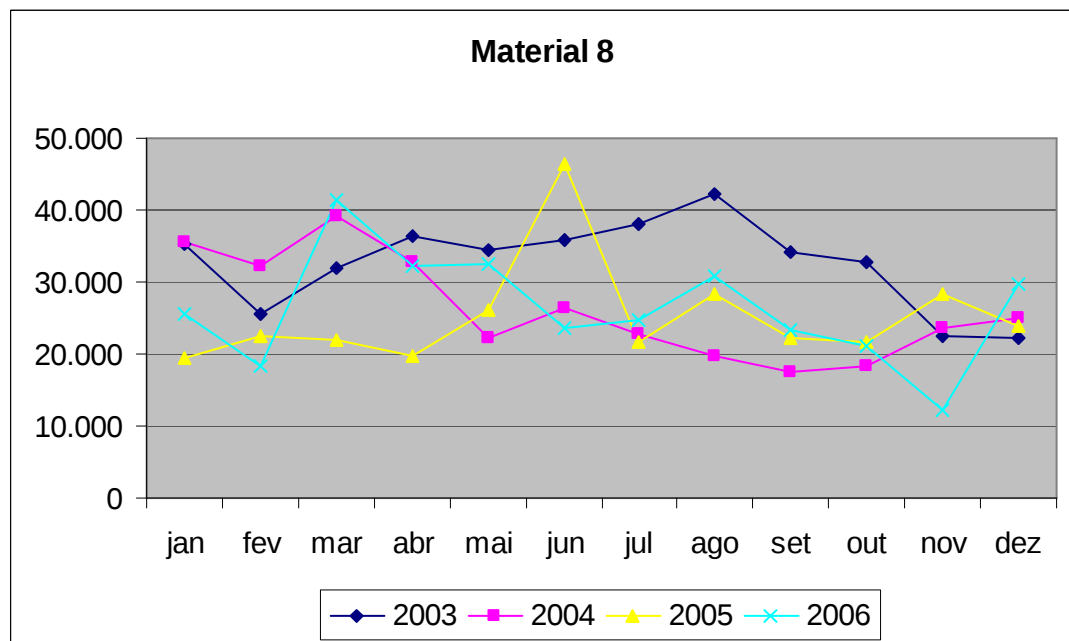
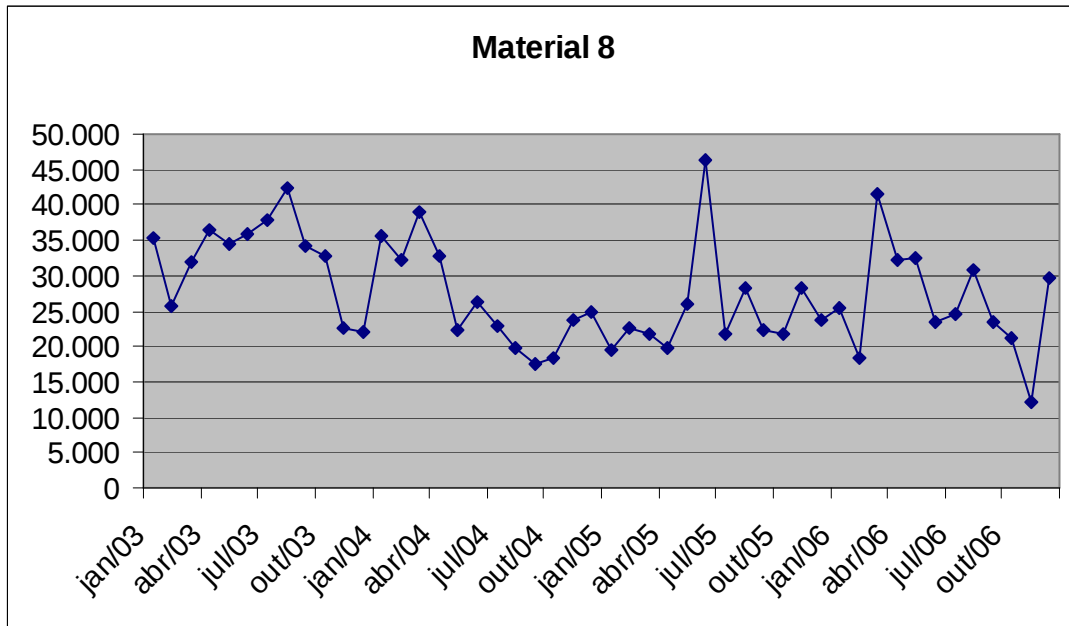
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



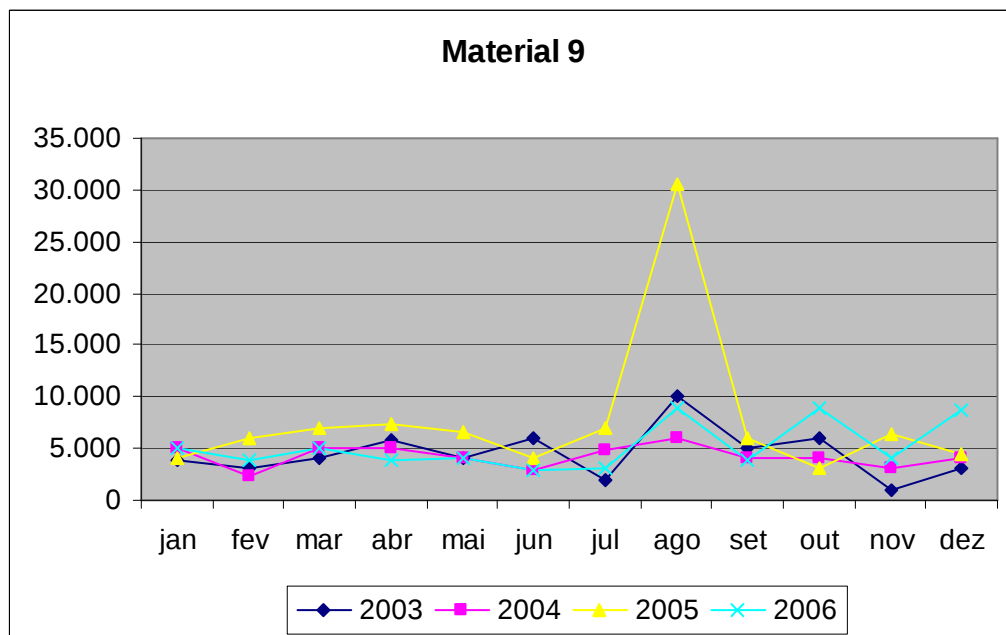
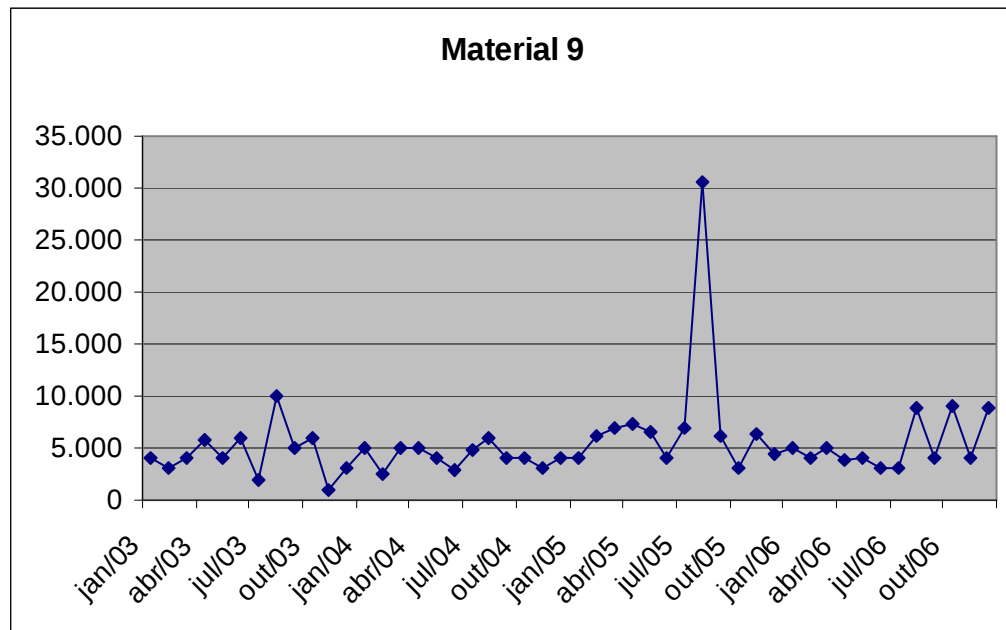
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



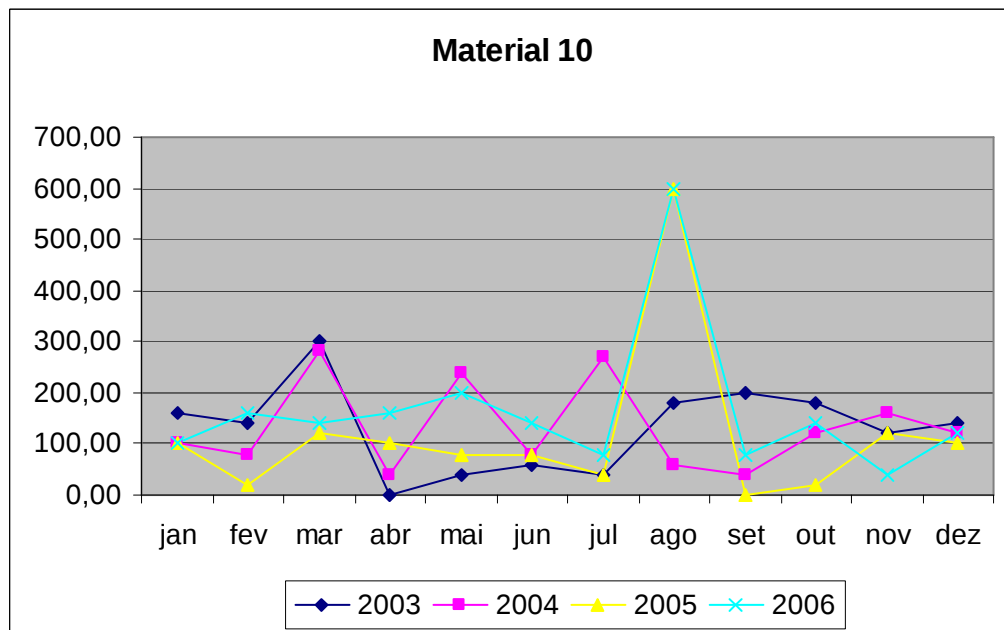
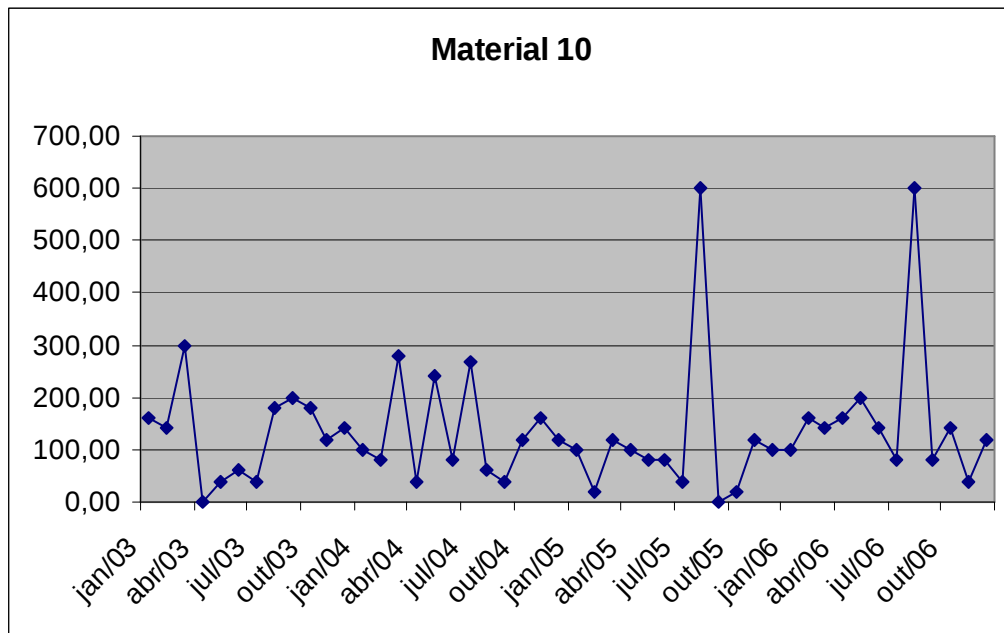
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



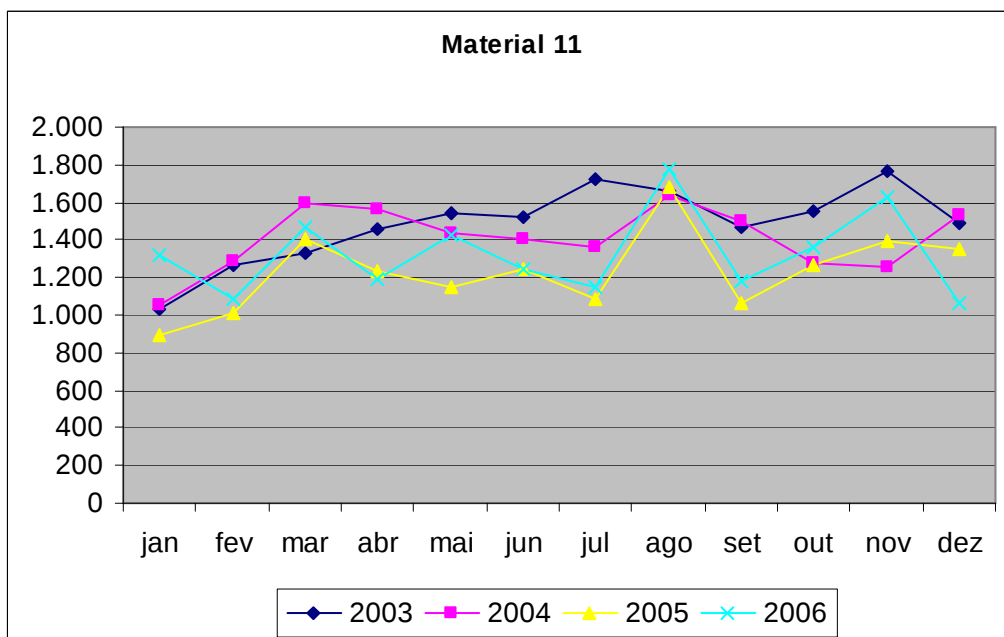
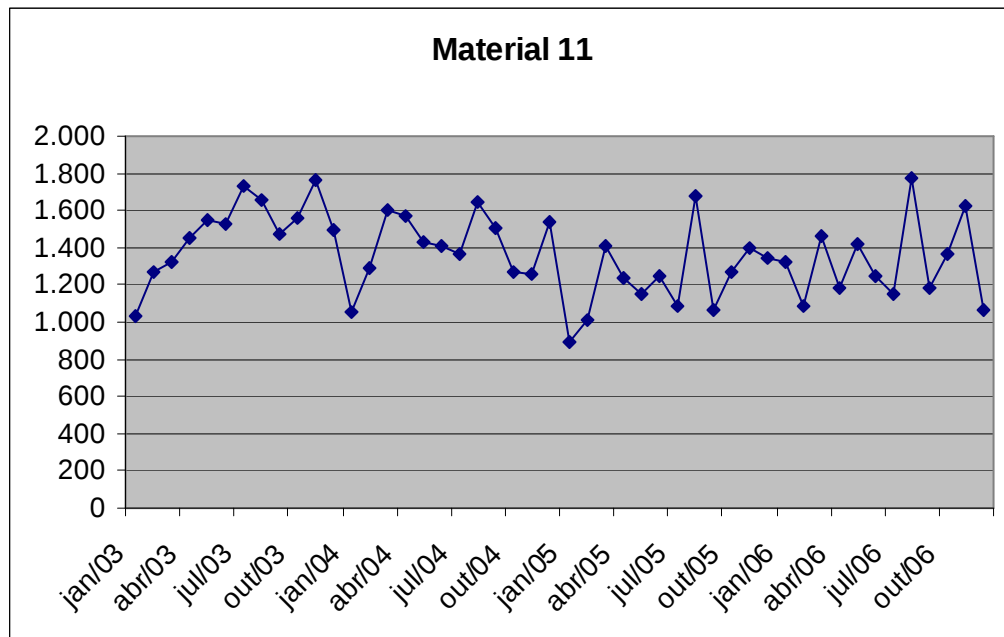
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



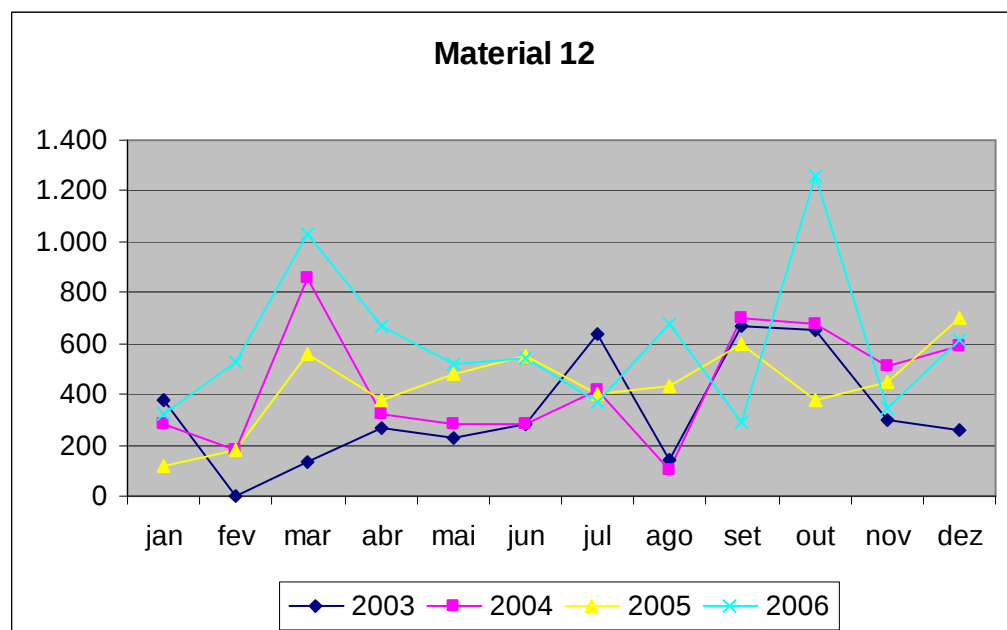
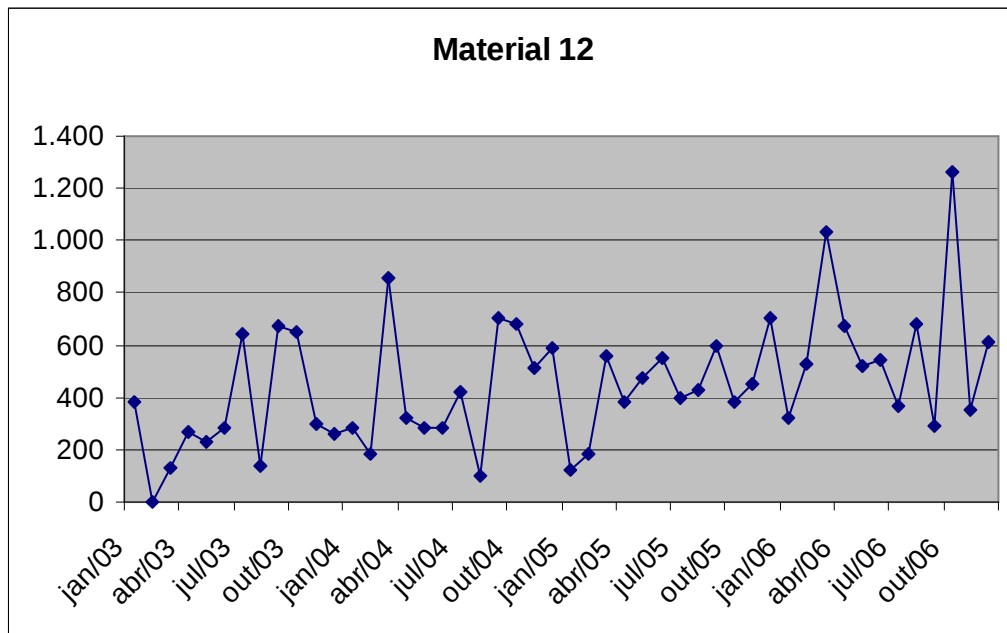
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



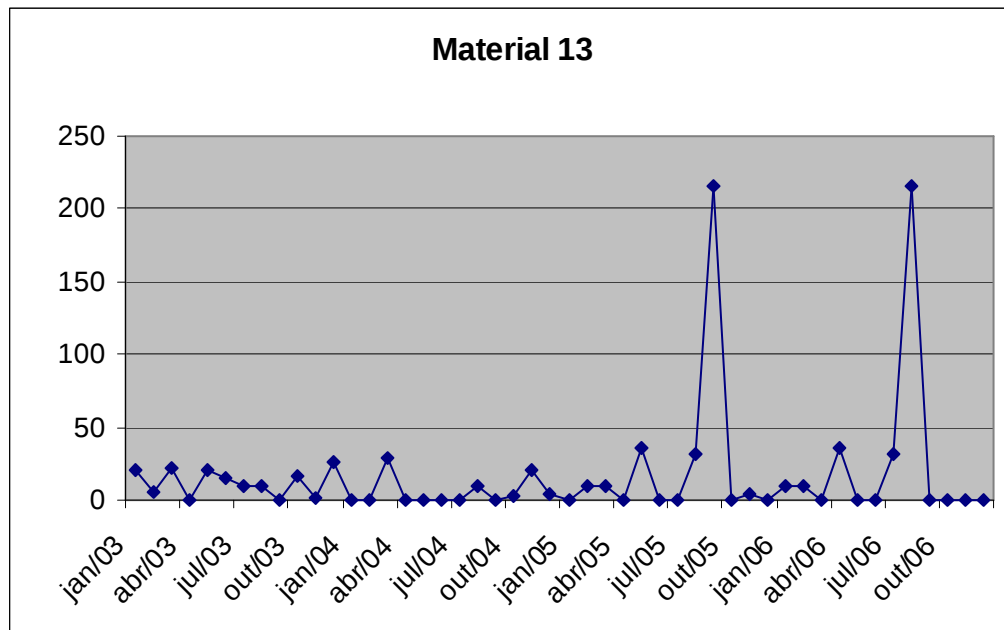
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



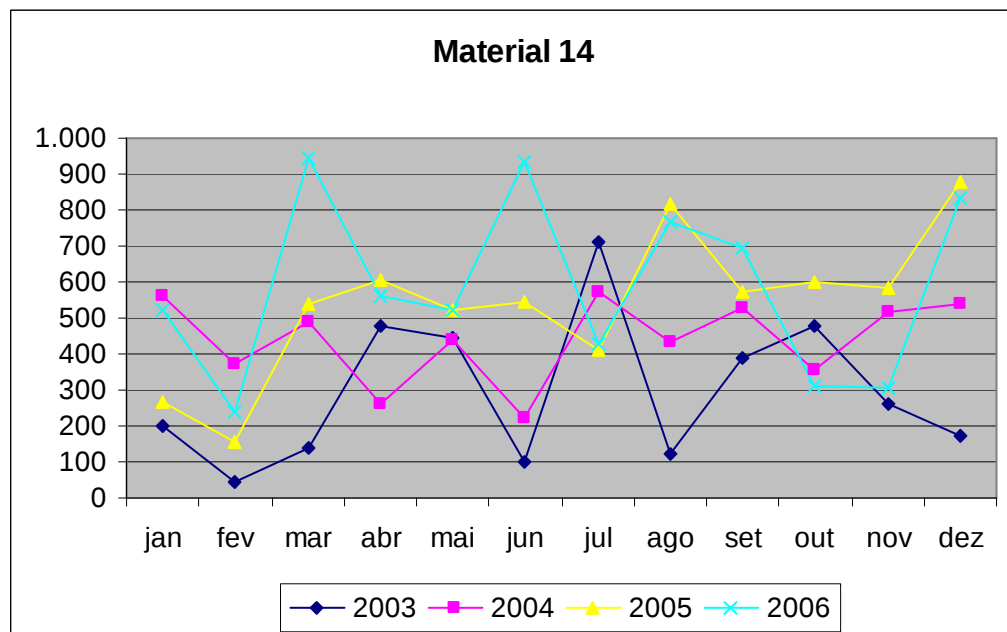
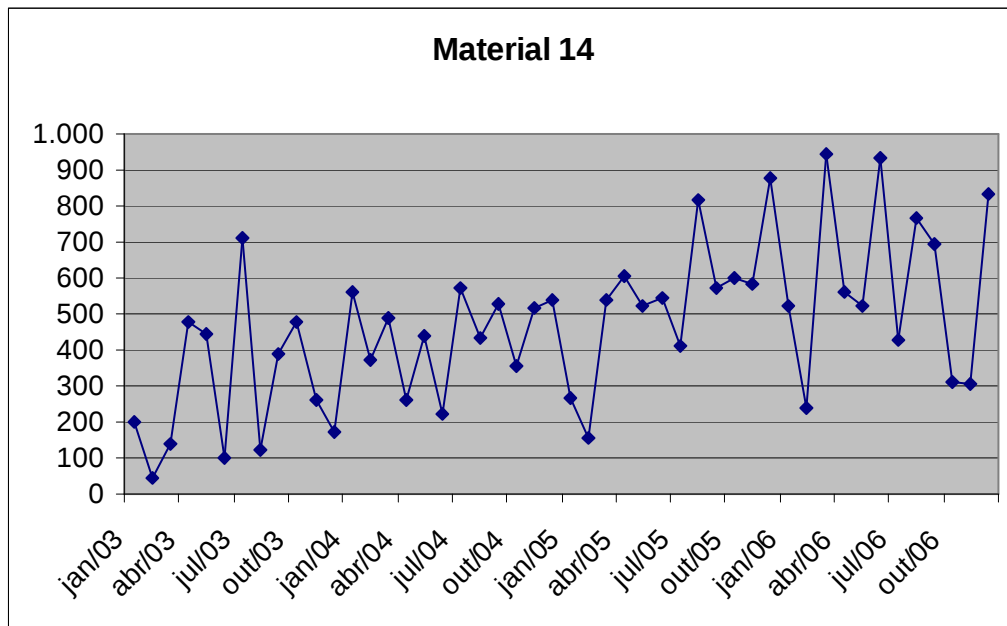
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



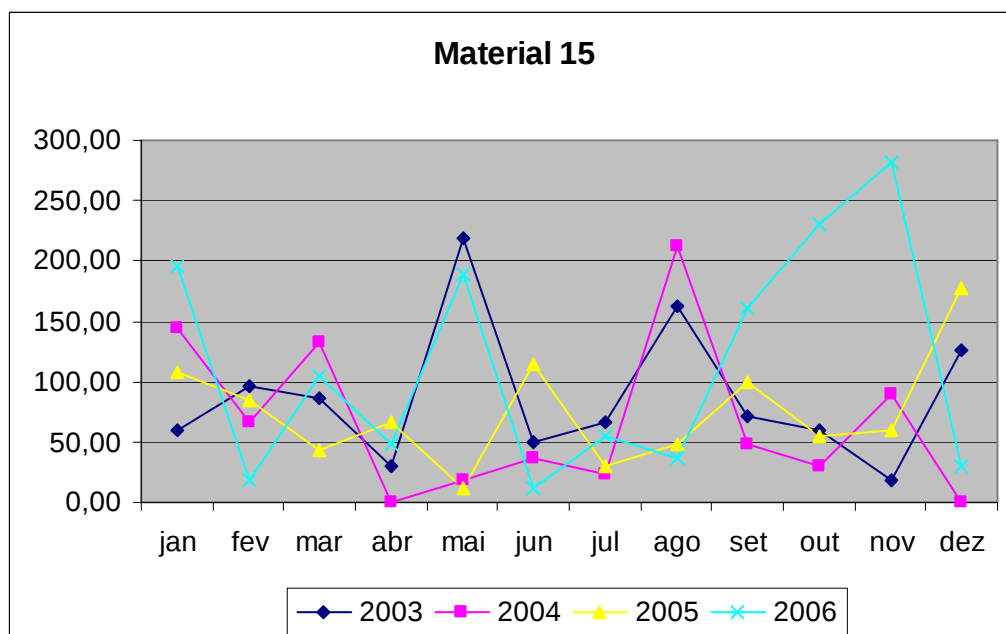
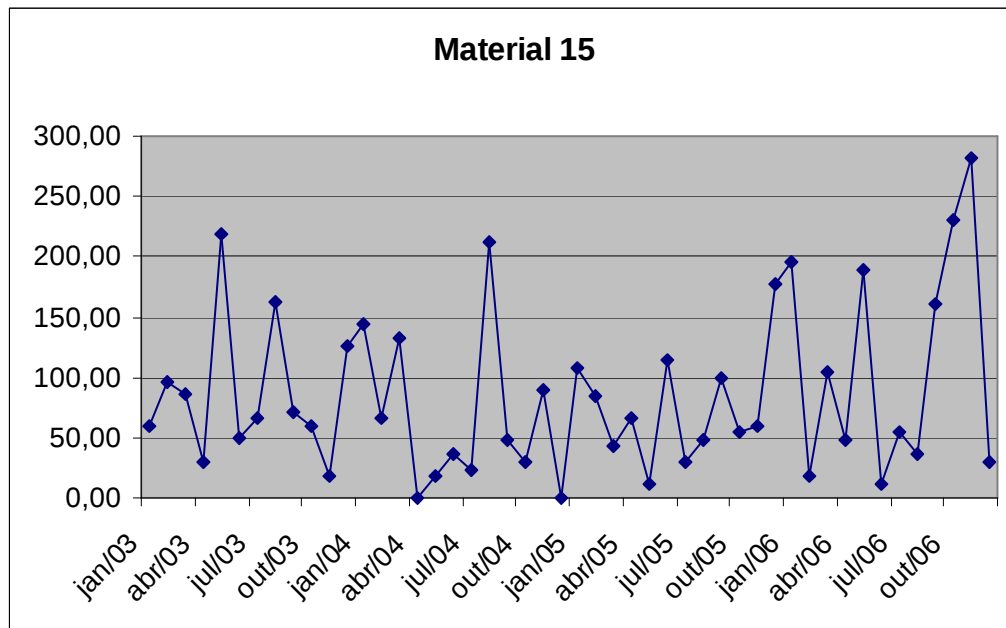
APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material



APÊNDICE B – Gráficos do consumo mensal por material

