

FUCAPE WORKING PAPERS

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

Sérgio Padilha Júnior (FUCAPE Business School)
Marcelo Sanches Pagliarussi (FUCAPE Business School)

No. 08/ (Dezembro) 2008

Metodologia para a Identificação de Modelos de Séries Temporais na Previsão da Demanda de Sobressalentes

Sérgio Padilha Júnior¹ (FUCAPE²)

Marcelo Sanches Pagliarussi³ (FUCAPE)

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 quais os menores erros formaram a base de julgamento para identificação do melhor modelo para cada material. A metodologia foi capaz de indentificar *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.

Palavras-chave: Previsão de demanda. Séries temporais. Suavização exponencial. Administração de materiais.

1 - INTRODUÇÃO

No presente estudo analisa-se o uso de modelos exponenciais na previsão da demanda de itens de estoque. É proposta uma metodologia para identificação *ex ante* do melhor modelo de previsão, dado o comportamento histórico do consumo real em determinado período de tempo.

A previsão da demanda representa uma informação fundamental para o planejamento empresarial, pois é usada para o dimensionamento dos recursos necessários à operação da empresa (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT e HYNDMAN, 1998). Os gerentes não podem planejar e controlar a capacidade produtiva sem uma estimativa da demanda, o que torna

¹ Mestre em Ciências Contábeis pela Fucape Business School. E-mail: sergio.padilha@terra.com.br

² FUCAPE Business School, Av. Fernando Ferrari, 1358 Goiabeiras, Vitória-ES, 29075-010, <http://www.fucape.br>

³ Professor Assistente da Fucape Business School. E-mail: marcelo@fucape.br

importante o entendimento quanto aos procedimentos para as previsões de demanda (SLACK, CHAMBERS e JOHNSTON, 2002).

Diversos estudos empíricos têm sido feitos por meio de modelos exponenciais para previsão da demanda de materiais de estoque de vários tipos 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; STRIJBOSCH *et al.*, 2000; GARDNER e DIAZ-SAIZ, 2002; SNYDER, 2002; GARCIA-FLORES *et al.*, 2003; EAVES e KINGSMAN, 2004; WILLEMAIN, SMART e SCHWARZ, 2004; SYNTETOS e BOYLAN, 2005; SYNTETOS *et al.*, 2005). Tais modelos têm sido apontados como os mais indicados nos dimensionamentos de materiais sobressalentes (MENTZER e KAHN, 1995)

Como 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, nos estudos empíricos citados, quais são os critérios para a seleção das equações que compõem os modelos. 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).

Em geral os estudos anteriores têm evitado o problema de seleção do método de suavização exponencial, e não há ainda nenhuma evidência que a seleção individual aumente a acurácia da previsão sobre a seleção agregada (GARDNER, 2006). A decisão sobre a escolha do melhor modelo exponencial para previsão de demanda tem sido alcançada pela competição entre os diversos modelos, quando são comparados os seus respectivos erros de previsão (BROCKWELL e DAVIS, 1996). 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 uma metodologia para identificação *ex ante* do modelo exponencial mais apropriado em função de variantes de tendência e sazonalidade, ou seja, pressupondo que um determinado modelo fornecerá o menor erro de previsão após sua aplicação. Procurou-se obter meios teóricos e empíricos para compor uma metodologia capaz de identificar *ex ante* o melhor modelo, de modo a reduzir de esforços de simulações dentre os modelos.

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 um aprofundamento específico dos modelos exponenciais, incluindo o modelo de Croston, desenvolvido especificamente para aplicação em demandas intermitentes, bem como os estudos empíricos publicados sobre esses modelos.

2.1 - Previsão da demanda e os modelos de séries temporais

A antecipação do nível de demanda dos produtos ou serviços de uma empresa é uma importante informação para a tomada de decisão. Decisões sobre capacidade e viabilidade econômica de projetos são diretamente influenciadas pela distribuição de probabilidade da demanda. Em relação aos materiais sobressalentes, o nível de estoques é diretamente afetado pelas informações sobre previsão de demanda.

Previsões são feitas de forma qualitativa ou quantitativa. O método qualitativo é subjetivo e baseia-se na intuição e em julgamentos de peritos ou grupo de pessoas, sendo usado quando há pouca ou nenhuma disponibilidade de dados históricos. O método quantitativo baseia-se na análise dos dados históricos (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT e HYNDMAN, 1998; MORETTIN e TOLOI, 2006), e pode ser analisado de duas formas. A primeira relaciona a variável demanda com outras variáveis por meio de relações causais, em geral previstas pela teoria econômica. É o caso dos modelos econométricos mais elaborados usados na previsão da demanda. A segunda forma analisa apenas o histórico da variável demanda. Os valores passados da própria demanda são usados para estimar o seu comportamento futuro, por meio de modelos de séries temporais (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT e HYNDMAN, 1998; PINDYCK e RUBINFELD, 2004; MORETTIN e TOLOI, 2006).

Na previsão de demanda, dois importantes componentes de uma série temporal influenciam a escolha dos modelos de previsão: tendência e sazonalidade (MONKS, 1987). A tendência pode ser definida como a inclinação, positiva ou negativa, dos dados no tempo. A sazonalidade se refere à ocorrência de padrões cíclicos e similares na série de tempo.

Os modelos de previsão baseados em suavização exponencial têm sido indicados para a obtenção de previsões para sistemas de estoque com milhares de itens, comuns em grandes indústrias, dada a sua facilidade de automação e baixo custo (HANKE e REITSCH, 1998; MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT e HYNDMAN, 1998). MENTZER e KAHN (1995)

investigaram onze modelos de previsão quantitativos e quatro qualitativos. Os resultados apontaram que profissionais e executivos são mais familiarizados, estão mais satisfeitos e aplicam mais a técnica de suavização exponencial, dentre as demais técnicas pesquisadas.

2.2 - Modelos de suavização exponencial

As variantes do modelo de suavização exponencial surgiram a partir dos trabalhos de Brown (1959, 1963), Holt (1957) e Winters (1960). São procedimentos que estimam continuamente a previsão atribuindo um peso para a demanda real mais recente (HANKE e REITSCH, 1998). O procedimento básico de previsão pela suavização exponencial é dado pela Equação 1 (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT, HYNDMAN, 1998):

$$P_{t+1} = P_t + a(\text{erro}_t) \quad (1)$$

A previsão para o próximo período é igual à previsão do período anterior mais um ajuste no erro de previsão, dado pela diferença entre os valores observados e previstos no período anterior. O ajuste é uma constante α entre 0 e 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.

Para utilização do método, dois problemas precisam ser resolvidos. Primeiro, o valor da previsão inicial não é conhecido. Para a inicialização do método, é comum assumir que a previsão inicial seja igual ao valor observado ou usar a média dos primeiros valores observados para formar o valor da previsão inicial. Segundo, a definição do valor ótimo de α . Este valor tem sido estimado por meio de simulações ou softwares específicos de forma que sua escolha minimize o erro de previsão (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT e HYNDMAN, 1998).

O Quadro 1 apresenta as variações das equações dos modelos exponenciais, contemplando os efeitos da tendência e sazonalidade. A notação é apresentada no Quadro 2. A equação (1) é o modelo básico e pode ser identificado no Quadro 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.

Quadro 1: Equações do modelo de suavização exponencial

Tendência	Sazonalidade		
	N Nenhuma	A Aditiva	M Multiplicativa
	$S_t = a X_t + (1-a)S_{t-1}$	$S_t = a(X_t - I_{t-p}) + (1-a)S_{t-1}$	$S_t = a(X_t / I_{t-p}) + (1-a)S_{t-1}$

N Nenhuma	$\hat{X}_t^{(m)} = S_t$	$I_t = d(X_t - S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t + I_{t-p+m}$	$I_t = d(X_t / S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t I_{t-p+m}$
A Aditiva	$S_t = a X_t + (1-a)(S_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = g(S_t - S_{t-1}) + (1-g)T_{t-1}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t + mT_t$	$S_t = a(X_t - I_{t-p}) + (1-a)(S_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = g(S_t - S_{t-1}) + (1-g)T_{t-1}$ $I_t = d(X_t - S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t + mT_t + I_{t-p+m}$	$S_t = a(X_t / I_{t-p}) + (1-a)(S_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = g(S_t - S_{t-1}) + (1-g)T_{t-1}$ $I_t = d(X_t / S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = (S_t + mT_t)I_{t-p+m}$
AS Aditiva Suavizada	$S_t = a X_t + (1-a)(S_{t-1} + fT_{t-1})$ $T_t = g(S_t - S_{t-1}) + (1-g)fT_{t-1}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t + \sum_{i=1}^m f^i T_t$	$S_t = a(X_t - I_{t-p}) + (1-a)(S_{t-1} + fT_{t-1})$ $T_t = g(S_t - S_{t-1}) + (1-g)fT_{t-1}$ $I_t = d(X_t - S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t + \sum_{i=1}^m f^i T_t + I_{t-p+m}$	$S_t = a(X_t / I_{t-p}) + (1-a)(S_{t-1} + fT_{t-1})$ $T_t = g(S_t - S_{t-1}) + (1-g)fT_{t-1}$ $I_t = d(X_t / S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = \left(S_t + \sum_{i=1}^m f^i T_t \right) I_{t-p+m}$
M Multiplicativa	$S_t = a X_t + (1-a)(S_{t-1} R_{t-1})$ $R_t = g(S_t / S_{t-1}) + (1-g)R_{t-1}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^m$	$S_t = a(X_t - I_{t-p}) + (1-a)S_{t-1}R_{t-1}$ $R_t = g(S_t / S_{t-1}) + (1-g)R_{t-1}$ $I_t = d(X_t - S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^m + I_{t-p+m}$	$S_t = a(X_t / I_{t-p}) + (1-a)S_{t-1}R_{t-1}$ $R_t = g(S_t / S_{t-1}) + (1-g)R_{t-1}$ $I_t = d(X_t / S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = (S_t R_t^m)I_{t-p+m}$
MS Multiplicativa Suavizada	$S_t = a X_t + (1-a)(S_{t-1} R_{t-1}^f)$ $R_t = g(S_t / S_{t-1}) + (1-g)R_{t-1}^f$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^{\sum_{i=1}^m f^i}$	$S_t = a(X_t - I_{t-p}) + (1-a)(S_{t-1} R_{t-1}^f)$ $R_t = g(S_t / S_{t-1}) + (1-g)R_{t-1}^f$ $I_t = d(X_t - S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = S_t R_t^{\sum_{i=1}^m f^i} + I_{t-p+m}$	$S_t = a(X_t / I_{t-p}) + (1-a)(S_{t-1} R_{t-1}^f)$ $R_t = g(S_t / S_{t-1}) + (1-g)R_{t-1}^f$ $I_t = d(X_t - S_t) + (1-d)I_{t-p}$ $\hat{X}_t^{(m)} = \left(S_t R_t^{\sum_{i=1}^m f^i} \right) I_{t-p+m}$

Fonte: Gardner (2006, p. 640)

Quadro 2: Notação das equações de suavização exponencial

a	Coeficiente de suavização do nível da série
g	Coeficiente de suavização da tendência
d	Coeficiente de suavização do índice sazonal
f	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 a 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)

Cada equação pode ser melhor compreendida pela representação gráfica do perfil de previsão, apresentada na Figura 1. No comportamento da série de dados, uma tendência aditiva pode ser interpretada como uma variação linear no nível da série, ou seu valor de base. A tendência multiplicativa representa uma variação não-linear, ao longo do tempo. Em ambos os casos pode haver um amortecimento da reta em determinado período, o qual foi designado como tendência aditiva ou multiplicativa suavizada (GARDNER, 2006).

No caso da sazonalidade, o comportamento pode ser aditivo, no qual a variação cíclica é constante, ou multiplicativo, em que a variação cíclica não é constante. Finalmente, é possível observar a presença de ambos os comportamentos, tendência e sazonalidade, na série. Por exemplo, é possível observar séries com tendência aditiva e sazonalidade multiplicativa (GARDNER, 2006).

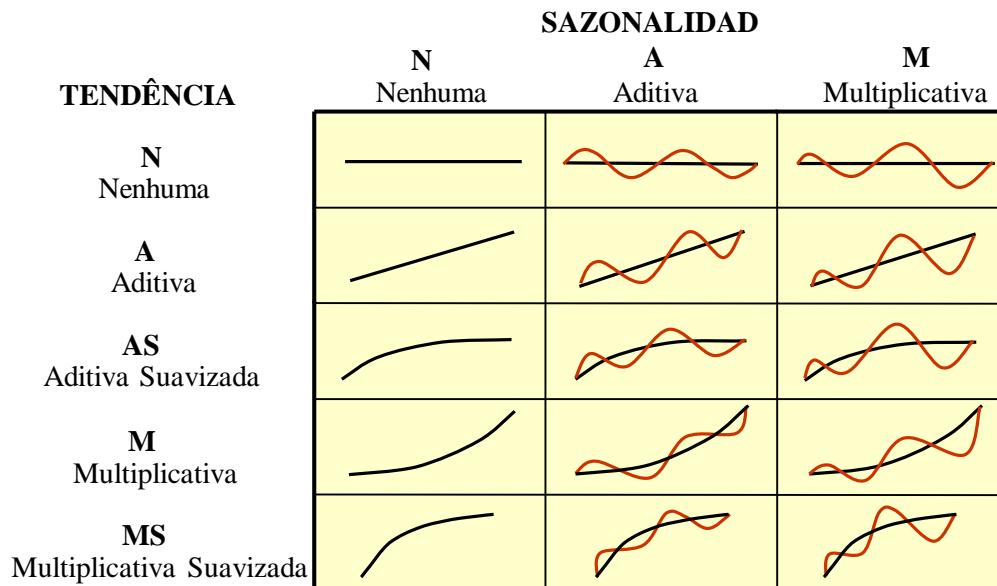


Figura 1: Perfil de previsão

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

No Quadro 3 são identificados os estudos anteriores que abordaram a previsão de materiais de estoque (GARDNER, 2006). Observa-se que vários estudos adotaram unicamente

o modelo exponencial básico N-N, dentre os modelos da Tabela 1, ou seja, sem os efeitos da tendência e sazonalidade,

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)

2.3 - 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, a série temporal apresenta valores zero no consumo de alguns períodos. A previsão pelo método de Croston é dada pelas equações a seguir, com a notação apresentada no Quadro 4.

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

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

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

Quadro 4: 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”
a	Coefficiente 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, ausência de demandas intermitentes, o nível suavizado 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 apresentado no Quadro 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 é corrigida da seguinte forma:

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

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 do Quadro 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 dos demais métodos testados.

3 - METODOLOGIA

A seguir será detalhada a metodologia proposta e utilizada para a seleção de modelos exponenciais de previsão de demanda de itens de estoque.

3.1 – Seleção de materiais

No caso da empresa analisada, a Aracruz Celulose S.A., o seu porte resulta na utilização de milhares em estoque. Diante disto, torna-se necessário um critério para definição dos materiais mais importantes a serem acompanhados no controle de estoque. O princípio ABC é proposto inicialmente como critério de escolha dos materiais. Tal critério permite segregar os materiais de acordo com o valor econômico da sua utilização. Os itens de maior dominância são classificados de maneira decrescente em A, B e C.

3.2 - Perfil de previsão

Para aplicar o método de previsão de suavização exponencial, é necessário investigar o perfil de previsão adequado para cada material estudado, pois há um procedimento matemático diferente em cada perfil. Como resultado das combinações de tendência e sazonalidade, 15 modelos matemáticos diferentes de suavização exponencial podem ser escolhidos, conforme observado Figura 1.

Num caso hipotético, se um dado material que tenha um histórico que demonstre não haver sazonalidade e tendência da demanda, espera-se que o modelo exponencial de previsão do quadrante N-N da Figura 1, seja mais apropriado, ou seja, retorne o menor erro de previsão em relação aos demais modelos da Figura 1.

A análise gráfica pode revelar se o comportamento da série apresenta algum tipo de sazonalidade ou tendência. Outra forma mais objetiva de verificar a existência de tendência e sazonalidade é o uso de testes sugeridos por Morettin e Tolo (2006). O teste de sequências Wald-Wolfowitz pode ser usado para avaliar indícios de tendência. O teste Kruskal-Wallis é sugerido para avaliar há indícios de sazonalidade. Porém, ambos os testes não conseguem concluir o perfil da tendência e da sazonalidade. É necessária a análise gráfica subjetiva.

3.3 - Erros de previsão

O erro da previsão ou resíduo representa a diferença entre o valor real e o previsto, e tem sido empregado como medida de desempenho do modelo de previsão. O menor erro obtido seria consequência do melhor modelo de previsão adotado, o que sugere a necessidade de se testar vários modelos no conjunto de dados e avaliar a medida de erro de cada um.

Três fórmulas para cálculo do erro de previsão têm sido indicadas para a comparação entre modelos (HANKE e REITSCH, 1998; MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT e HYNDMAN, 1998): *Erro Quadrático Médio (EQM)*, *Desvio Absoluto Médio (DAM)* e *Média Percentual do Erro Absoluto (MPEA)*.

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

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

$$DAM = \text{mean} |e_t| \quad (7)$$

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

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

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.

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

3.4 - Metodologia geral proposta no trabalho

A seqüência de etapas da metodologia sugerida é representada esquematicamente na Figura 2. Inicialmente é feita 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, conforme a Figura 1. A determinação do perfil de previsão envolve a realização de testes estatísticos para identificar perfis de tendência e sazonalidade. A análise visual gráfica complementa os testes estatísticos na identificação da forma com que a tendência e sazonalidade se comportam, entre 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 e HYNDMAN, 1998).

A comparação dos erros de previsão será a base para conclusão do melhor modelo, bem como 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 será comparado com os demais.

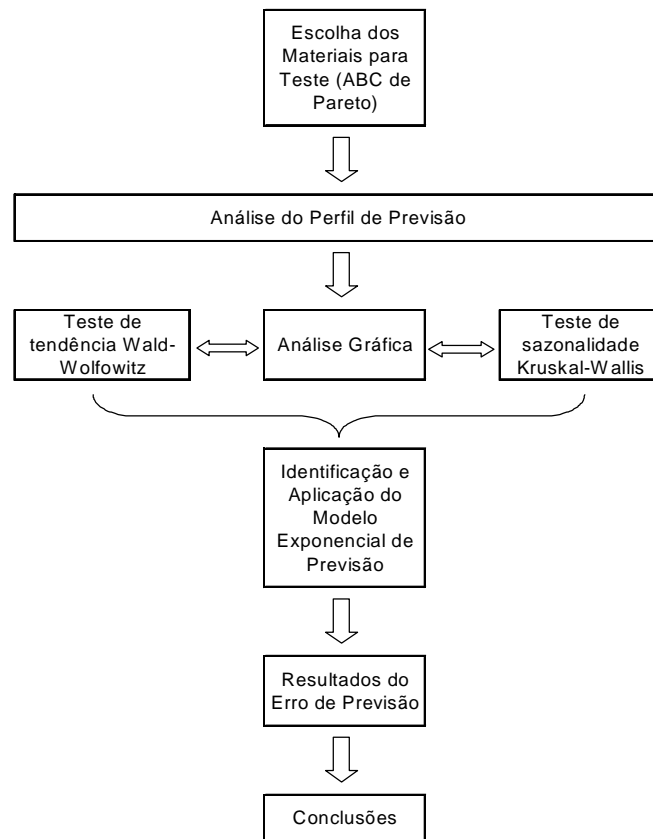


Figura 2: Metodologia proposta para a seleção de modelos exponenciais de previsão de demanda de materiais sobressalentes

Fonte: Desenvolvido pelos autores

4 – RESULTADOS E DISCUSSÃO

A seguir serão apresentados os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta para a identificação dos modelos exponenciais para a previsão de demanda.

4.1 – Aplicação da metodologia para seleção dos modelos de previsão

A empresa estudada possui sistema automatizado próprio para o cálculo da previsão de consumo de seus sobressalentes. O modelo constante, que corresponde ao modelo N-N do Quadro 1, é parametrizado no software SAP-R/3®, que pode ser alterado a qualquer momento pelo técnico, e em qualquer material. Podem ser adicionadas variáveis de tendência aditiva e/ou sazonalidade multiplicativa. Assim, o sistema da empresa estudada permite utilizar apenas os modelos N-N, A-N, N-M ou A-M, do Quadro 1, dependendo da forma como serão combinadas as variáveis de tendência e sazonalidade.

A aplicação da metodologia proposta teve início com a classificação dos materiais, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1: Classificação ABC da empresa estudada

	qtde.	qtde. %	R\$/ano	R\$ %
A	215	2,8%	58.457.826,00	76,4%
B	590	7,7%	10.014.278,40	13,1%
C	6.894	89,5%	8.074.805,40	10,5%
Total	7.699	100,0%	76.546.909,80	100,0%

Além dos materiais da Tabela 1, a empresa classifica ainda outros os materiais, os quais 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.

4.1.1 - Seleção dos materiais a serem estudados

Dentre os materiais classificados como A, 16 foram selecionados para a aplicação da metodologia de seleção do modelo de previsão, pois são os materiais que seguem a política de previsão de consumo por meio do modelo quantitativo do software de gerenciamento de estoque.

4.1.2 - Análise do perfil de previsão

Seguindo a estratégia adotada por Makridakis *et al.*, (1998), os dados iniciais da amostra, compreendendo o período de 2003 a 2006, foram utilizados para determinação do perfil de previsão. A parte da amostra que corresponde aos dados de 2007 foi utilizada para computar os erros de previsão.

As Figuras 3 e 4 apresentam como exemplo os gráficos do Material 1. Observa-se que no comportamento do consumo deste material, apesar da aleatoriedade, os dados parecem seguir uma tendência linear (ou aditiva), não havendo sazonalidade em um período específico.

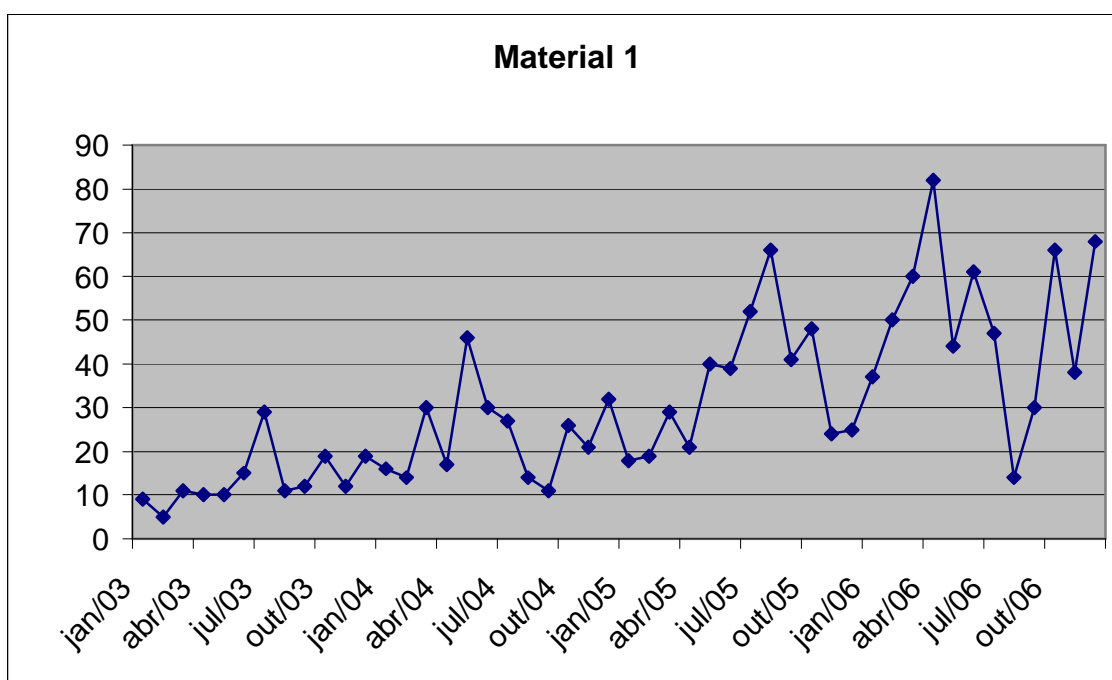


Figura 3: Série de consumo do Material 1

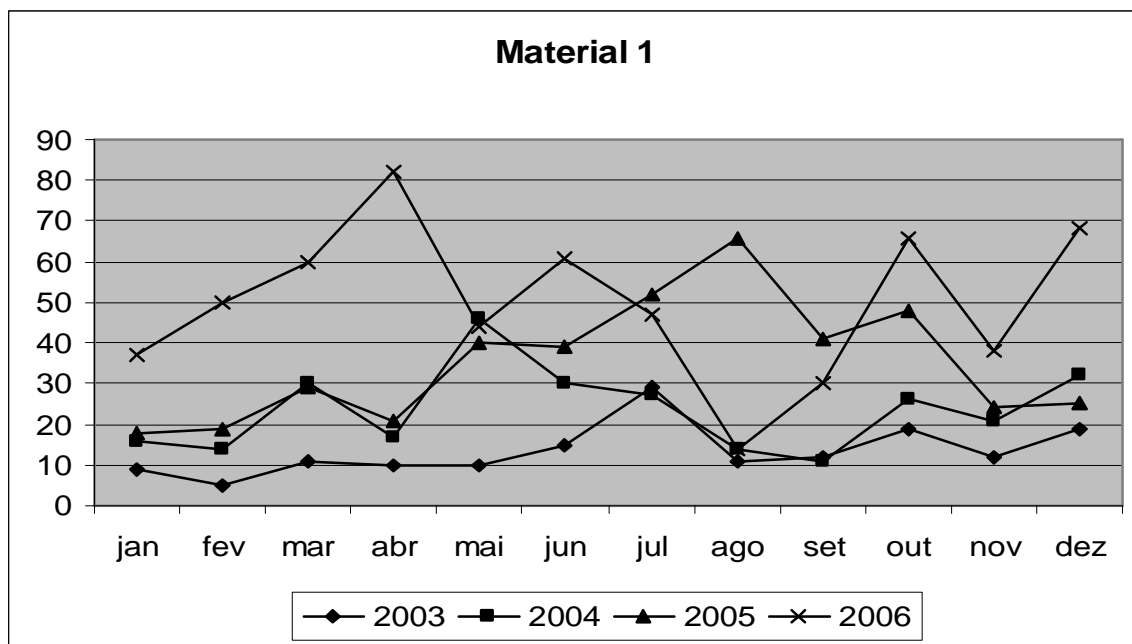


Figura 4: Séries anuais de consumo do Material 1

Aplicando-se o teste de Wald-Wolfowitz, conclui-se que há indícios de tendência na série de dados do Material 1. O teste de Kruskal-Wallis não indicou presença de sazonalidade.

Com base nessas análises pode-se inferir que o perfil de previsão do Material 1 se aproxima do quadrante AN da Figura 1. Assim, espera-se que o uso do modelo exponencial AN do Quadro 1 retorne o menor erro de previsão em relação aos demais modelos exponenciais.

A dinâmica da análise realizada para o material 1 foi replicada nos outros 15 materiais, e seus resultados estão sintetizados na Tabela 2 a seguir.

Tabela 2: Análise do perfil de previsão

Material	Indícios de Tendência - gráfico	Indícios de Sazonalidade e - gráfico	Indícios de Tendência - Wald-Wolfowitz	Indícios de Sazonalidade - Kruskal-Wallis	Demanda Intermitente	Modelo Exponencial mais indicado
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	Não	Não	Não	Sim	Croston

	identificado	identificado	identificado	identificado		
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

Algumas observações sobre os resultados da Tabela 2 são importantes:

- Como o teste Wald-Wolfowitz não indica o tipo de tendência na série, por exemplo se ela é aditiva ou multiplicativa, esta análise foi feita visualmente no gráfico de cada material conforme a Figura 3;
- Material 2: a análise gráfica deixou dúvidas sobre o 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. Como resultado, foram incluídos modelos com e sem tendência.
- Material 11: apesar do teste Kruskal-Wallis ter indicado sazonalidade na série, a análise gráfica permitiu mesma conclusão, em função de não estar claro no gráfico o padrão dos picos de demanda. Foram selecionados modelos com e sem sazonalidade;
- Material 13: dada a demanda altamente intermitente, com quase a metade dos 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 2, com exceção do material 13 os demais 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.

Para testar os modelos com sazonalidade, é necessário definir o número de períodos do ciclo sazonal (variável p), conforme indicado nos Quadros 1 e 2. Foi utilizada a periodicidade anual ($p = 12$) por se tratar de uma série mensal.

4.2 – Comparações entre os modelos de previsão

Os modelos tidos como mais indicados na Tabela 2 competem com os outros modelos na comparação do erro de previsão. Para inicialização de cada modelo foi utilizado o procedimento do SPSS para parametrizar os valores dos coeficientes e previsões iniciais, de forma a minimizar o erro de previsão SEQ.

Os resultados da comparação entre os modelos selecionados e os demais são apresentados na Tabela 3 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).

Tabela 3: Comparação entre o modelo de previsão selecionado pela metodologia proposta e os demais modelos possíveis

Materia 1	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	1º A-N 2º N-N 3º AS-N	SIM	N-N
10	A-N ou Croston	1º A-A 2º AS-A 3º N-A	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	1º Croston e 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 pelos autores

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 que apenas em cinco casos (materiais 2, 9, 11 e 16) a metodologia proposta permitiu selecionar o modelo com um dos três menores SEQ, sendo que nestes materiais o modelo N-N adotado pela empresa não produziu um dos três menores SEQ. O modelo N-N adotado pela empresa esteve oito vezes entre os modelos com os três menores SEQ (materiais 1, 3, 4, 5, 9, 12, 13 e 15). No entanto, no caso do material 5 o modelo previsto pela metodologia também foi o N-N, e no caso do material 13 o modelo previsto pela metodologia (Croston) empatou com o N-N. Ainda, no caso do material 9, o modelo previsto pela metodologia teve desempenho superior ao adotado pela empresa.

5 - CONCLUSÃO

Os estudos empíricos envolvendo modelos de previsão de demanda de itens de estoque se caracterizam por não oferecer formas de identificação do melhor modelo. A ausência de sugestões nesse sentido tem sido explicada pela dificuldade em se propor uma metodologia eficiente envolvendo o uso de modelos exponenciais na previsão de demanda materiais de consumo. No presente estudo foi proposta uma metodologia, baseada em procedimentos teóricos e empíricos, para a seleção de modelos de previsão. Os resultados obtidos com a aplicação da metodologia reforçam a dificuldade de selecionar modelos de previsão de demanda.

De um modo geral, a metodologia proposta não resultou em ganhos na precisão do processo de previsão atualmente utilizado pela empresa, baseado em um modelo exponencial simples, sem tendência ou sazonalidade. Há que se ressaltar, no entanto, que o critério de avaliar o desempenho de modelos de previsão por meio da comparação entre os erros de previsão tem um caráter *ad hoc*. Isto ocorre pela inexistência de procedimentos estatísticos que permitam a comparação conclusiva das magnitudes dos termos de erro de modelos de previsão.

Adicionalmente, os modelos de previsão de demanda normalmente atribuem o mesmo peso para os erros de previsão positivos e negativos. No entanto, os custos associados aos dois tipos de erro não são os mesmos, uma vez que o custo da falta de estoque é geralmente mais elevado que o custo da manutenção de itens em estoque a mais. Sugere-se o desenvolvimento de análises incorporando pesos diferentes para os erros de previsão positivos e negativos.

Uma razão sugerida para explicar o fato da metodologia não ter resultado em ganhos no processo de previsão é a aleatoriedade observada nos dados de consumo dos materiais analisados. A aleatoriedade numa série temporal afeta 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. Esta é uma das possíveis razões para o fato do modelo A-A ter aparecido freqüentemente como o modelo de menor erro.

A dificuldade prática de seleção *ex ante* de modelos exponenciais deve servir de estímulo no desenvolvimento de novas metodologias, ou ajustes na que foi proposta neste trabalho. Uma sugestão para os estudos futuros é investigar porque e como a aleatoriedade de uma série temporal interfere no processo de seleção de modelos de previsão de demanda para materiais de consumo. Outro aspecto importante envolve analisar se um refinamento da metodologia de seleção gera benefícios econômicos e operacionais que justifiquem alterações periódicas nos softwares utilizados pelas empresas.

6 - AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Aracruz Celulose S/A pelo acesso aos dados necessários para a aplicação desse estudo de caso, em especial ao Paulo Roberto Pereira de Medeiros e ao Angelo de Souza Tulli.

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.
- 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-SAIZ, 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.
- 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.

A Methodology to Identify Time Series Models for Inventory Forecasting

Abstract

This study investigates the use of exponential models for forecasting inventory items. A procedure was developed to identify ex ante the most suitable models for inventory items. The study was performed in a manufacturing company, and a sample of sixteen service parts materials, in a period of five years, was used to test the procedure. The sample consists of service parts that have representative annual costs in comparison with other materials. Each material was submitted to simulations with different exponential smoothing models, and its results were expressed by the sum of quadratic errors as the parameter for judging each model performance. Results indicate that the suggested methodology did not produce better results

than the forecasting procedure that is currently in use by the company, which is based on the simplest exponential model.

Key-words: Demand forecasting. Time series. Exponential smoothing. Materials management.