

# Um método para previsão de vendas cumulativas por intervalo em promoções de bens de consumo

Nivaldo Kassouf Pizzinatto  
Eduardo Eugênio Spers  
Oswaldo Elias Farah  
Marcos Fava Neves

## RESUMO

Prever e monitorar a evolução das vendas promocionais é uma preocupação gerencial. Na busca da otimização entre oportunidades e recursos, a previsão de resultados de vendas de promoções pode ser realizada por metodologias cumulativas. Neste estudo, propõe-se um método de previsão de vendas por intervalo baseado em dados parcialmente acumulados, partindo da premissa de que existe um comportamento-padrão de difusão entre promoções. O método foi aplicado em uma empresa de bens de consumo, buscando prever as vendas trissemanais de nove promoções em função da venda diária acumulada. As principais conclusões indicam que o método apresenta facilidade de implementação e acurácia considerada aceitável pelos gestores ante parâmetros preestabelecidos, validando o método como um auxílio à tomada de decisões em *marketing*. Os resultados indicam que, no caso estudado, a acurácia do método está ligada ao acúmulo de dados, e que, apesar de estatisticamente não ser aceitável que a variação *ex ante* seja a mesma variação *ex post*, se podem realizar previsões por intervalo com razoável aceitação sob o enfoque gerencial.

**Palavras-chave:** previsão de vendas, promoções, métodos cumulativos, previsões por intervalo.

## 1. INTRODUÇÃO

Minimizar a incerteza é um objetivo humano decorrente basicamente da necessidade de conhecimento e preparação prévia para lidar adequadamente com uma situação futura (NORTH, 1990, p.4). O futuro é provavelmente uma das maiores fontes de incerteza humana e, para diminuí-la ao longo do tempo, foi criada uma série de métodos quantitativos de previsão.

Em previsões sobre vendas em promoções, novas tecnologias no mercado, ou produtos de moda (FISHER *et al.*, 2000, p.1), quando inexistem dados passados, ou quando os dados anteriores sejam pouco úteis para a previsão (MITRA, 2005, p.263), podem-se utilizar os primeiros dados de vendas para, a partir de padrões

Recebido em 11/junho/2005  
Aprovado em 25/abril/2007

Nivaldo Kassouf Pizzinatto, Graduado em Comunicação Social e Mestre em Administração de Empresas pela Universidade Metodista de Piracicaba (Unimep), é Professor do Departamento de Administração da Unimep (CEP 13400-901 — Piracicaba/SP, Brasil) e Gerente de Planejamento Mercadológico da Natura Cosméticos S.A. E-mail: nivaldopizzinatto@hotmail.com  
Endereço:  
Rua Samuel Neves, 2030  
13416-305 — Piracicaba — SP

Eduardo Eugênio Spers, Engenheiro Agrônomo pela Universidade Estadual Paulista, Mestre em Economia Aplicada pela Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz" (Esalq) da Universidade de São Paulo (USP), Doutor em Administração pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP, é Professor da Esalq-USP (CEP 13418-900 — Piracicaba/SP, Brasil), da Universidade Metodista de Piracicaba e da Faculdade de Gestão e Negócios, Pesquisador do PENSA — Centro de Conhecimentos em Agronegócios e Consultor nas áreas de *marketing*, estratégia e agronegócios. E-mail: edespers@usp.br  
eespers@unimep.br

Oswaldo Elias Farah, Mestre em Administração pela Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, Doutor em Administração pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, é Professor do Mestrado em Administração da Universidade Metodista de Piracicaba (CEP 13400-901 — Piracicaba/SP, Brasil). E-mail: oefarah@unimep.br  
oefarah@terra.com.br

Marcos Fava Neves é Professor Livre-Docente do Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo (CEP 14040-900 — Ribeirão Preto/SP, Brasil), Coordenador do PENSA — Centro de Conhecimentos em Agronegócios e Membro do MARKESTRAT — Centro de *Marketing* e Estratégia de Empresas. E-mail: mfaneves@usp.br

de difusão, projetar a venda futura (KEKRE *et al.*, 1990; GUERRERO e ELIZONDO, 1997; BODILY e FREELAND, 1988; MAKRIDAKIS *et al.*, 1993; MEADE e ISLAM, 1998; HJELKREM, 2001; DE ALBA e PASCUAL, 2003).

Neste estudo, propõe-se um método de previsão de vendas baseado na projeção dos períodos em função de subperíodos acumulados. Parte-se da premissa de que a venda acumulada de uma promoção segue um dado-padrão de difusão no tempo. Em função disso, os primeiros dados parciais de vendas de um período podem ser utilizados para a projeção das vendas totais do período. Se a proporção de saques em uma agência bancária ao longo dos dias de um mês for semelhante entre os meses, podem-se utilizar os dados dos primeiros dias do mês para prever o total de saques do mês. Por exemplo, sabendo-se que em média 50% dos saques ocorrem até o sexto dia do mês, e até o quinto dia do mês têm-se R\$ 15.000 em saques, pode-se inferir que o total de saques do mês deve estar próximo de R\$ 30.000, ou seja, R\$ 15.000 dividido por 50%.

O método proposto foi aplicado a dados *ex ante* e *ex post* de uma indústria de bens de consumo para prever a reação do mercado a novas promoções. Dados *ex ante* são dados já conhecidos, ou seja, com base histórica, normalmente utilizados para estimar os parâmetros de um modelo; dados *ex post* ocorrem posteriormente à estimação dos parâmetros de um modelo. Por serem previamente desconhecidos, os dados *ex post* servem como um teste mais fiel da capacidade de o modelo estimar dados futuros (MAKRIDAKIS *et al.*, 1993).

O objetivo geral do estudo é propor um método de previsão que projete, por ponto e por intervalo, os resultados de um período de três semanas de venda de uma promoção a partir dos resultados de vendas dos primeiros dias em uma empresa de bens de consumo.

Em termos de originalidade, o estudo propõe um método de implementação simples para a previsão de vendas de promoções por meio de dados cumulativos.

Embora autores como De Alba e Pascual (2003) levantem em seu trabalho a questão da variância entre diversos subperíodos, a utilização dessa variância para o estabelecimento de limites de confiança para a previsão — que é uma das propostas do presente trabalho — acrescenta originalidade ao tema.

Muito da importância do estudo reside no fato de que o método proposto exige apenas conhecimentos de estatística descritiva básica, apresentando, portanto, mais facilidade de uso. Makridakis *et al.* (1993, p.761-788) afirmam que facilidade de uso é um importante fator na seleção de métodos de previsão de vendas.

Wacker e Cromartic (1979) lembram que muitas pequenas empresas acabam não utilizando ferramentas de previsão de vendas por não contarem em seus quadros com recursos técnicos mais sofisticados. Assim, a metodologia pode ser especialmente útil para pequenos e médios empreendimentos.

O artigo estrutura-se primeiramente delineando as hipóteses a serem testadas. Em seguida é feita revisão bibliográfica sobre

previsão de vendas e sua importância, métodos de previsão de vendas, entrando em detalhe na questão de métodos cumulativos de previsão. Posteriormente, apresentam-se a metodologia de coleta e a análise de dados e de teste das hipóteses elencadas. Por fim, têm-se a análise e a discussão dos resultados, conduzindo as considerações finais sobre o estudo.

## 2. HIPÓTESES DA PESQUISA

Em função do escopo do trabalho e de seus objetivos, foram levantadas algumas hipóteses para o estudo, as quais são abordadas a seguir.

**Hipótese 1** — A partir de padrões de difusão *ex ante* identificados, pode-se projetar o resultado das ações promocionais *ex post* da empresa com acurácia aceitável do ponto de vista do decisor.

Diversos autores, como De Alba e Pascual (2003), De Alba e Mendoza (2001), Fisher *et al.* (2000), Kekre *et al.* (1990), Bodily e Freeland (1988), Guerrero e Elizondo (1997), Bestwick (1975), propuseram metodologias para projetar resultados totais em função dos primeiros dados parciais. Essa hipótese será verificada pela avaliação da acurácia ante uma previsão referencial.

Os erros médios das duas previsões serão comparados por meio de teste *t* para médias pareadas, seguindo recomendação de Hill *et al.* (1996, p.1084) que afirmam: “como as previsões não são estatisticamente independentes [...], o teste *t* para médias pareadas é robusto à distribuição dos dados, para a não-homogeneidade das variâncias e à dependência estatística”.

Paralelamente, existem hipóteses ligadas à natureza da metodologia estudada e à proposta específica de previsão por intervalo.

**Hipótese 2** — Quanto mais subperíodos acumulados forem utilizados na previsão realizada pelo método, maior a acurácia.

Jain (2003), West (1997) e Makridakis *et al.* (1993) afirmam que quanto menor o horizonte de previsão e maior o acúmulo de dados, mais acurada tende a ser a previsão. Outros autores, como Mitra (2005), afirmam que o acúmulo de dados não leva necessariamente a maior acurácia. Essa hipótese será verificada pela avaliação da acurácia das previsões feitas com os primeiros dados disponíveis, comparada com a acurácia das previsões feitas com mais dados acumulados. Os erros médios das duas previsões serão comparados por meio de teste *t* para médias pareadas.

**Hipótese 3** — A variação *ex ante* da difusão pode ser utilizada para realizar previsões por intervalo com dados *ex post*.

A inferência estatística usa da variação encontrada em amostras para buscar delimitar intervalos de confiança (MARTINS, 2001). De Alba e Pascual (2003) afirmam que o coeficiente de variação de uma difusão histórica é um referencial de quão boa pode ser uma previsão baseada nessa difusão. No exemplo do banco, se em uma agência até o quarto dia do mês há em média 20% dos saques com um desvio-padrão de 2% e, em outra agência, tem-se para o mesmo período uma média de 20% com um desvio de 5%, pode-se esperar mais variação nas previsões realizadas na segunda agência. Nos dois casos, o desvio-padrão dessa média *ex ante* pode servir para projetar por intervalo a venda futura. Essa hipótese será validada comparando-se o número de previsões realizadas dentro do intervalo esperado em função do desvio-padrão *ex ante* com o número de casos efetivamente dentro do limite esperado. Por exemplo, em uma distribuição *t* com  $gl=30$ , deve-se esperar 85,6% dos dados no intervalo entre a média  $\pm 1,5$  desvios-padrão.

### 3. PREVISÃO DE VENDAS

A previsão de vendas pode ser definida como uma “estimativa da venda em unidade monetária ou quantidade de produto, para um período específico no futuro, sob um plano de *marketing* e determinadas condições de mercado” (CHURCHIL *et al.*, 2003, p.131). Uma previsão de vendas acurada — que pode ser medida pela diferença entre o que foi previsto e o que foi realizado — impacta consideravelmente o resultado do negócio, pelas razões destacadas por Wacker e Cromartic (1979, p.1):

- “[previsões de vendas] muito altas farão com que a empresa gaste com recursos em excesso, e gastos desnecessários reduzem a rentabilidade. Por outro lado, se [as previsões de vendas] forem muito baixas, a empresa não terá recursos suficientes para atender à demanda, e lucros serão perdidos pela incapacidade de atender pedidos em tempo hábil. Uma boa previsão reduz a probabilidade de surpresas — e surpresas não são boas para os negócios”.

Fica implícito, nas palavras de Wacker e Cromartic (1979), o papel da previsão de vendas como fator de equilíbrio entre oportunidades mercadológicas e utilização de recursos, que conduz à lucratividade do negócio.

De forma resumida, os métodos de previsão de vendas podem ser qualitativos ou quantitativos. Métodos qualitativos normalmente se baseiam no julgamento humano. Têm a vantagem de conseguir abarcar um número de fatores maior que métodos quantitativos, mas trazem em si inerentemente forte dose de subjetividade e influências emocionais ou do grupo decisor. Métodos quantitativos são isentos de fatores subjetivos, porém tem maior dificuldade em levar em conta variáveis não-quantificáveis, como *design*, gosto, entre outras. Den-

tro dos métodos quantitativos, uma distinção pode ser feita entre métodos causais e de séries temporais. Métodos causais tentam identificar relações entre variáveis que possam explicar a variação nas vendas. Um bom exemplo é a influência do preço nas vendas. Métodos baseados em séries temporais partem da premissa de que existem componentes da série temporal — quer sejam essas tendências, ciclos, ou sazonalidade — que possam ser estimados e previstos, independentemente de sua causa (MAKRIDAKIS *et al.*, 1993). Normalmente têm bom desempenho em mercados de forte sazonalidade e menor interferência de variáveis econômicas.

Uma previsão ou inferência pode ser por ponto ou por intervalo de confiança (MARTINS, 2001, p.170-171), sendo o intervalo associado a um dado grau de confiança decorrente de uma distribuição de probabilidades que aponta a probabilidade para cada valor de uma variável aleatória (TRIOLA, 1999, p.210). Uma previsão por ponto, por exemplo, seria dizer que a venda em itens da próxima trissemana seria igual a 10.000 itens. A estimativa por intervalo reconhece as variações aleatórias e assume que se comportam de acordo com uma dada distribuição de probabilidades. Por exemplo, no mesmo caso, uma estimativa probabilística seria dizer que, com 90% de confiança, a venda fica entre 9.500 e 10.500 itens (MAKRIDAKIS *et al.*, 1993).

Uma série de indicadores podem ser utilizados para medir a acurácia, definida como a diferença entre o valor previsto e o valor real observado posteriormente (JAIN, 2003, p.2-4).

Makridakis *et al.* (1993) levantam também a questão da acurácia marginal de um dado método contra a complexidade marginal agregada. Resumidamente, por vezes pode-se atingir uma acurácia maior, porém a um custo, em termos de complexidade do processo, que torna pouco compensadora a acurácia atingida.

Um teste simples proposto por Makridakis *et al.* (1993) é a comparação da acurácia obtida pelo método em teste contra o chamado *naive forecast 1* (previsão ingênua) ou *nf1*, que consiste simplesmente em aplicar o último valor obtido como previsão para o próximo período. Assim, um dado método pode apresentar resultados bastante aceitáveis em si, em termos de acurácia, mas que perdem expressividade quando comparados à acurácia obtida pela previsão *nf1*.

Apesar de a previsão *nf1* ser a de mais simples realização, é de se destacar que em muitos casos a acurácia de métodos bastante sofisticados é pouco superior à obtida pela previsão *nf1*, especialmente quando a previsão é de curto prazo e com um horizonte de somente um período adiante — para detalhes, consultar tabela comparativa feita por Makridakis *et al.* (1993, p.780-781).

Resumidamente, a acurácia de *nf1* deveria ser a **menor acurácia aceitável**, por ser a previsão de mais simples realização, e qualquer método que não obtenha acurácia superior a *nf1* deveria ser descartado por não acrescer em acurácia, mas somente em complexidade.

Embora exista uma série de indicadores para medir a acurácia, segundo Jain (2003, p.2-4) e Makridakis *et al.* (1993, p.44-52), o MAPE (*Mean Absolute Percentual Error* ou Erro Percentual Absoluto Médio) é talvez a medida mais conhecida e intuitiva de acurácia em previsões. Trata-se do indicador dado pelas médias das diferenças percentuais entre o previsto e o observado, em valores absolutos, dividido pelo valor observado, ou seja:

$$\frac{[\text{Valor Previsto} - \text{Valor Realizado}]}{\text{Valor Realizado}} \quad [1]$$

Também tem a vantagem de permitir comparações com diferentes séries de dados por estar em escala percentual e de não mascarar erros positivos com erros negativos, e vice-versa, em função de utilizar a diferença absoluta.

Como referencial de acurácia, Jain (2003, p.2-4), em pesquisa com empresas de bens de consumo, encontrou as melhores acurácias em previsões de vendas com MAPE na faixa de 5% para um horizonte de até um mês, e uma média de 12,13% para o universo da pesquisa para um horizonte de até um mês.

#### 4. MÉTODOS CUMULATIVOS DE PREVISÃO DE VENDAS

Os métodos tradicionais de previsão de vendas trabalham usualmente com séries discretas não-cumulativas. Em outras palavras, utilizam períodos passados de uma dada duração para prever períodos futuros de mesma duração, ou seja, utilizam e prevêm séries de dados equidistantes no tempo (MORETTIN e TOLÓI, 1987, p.10).

Na economia, entretanto, é comum a previsão de valores de um dado período em função de dados parciais conhecidos, baseados em subperíodos — as projeções de inflação mensal baseadas nas prévias semanais, bem como as projeções de crescimento anual do Produto Interno Bruto (PIB) em função do crescimento trimestral — conhecida como **anualização** do PIB — são dois exemplos bastante comuns (GUERRERO e ELIZONDO, 1997).

Tais métodos utilizariam os primeiros subperíodos acumulados do período futuro para prever o valor futuro total do período ou valor acumulado em um dado subperíodo.

Na literatura, as referências a esses métodos baseados em séries cumulativas aparecem com nomes como *early sales methods* (métodos de vendas iniciais) em Fisher *et al.* (2000), *partially known demands/data* (demandas/dados parcialmente conhecidos) em Kekre *et al.* (1990) e Guerrero e Elizondo (1997), *orders-to-date* (pedidos até hoje) em Bodily e Freeland (1988), *ratio method* (método de proporção) em De Alba e Pascual (2003), *analogy growth* (analogias de crescimento) em Makridakis *et al.* (1993). Esses métodos são fundamentados na estimação de inflatores ou *inflators*. Estes fatores de

crescimento multiplicam ou adicionam à série parcialmente acumulada no subperíodo para estimar o valor total do período (GUERRERO e ELIZONDO, 1997).

A grande vantagem desses métodos é utilizar informações recém-colhidas da realidade, ou seja, amostras iniciais do fenômeno que se deseja prever, o que pode levar a previsões mais acuradas em cenários de alta instabilidade em que métodos tradicionais baseados em séries temporais discretas e não-cumulativas e até mesmo o julgamento humano podem ser pouco úteis (CANIATO, 2002; FISHER *et al.*, 2000; DE ALBA e MENDOZA, 2001). Fisher *et al.* (2000) compararam previsões para itens de moda — que por natureza tendem a ter comportamento instável — feitas pelos revendedores e, por meio de previsões cumulativas realizadas com duas semanas de vendas, encontraram um erro médio de 55% nas previsões feitas pelos revendedores e 8% nas previsões feitas por meio dos dados iniciais das duas semanas. Essa vantagem levantada na literatura suporta a possibilidade aventada pela hipótese 1.

A dificuldade desses métodos, entretanto, é encontrar a forma mais precisa de projetar quanto o resultado parcial acumulado representará do resultado final ou do resultado em um dado momento (KEKRE *et al.*, 1990; GUERRERO e ELIZONDO, 1997; DE ALBA e PASCUAL, 2003; MAKRIDAKIS *et al.*, 1993).

As previsões cumulativas trabalham com a premissa da manutenção de padrões de crescimento ao longo dos subperíodos de um período total (MAKRIDAKIS *et al.*, 1993; GUERRERO e ELIZONDO, 1997; DE ALBA e PASCUAL, 2003). Nas palavras de De Alba e Pascual (2003, p.3), assume-se nesse caso eventos com “sazonalidade estável, tais que a parte de um fenômeno ocorrendo em subperíodos de uma dada duração é regular” ao longo de séries de períodos compostos por subperíodos.

O princípio de sazonalidade estável entre os subperíodos pode ser aplicado em diversos mercados — algumas aplicações desse princípio já foram realizadas na previsão de movimentações bancárias, no consumo de energia elétrica, nas despesas administrativas de uma empresa e na produção de uma gráfica (KEKRE *et al.*, 1990; GUERRERO e ELIZONDO, 1997; DE ALBA e PASCUAL, 2003).

Um exemplo hipotético seria uma agência bancária que identifica que 50% dos saques totais de um mês ocorrem nos seis primeiros dias do mês. Se, como destacaram De Alba e Pascual (2003), esse percentual for estável ao longo dos diversos meses, ou seja, cumpre-se a premissa de que as partes do período ocorrendo em dados subperíodos são regulares, pode-se supor que, a partir dos seis primeiros dias do mês com R\$ 120.000 sacados, o total sacado do mês será de R\$  $120.000 \div 50\% = \text{R\$ } 240.000$ .

O fator de crescimento a ser utilizado para estimar o período em função de um dado subperíodo é denominado inflator ou *inflator* (BODILY e FREELAND, 1988; KEKRE *et al.*, 1990; GUERRERO e ELIZONDO, 1997). É importante notar que o

inflator define a sazonalidade dos subperíodo como parte dos totais, sendo essa assumida como regular ao longo dos períodos, e os dados acumulados — que são multiplicados pelo inflator — definem o nível da série.

No exemplo da agência bancária, tanto um mês de altos saques como um de baixos saques apresentariam a mesma sazonalidade semanal de saques — o que varia e define a previsão mais alta ou mais baixa é o valor acumulado mais alto ou mais baixo na primeira semana.

## 5. METODOLOGIA

O método do estudo foi aplicado em dados de uma empresa brasileira do setor de bens de consumo não-duráveis de higiene, limpeza e cosméticos para estimar o resultado de vendas de suas promoções trissemanais.

Os dados utilizados no estudo são secundários, por serem obtidos em bases de dados já existentes na empresa estudada e coletados por conveniência de disponibilidade. Serão utilizados os dados referentes a períodos promocionais disponíveis na base de dados, sem utilização de procedimentos de amostragem estatística.

A coleta de dados será composta de duas etapas distintas. A primeira é baseada na coleta de dados secundários *ex ante* de venda diária de promoções passadas sendo, portanto, a amostra restrita ao número de casos disponíveis no histórico da empresa em que os dados foram aplicados. No caso estudado, tem-se o histórico de nove promoções trissemanais em três regiões diferentes (uma da região Sul e duas da região Sudeste). Como cada período caracterizado por uma promoção é composto de três semanas e a menor quebra disponível para coleta dos subperíodos é em dias, tem-se 21 dias vezes 9 períodos vezes 3 regiões, totalizando assim 567 observações diárias *ex ante*.

No período do projeto destinado à coleta de dados *ex post* utilizados para verificação das hipóteses, planeja-se colher os dados de nove promoções, sendo três em cada uma das três regiões em que foram colhidos os dados *ex ante*. Novamente, considerando-se 21 dias que compõem cada período de promoção e descartando-se o último dia — quando não faz mais sentido prever por já se ter o dado real, têm-se 180 observações *ex post* para análise descritiva e teste de hipóteses.

A análise será composta por três etapas distintas. Primeiramente, será verificado se a série de dados apresenta **requisitos mínimos para atender às premissas de sazonalidade estável** (DE ALBA e PASCUAL, 2003).

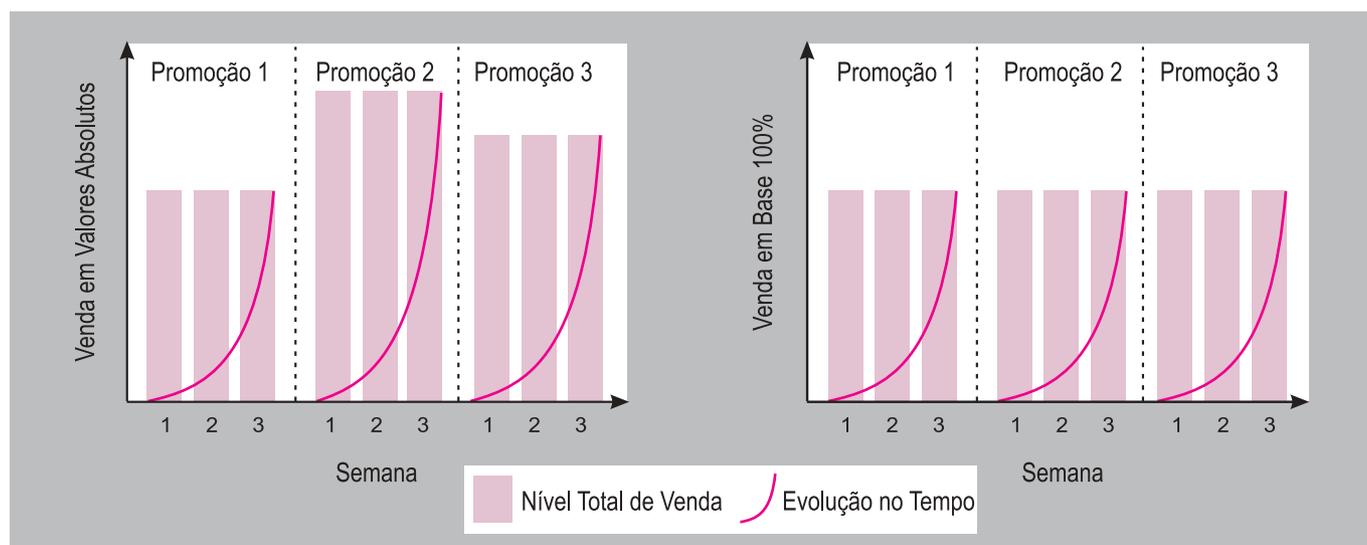
A segunda fase consiste na **estimação de inflatores** para cada um dos subperíodos a partir dos dados *ex ante* e verificação da normalidade da variação ao redor dos inflatores médios.

Na terceira fase, a partir dos dados *ex post*, realizar-se-ão **previsões com o método proposto**, de forma a colher dados de acurácia, para que, na quarta fase, seja possível verificar as hipóteses levantadas.

Para verificar se existe sazonalidade estável entre diversas promoções, premissa importante em previsões baseadas em dados parcialmente acumulados, primeiramente os dados diários serão dispostos de forma acumulada em cada período. Isso mostra, por exemplo, qual o valor acumulado até o décimo dia de uma promoção.

Em seguida, os valores acumulados até um subperíodo serão transformados em percentuais da venda total do período. Ao trazer os valores para base percentual, isola-se o efeito do nível da série, o que permite uma comparação de diversos períodos em uma mesma escala.

A figura a seguir mostra essa transformação para base percentual para três promoções com níveis totais de venda dife-



### **Evolução de Vendas em Três Promoções Diferentes e Transformação em Base Percentual**

rentes, mas com comportamento de difusão ao longo de suas três semanas de duração semelhantes. Note-se que, embora as três promoções elencadas à esquerda da figura apresentem níveis totais de venda bastante diferenciados, a curva de evolução das vendas até atingir o total é semelhante. Quando se coloca em base percentual — ou seja, quando se compara qual o percentual da venda realizado até um dado dia, independentemente do valor total —, nota-se que o comportamento entre as promoções se torna mais evidente.

O primeiro teste será a inspeção visual proposta por De Alba e Pascual (2003) e De Alba e Mendoza (2001) da série em base percentual. As linhas de evolução devem apresentar comportamento parecido, confirmando a premissa de sazonalidade estável entre subperíodos. Posteriormente, os dados de venda acumulada das promoções serão colocados em uma série contínua e será verificado se existe autocorrelação. Se existir sazonalidade, deve existir autocorrelação significativa (MOINEDDIN *et al.*, 2003, p.2) entre o mesmo dia, entre cada uma promoções.

Após dispor os dados *ex ante* de forma cumulativa em base percentual, verificou-se para cada promoção o quanto a venda acumulada até um dado dia representa da venda total. A partir disso, verificou-se a média desse percentual e o desvio-padrão dessa média. Por exemplo, se em três promoções distintas até o quinto dia tem-se {6%; 6,6%; 5,8%} da venda total delas, o inflator médio é 6,1% com desvio-padrão de 0,4%. Para realizar inferências a partir do desvio-padrão do inflator médio, também se realizou a análise da normalidade da distribuição da dispersão ao redor da média por meio do teste de Kolmogorov-Smirnov (NIST/SEMATECH, 2002).

A partir dos inflatores definidos com nove promoções *ex ante*, para cada dia de venda das três promoções *ex post*, realizaram-se previsões. Por exemplo, se com os dados *ex ante* até o quinto dia de venda das promoções *ex ante* tem-se 6,1% com desvio-padrão de 0,4% e na promoção *ex post* até o quinto dia tem-se 10.000 unidades vendidas, a previsão realizada foi 10.000 dividido por 6,1% = 163.934 unidades. As previsões por intervalo foram realizadas utilizando-se o desvio-padrão encontrado para o inflator.

No mesmo exemplo, trabalhando-se com um intervalo de 1 desvio-padrão, a previsão máxima é dada por 10.000 dividido por  $(6,1\% - 0,4\%) = 175.943$  e a previsão mínima é dada por 10.000 dividido por  $(6,1\% + 0,4\%) = 153.461$ .

Para confrontar a hipótese 1, também será realizada a previsão ingênua ou *nfl* (*naive forecast*) proposta por Makridakis *et al.* (1993), na qual o valor do último dia será simplesmente replicado para os dias restantes para prever o total de venda da promoção.

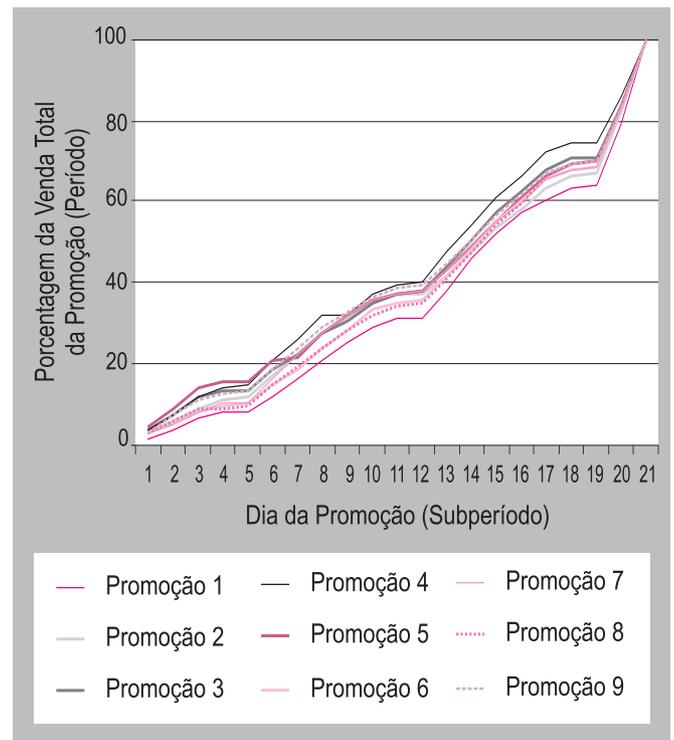
A operacionalização da metodologia será feita por meio de dados secundários, com todos os cálculos sendo realizados por meio de funções já disponíveis no *software* Microsoft Excel. As funções requeridas exigiram conhecimentos básicos de estatística descritiva disponíveis aos usuários.

## 6. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Após aplicação do método de pesquisa proposto aos dados colhidos, cabe discutir e analisar os resultados em duas etapas. A primeira é o teste de sazonalidade e estimação dos inflatores, em que se verificou a aplicabilidade do método e estimaram-se parâmetros *ex ante*. A segunda é a averiguação e a discussão dos resultados na utilização do método aos dados *ex post*, de forma a verificar a aderência da proposta a uma situação real de previsão.

### 6.1. Teste de sazonalidade e estimação dos inflatores

Esta etapa valida ou não a possibilidade de utilização do método, ao permitir a verificação da premissa de sazonalidade estável (DE ALBA e PASCUAL, 2003, p.3). A inspeção visual denotou um comportamento parecido entre a evolução de vendas de diferentes promoções, o que pode ser constatado no gráfico 1. Empiricamente, esse comportamento já possibilita trabalhar com a premissa de sazonalidade estável.



**Gráfico 1: Vendas Diárias Acumuladas como Percentual da Venda Total de Nove Promoções Trissemanais**

No gráfico 1, o comportamento de evolução das vendas da promoção mostra que simplesmente aplicar uma tendência linear baseada nos primeiros dias seria uma previsão bastante errônea, porque se tem um comportamento de aceleração nos

últimos dias das promoções. Nos últimos três dias da promoção, realizam-se mais de 20% das vendas num período de tempo que equivale a 14% do tempo total da promoção, ou seja, três dias em 21. Isso demonstra que as promoções analisadas possuem um dado-padrão de difusão peculiar que deve ser levado em conta, o que reforça o uso do método.

Para fins de validação estatística da existência de sazonalidade entre os períodos, os dados de venda acumulada de cada promoção foram dispostos de forma seqüencial e medida a correlação entre os mesmos dias de uma promoção. Exemplificando-se, verificou-se qual a correlação entre o percentual da venda total realizado até o décimo dia de uma promoção, com o mesmo percentual em outras promoções.

O teste de autocorrelação obteve  $auto-r=0,88$  quando se comparou o mesmo dia de diferentes promoções, o que permite aceitar a existência de autocorrelação com  $p=0,05$ .

Uma outra verificação inicial que permite validar ou não a utilização do método é avaliar se os percentuais da venda realizados até cada um dos dias das promoções *ex ante* têm variação normal ao redor da média. Se for possível aceitar a existência de uma distribuição normal, pode-se trabalhar com inferências a partir do desvio-padrão dessas médias.

Estimaram-se os inflatores médios e os respectivos desvios-padrão. A hipótese de normalidade da variação foi aceita por meio do teste de Kolmogorov-Smirnov com  $p<0,05$ ,  $Z=2,18$ .

Com isso, consegue-se aceitar o uso de inferências baseadas na distribuição normal, o que possibilita realizar previsões por intervalo a partir do desvio-padrão encontrado.

## 6.2. Resultados das previsões realizadas

Com os inflatores médios para cada dia das promoções calculados com base nos dados *ex ante*, utilizaram-se os dados acumulados até cada um dos dias das promoções *ex post* para se realizarem previsões com base nos inflatores médios. Com as previsões e com o resultado real disponível, compararam-se ambos para medir a acurácia pelo MAPE. A tabela a seguir ilustra uma das previsões realizadas para uma promoção, bem como a medida de erro — MAPE — e as previsões por intervalo, definidos pelos limites (e) e (f) em função do desvio-padrão *ex ante* do inflator médio. Os limites mostrados na tabela são referenciais e ilustrativos da capacidade de a metodologia realizar previsões por intervalo. Eles podem ser adaptados conforme a necessidade do usuário, valendo-se de tabela de Distribuição *t* de Student.

Realizou-se um teste *t* para duas médias em par para verificar se a acurácia do método proposto é significativamente melhor do que o método *nfI*, ou seja, se estatisticamente o MAPE do método proposto é menor do que o de *nfI*. Foi excluído do teste o vigésimo primeiro período, posto que nele

### Exemplo de uma Previsão Realizada pelo Método Proposto

| Dia da Promoção | (a)<br>Venda Acumulada até o Dia | (b)<br>Inflator Médio Estimado <i>ex ante</i> % | (c)<br>Previsão (a)/(b) | (d)<br>MAPE % | (e)<br>Limite Inferior Confiança 80% | (f)<br>Limite Superior Confiança 80% |
|-----------------|----------------------------------|---|-------------------------|---------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| 1               | 98.465                           | 3,0   | 3.287.320               | 53,8          | 2.385.699                            | 5.284.465                            |
| 2               | 100.014                          | 3,2   | 3.148.988               | 47,3          | 2.358.020                            | 4.738.433                            |
| 3               | 160.425                          | 6,2   | 2.585.292               | 21,0          | 2.224.009                            | 3.086.719                            |
| 4               | 225.819                          | 9,8   | 2.308.553               | 8,0           | 2.167.007                            | 2.469.882                            |
| 5               | 290.254                          | 13,5  | 2.148.146               | 0,5           | 2.007.667                            | 2.309.762                            |
| 6               | 388.356                          | 18,0  | 2.156.878               | 0,9           | 2.003.503                            | 2.335.683                            |
| 7               | 507.866                          | 23,9  | 2.125.085               | 0,6           | 1.994.205                            | 2.274.352                            |
| 8               | 560.283                          | 26,6  | 2.103.143               | 1,6           | 1.964.397                            | 2.262.979                            |
| 9               | 565.114                          | 26,9  | 2.101.708               | 1,7           | 1.961.961                            | 2.262.891                            |
| 10              | 655.926                          | 31,8  | 2.059.639               | 3,6           | 1.923.956                            | 2.215.911                            |
| 11              | 745.384                          | 36,8  | 2.023.716               | 5,3           | 1.875.681                            | 2.197.120                            |
| 12              | 906.549                          | 42,3  | 2.140.617               | 0,2           | 2.014.235                            | 2.283.920                            |
| 13              | 1.038.506                        | 48,1  | 2.160.185               | 1,1           | 2.012.053                            | 2.331.863                            |
| 14              | 1.213.850                        | 55,7  | 2.178.012               | 1,9           | 2.041.528                            | 2.334.053                            |
| 15              | 1.289.921                        | 59,1  | 2.184.010               | 2,2           | 2.038.279                            | 2.352.185                            |
| 16              | 1.295.890                        | 59,3  | 2.184.958               | 2,2           | 2.039.718                            | 2.352.467                            |
| 17              | 1.409.421                        | 64,5  | 2.183.762               | 2,2           | 2.043.944                            | 2.344.114                            |
| 18              | 1.526.196                        | 70,3  | 2.171.134               | 1,6           | 2.041.840                            | 2.317.909                            |
| 19              | 1.628.099                        | 76,4  | 2.131.954               | 0,2           | 2.013.290                            | 2.265.482                            |
| 20              | 1.829.715                        | 85,1  | 2.150.347               | 0,6           | 2.061.609                            | 2.247.067                            |
| 21              | 2.137.248                        | 100,0   | 2.137.248               | 0,0           | 2.137.248                            | 2.137.248                            |

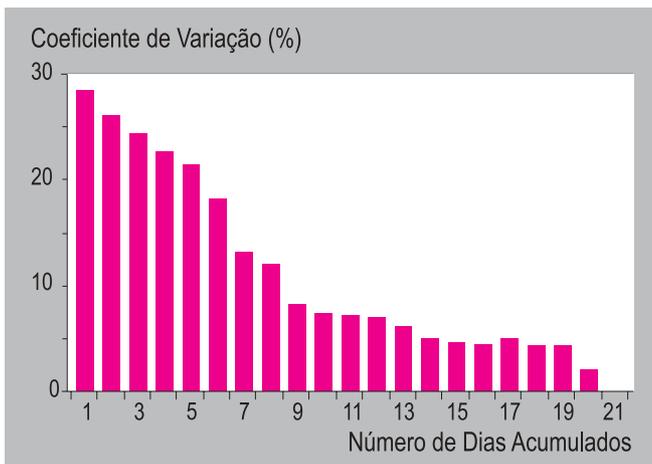
naturalmente o erro é zero, pois já se tem a venda total disponível.

Considerando-se as previsões feitas no caso estudado, aceita-se a hipótese 1 com  $p < 0,05$ ,  $t = 13,78$ ,  $gl = 180$ , e aceita-se que a metodologia é uma opção aceitável de previsão dada a superioridade a *nfl*. Em termos absolutos, o MAPE da metodologia adotada foi de 6,6% contra 23,1% de *nfl*. O MAPE de 6,6% também está dentro da faixa encontrada na pesquisa de Jain (2003) sobre erros de previsão em bens de consumo com horizonte de previsão de até um mês.

Comparou-se também a acurácia das previsões feitas com dados acumulados até o nono dia de cada promoção contra a acurácia das previsões feitas utilizando-se dados acumulados entre o décimo e o décimo-oitava dias das promoções como forma de verificar se o acúmulo de dados afeta a acurácia das previsões. Essa verificação serve para validar a hipótese 2.

Verificou-se um MAPE de 8,8% do primeiro ao nono dias das promoções, contra um MAPE de 5,5% das previsões feitas utilizando-se dados acumulados entre o décimo e o décimo-oitavo dias das promoções. O teste *t* para duas médias em par permite aceitar que a acurácia das previsões feitas com menos dados acumulados é menor com  $p < 0,05$ ,  $t = 5,18$ ,  $gl = 80$ , validando dessa forma a hipótese 2.

Esses resultados permitem aceitar que o acúmulo de dados torna a previsão mais acurada. Essa acurácia crescente com o acúmulo de dados aparenta estar relacionada à queda do coeficiente de variação de Pearson dos inflatores médios utilizados para a previsão. O gráfico 2 mostra que, nos cinco primeiros dias de promoção, o inflator médio possui variação acima de 20% no caso estudado. Isso implica uma expectativa de variação mais alta. Conforme se acumulam mais dados, o coeficiente de variação de Pearson estabiliza-se abaixo de 15%, faixa considerada empiricamente baixa por Martins (2001, p.58) e que implica maior representatividade da média como estimador.



**Gráfico 2: Coeficiente de Variação de Pearson dos Inflatores Médios por Dia da Promoção**

Verificou-se, no caso estudado, que o coeficiente de variação de Pearson dos inflatores médios, estimado com dados *ex ante* a partir de cada dia de uma promoção, possui correlação significativa com a acurácia das previsões realizadas com dados *ex post* ( $R = 0,89$ , o que permite aceitar a existência de correlação com  $p < 0,05$ ). A implicação prática desse dado é que a acurácia a ser esperada em previsões futuras pode ser função direta do coeficiente de variação dos inflatores médios já conhecidos.

**Destaca-se, do ponto de vista prático, a simplicidade de implementação e compreensão da metodologia, o que vai ao encontro da necessidade colocada por Kekre et al. (1990, p. 116) sobre “métodos [de previsão de vendas] mais simples, na expectativa de minimizar os problemas de implementação”.**

Por fim, nas previsões por intervalo, verificaram-se 30 previsões em 180 realizadas fora do intervalo definido pelo inflator  $\pm 1$  desvio-padrão, ou seja, tem-se 83,3% dentro desse intervalo. Em uma distribuição *t* com  $gl = 179$ , deveriam ser encontrados 68,1% dos dados neste intervalo. Do ponto de vista puramente estatístico, não se pode aceitar a hipótese 3, pois a proporção dos casos dentro do intervalo esperado não é compatível com a expectativa definida, conforme os resultados de teste qui-quadrado com  $p < 0,05$ .

Do ponto de vista prático, tem-se entretanto um resultado interessante. Embora a variação *ex post* não seja exatamente a mesma variação *ex ante* — o que implica uma proporção diferente de casos fora do intervalo —, é de se notar no caso estudado que o desvio-padrão dos inflatores *ex ante* é um bom referencial da variação a ser esperada *ex post*. O número de casos dentro do intervalo especificado foi **até maior** do que o esperado, o que do ponto de vista da prática gerencial é positivo, pois estabelece referenciais seguros para a tomada de decisão.

### 6.3. Limitações da pesquisa realizada e do método proposto

A pesquisa realizada apresenta limitações por utilizar dados semanais, o que assegura que o primeiro dia de um conjunto de promoções sempre cai no mesmo dia da semana. Numa situação mensal, isso não ocorre, o que limita a repetibilidade

dos resultados para situações mensais. Outro fator limitante são os feriados, que afetam a venda e não necessariamente caem nos mesmos dias da semana ano após ano. Também é importante ressaltar que o método ignora variações externas de mercado, clima e demais fatores causais que podem interferir na venda.

## 7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Sobre os resultados delineados anteriormente cabem considerações à luz da prática gerencial. Em linha com os resultados quantitativos que confirmam a hipótese 1, a metodologia proposta foi considerada útil pelo gestor cliente das previsões, permitindo que a empresa tome melhores decisões de investimento promocional. Destaca-se, do ponto de vista prático, a simplicidade de implementação e compreensão da metodologia, o que vai ao encontro da necessidade colocada por Kekre *et al.* (1990, p.116) sobre “métodos [de previsão de vendas] mais simples, na expectativa de minimizar os problemas de implementação”.

Se os testes mostram que a hipótese 2 pode ser aceita e que esperar o acúmulo de mais dados permite mais acurácia, do ponto de vista gerencial, porém, é necessária uma ressalva. Também é verdade que esperar para que haja mais dados acumulados diminui a capacidade de resposta. No caso estudado, esperar até o décimo-terceiro dia para uma previsão mais acurada e, a partir daí, investir mais em promoção pode não mais surtir resultado. Essa decisão deve, portanto, ser tomada à luz do grau de tolerância ao risco da organização e de sua capacidade de resposta.

A respeito da hipótese 3, mesmo que a proporção de casos dentro do intervalo previsto não seja a esperada estatisticamente, denotando variações distintas entre os dados *ex ante* e *ex post*, na prática a proporção de casos que estão fora do intervalo previsto foi **menor** do que o esperado. Esse fato, na prática, proporcionou ao gestor fronteiras mais delineadas e seguras para a tomada de decisão.

Sobre as previsões por intervalo, também é importante notar que, nos primeiros dias das promoções, o coeficiente de variação de Pearson é muito alto, decaindo fortemente a partir do terceiro dia da promoção. Isso ocorre basicamente pela sua-visualização ocasionada pelo acúmulo de dados. Como o coeficiente de variação determina na prática a amplitude do intervalo, utilizar os intervalos da previsão nos primeiros dias mostra-se de pouca utilidade prática, pois a alta amplitude do intervalo leva a conclusões óbvias. Por exemplo, que a venda deve ficar entre 5.000 e 15.000 com 95% de confiança não é uma informação relevante. Por outro lado, uma previsão entre 9.000 e 11.000 já é uma informação relevante.

Estudos futuros podem contribuir para adaptar a metodologia para situações mensais. Como no caso estudado as previsões são trissemanais e, portanto, a ordem dos dias sempre é coerente com os dias da semana — por exemplo, o terceiro dia sempre é uma segunda-feira —, a curva dos inflatores não muda muito por conta de dias úteis. Em situações mensais, o primeiro dia do mês pode ser um dia útil ou não, o que sabidamente é um fator de impacto nas vendas. Nesse caso, o ajuste de dias úteis (*trading days adjustments*) da metodologia de decomposição Census talvez possa ser adaptado (MAKRIDAKIS *et al.*, 1993, p.149-150). ♦

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BESTWICK, P. A forecasting monitoring and revision system for top management. *Operational Research Quarterly*, [S.l.], v.26, n.2, p.419-429, July 1975.
- BODILY, S.E.; FREELAND, J.R. A simulation of techniques for forecasting shipments using firm orders-to-date. *Journal of Operational Research Society*, [S.l.], v.39, n.9, p.833-846, Sept. 1988.
- CANIATO, Federico *et al.* Forecasting demand fluctuations due to promotional activities: a case in the fresh food industry. In: POMS CONFERENCE, 20., 2002, San Francisco. *Proceedings...* San Francisco: 2002. Disponível em: <<http://www.dig.polimi.it/ita/comunita/ch/37/SFrancisco.PDF>>. Acesso em: 06 jun. 2004.
- CHURCHIL, A.G. *et al.* *Sales force management*. 7<sup>th</sup> ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 2003. p.130-149.
- DE ALBA, Enrique; MENDOZA, Manuel. Forecasting an accumulated series based on partial accumulation: a Bayesian method for short series with seasonal patterns. *Journal of Business & Economic Statistics*, [S.l.], v.19, n.1, p.95-102, Jan. 2001.
- DE ALBA, Enrique; PASCUAL, José Nieto. A forecasting method for events with stable seasonality. *Agrociencia*, [S.l.], v.37, n.1, p.1-16, enero/feb. 2003.
- FISHER, Marshal L. *et al.* Rocket science retailing is almost here — Are you ready? *Harvard Business Review Reprint*, Boston, p.1-10, July/Aug. 2000.
- GUERRERO, Victor M.; ELIZONDO, J. Alan. Forecasting a cumulative variable using its partially accumulated data. *Management Science*, London, v.43, n.6, p.879-889, June 1997.
- HILL, Tim *et al.* Neural network models for time series forecasts. *Management Science*, London, v.42, n.7, p.1082-1096, July 1996.
- HJELKREM, C. Forecasting with limited information: a study of

- the Norwegian ISDN access market. *The Journal of Business Forecasting*, [S.l.], p.18-23, Fall 2001.
- JAIN, Chaman L. Forecasting errors in the consumer products industry. *The Journal of Business Forecasting Methods and Systems*, [S.l.], v.22, p.2-4, Summer 2003.
- KEKRE, Sunder *et al.* Forecasting using partially known demands. *International Journal of Forecasting*, [S.l.], v.1, n.6, p.115-125, June 1990.
- MAKRIDAKIS, Spyros *et al.* *Forecasting: methods and applications*. New York: John Wiley & Sons, 1993. 926p.
- MARTINS, Gilberto de Andrade. *Estatística geral e aplicada*. São Paulo: Atlas, 2001. 417p.
- MEADE, Nigel; ISLAM, Towhindul. Technological forecasting — model selection, model stability, and combining models. *Management Science*, London, v.44, n.8, p.1115-1130, Aug. 1998.
- MITRA, Kaushik. Is more data better? *Journal of Economic Behavior & Organization*, [S.l.], v.56, Issue 2, p.263-272, Feb. 2005.
- MOINEDDIN, Rahim *et al.* Autoregression as means of assessing the strength of seasonality in a time series. *Population Health Metrics*, [S.l.], v.10, n.1, p.1-7, Dec. 2003.
- MORETTIN, Pedro A.; TOLÓI, Clélia. *Séries temporais*. 2. ed. São Paulo: Atual, 1987. 136p.
- NIST/SEMATECH. *e-Handbook of statistical methods*. Gaithersburg, 2002. Disponível em: <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>>. Acesso em: 22 mar. 2004.
- NORTH, Douglass C. *Institutions, institutional change and economic performance*. Cambridge: Cambridge University Press, 1990. 152p.
- TRIOLA, Mario. *Introdução à estatística*. 7. ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999. 410p.
- WACKER, John G.; CROMARTIC, Jane S. Adapting forecasting methods to the small firm. *Journal of Small Business Management*, [S.l.], p.1-7, July 1979.
- WEST, Douglas C. Managing sales forecasting. *Management Research News*, [S.l.], v.20, n.4, p.1-10, 1997.

### An interval cumulative sales forecasting method for consumer goods promotions

Forecasting and monitoring promotional sales evolution is a managerial concern. In order to optimize opportunities and resources, promotional sales forecasting can be accomplished using cumulative methods. This paper proposes an interval sales forecasting method based on partially accumulated data, using a diffusion pattern among several promotions. The method was applied on a consumer goods industry, in order to forecast the results of nine promotions of three weeks length. The main conclusions remarks the ease of implementation of the method and accuracy considered acceptable by the manager. Results show that accuracy is related to the accumulation of data, and that although statistically the *ex ante* variation is not the same as the *ex post* variation, it is possible to use interval forecasts with reasonable success by the managerial point of view.

**Uniterms:** sales forecasting, promotions, cumulative methods, interval forecasting.

### Un método para previsión de ventas acumulativas por período en promociones de bienes de consumo

Prever y seguir la evolución de las ventas promocionales es una preocupación directiva. Para optimizar oportunidades y recursos, la previsión de ventas de promociones se puede realizar por medio de métodos acumulativos. En este estudio, se propone un método de previsión de ventas por período basado en datos parcialmente acumulados. Se parte de la premisa de que existe un comportamiento estándar de difusión entre promociones. El método fue aplicado en una empresa de bienes de consumo, para prever los resultados trisemanales de nueve promociones en relación con la venta diaria acumulada. Las principales conclusiones señalan la facilidad de la puesta en práctica del método y la exactitud considerada aceptable por los administradores ante parámetros preestablecidos, lo que valida el método como un apoyo a la toma de decisiones en marketing. Los resultados demuestran que, en el caso estudiado, la exactitud del método está relacionada con la acumulación de datos, y que, aunque no sea estadísticamente aceptable que la variación *ex ante* sea la misma que la variación *ex post*, se pueden realizar previsiones por período con éxito razonable.

**Palabras clave:** previsión de ventas, promociones, métodos acumulativos, previsiones por período.