

Modelação de quotas de mercado de artigos de grande consumo com baixo nível de diferenciação — um caso de estudo aplicado ao retalho

Armando Brito Mendes, Dep. Matemática, Univ. dos Açores, R. da Mãe de Deus,
9500 PONTA DELGADA (e-mail: amendes@alf.uac.pt)

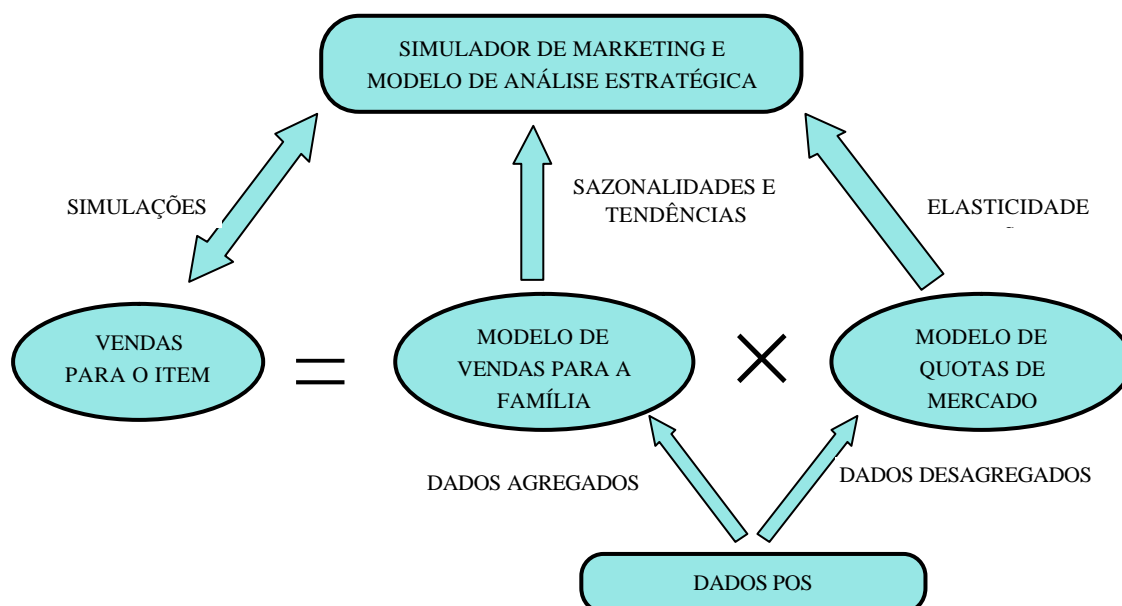
Isabel Hall Themido, CESUR – IST, Univ. Técnica de Lisboa, Av. Rovisco Pais,
1096 LISBOA CODEX (e-mail: ithemido@civil18.civil.ist.utl.pt)

Resumo: As vendas de produtos ao nível da loja são habitualmente modeladas utilizando dados agregados no tempo ou no número de produtos. A agregação permite alisar a série, evitando a interferência de fenómenos como roturas de stock e substituição entre marcas, frequentes no retalho. Neste artigo desenvolvem-se modelos causais de quota de mercado, a utilizar com dados de elevado nível de desagregação, e permitindo a análise do comportamento dos diferentes artigos perante roturas, promoções ou alterações de preço. Utiliza-se uma perspectiva descritiva ainda que os modelos possam ser utilizados previsionalmente. Compara-se o ajuste de diferentes tipos de modelos utilizando dados POS para duas subfamílias de produtos da secção de mercearia seca (arroz e óleos alimentares) de uma grande superfície de retalho Portuguesa. Conclui-se que os modelos “clássicos”, ao contrário dos de atracção, apresentam um bom poder explicativo fornecendo além de valores para elasticidades, um grande número de parâmetros facilmente interpretáveis, como os relacionados com roturas de *stock* e promoções. A inclusão destes modelos no Sistema de Apoio à Decisão da loja poderá trazer vantagens para as funções de *merchandising* e de logística.

Palavras chave: *marketing*, modelos causais, quotas de mercado, elasticidades de preço, promoções, roturas de *stock*.

1. Introdução

FIGURA 1 UM SISTEMA PREVISIONAL MAS TAMBÉM EXPLICATIVO DAS VENDAS



A abundância de dados POS (*Point of Sales*) existente nas lojas de retalho propicia a introdução de novas funções nos Sistemas de Informação, utilizados para apoiar decisões operacionais que tradicionalmente apenas incluem modelos de previsão relativamente simples. Uma extensão natural desses sistemas de informação, tornando a abundância de dados numa mais valia, será a inclusão de modelos explicativos das vendas ao nível do item. Na figura 1 esquematiza-se a integração de modelos previsionais e explicativos de vendas.

Neste sistema, considera-se que preços médios e promoções das principais marcas são os grandes responsáveis pela totalidade das vendas da família ou subfamília,¹ enquanto acções de *marketing* de distinção entre marcas, como variações relativas de preço ou períodos promocionais, estão relacionadas com variações nas quotas de mercado, reflectindo a forma como as vendas se distribuem pelos diversos itens da família.

Modelos explicativos das vendas deverão possibilitar a determinação de elasticidades e outros parâmetros relacionados com roturas e promoções para as principais marcas de cada família. As elasticidades permitem o resumo de grandes quantidades de informação, em alguns parâmetros, podendo ser apresentados graficamente em mapas competitivos.

O reconhecimento da utilidade de parâmetros sintéticos como as elasticidades directas e cruzadas é hoje largamente aceite, como se reconhece na literatura da especialidade, de que são exemplos recentes os trabalhos apresentados por Russell e Kamakura (1992), George *et al.* (1996), Hoch *et al.* (1995) e Shankar e Kriskamurthi (1996). Ainda que estes trabalhos utilizem frequentemente dados muito agregados e adoptem a perspectiva do fabricante, julga-se que a sua extensão ao nível micro da loja de retalho é útil e natural. Até porque é geralmente reconhecido que, a agregação tanto na dimensão tempo como no número de marcas consideradas, mascara efeitos e é geralmente prejudicial à descrição das vendas.

As decisões que modelos do tipo apresentado na figura 1 podem apoiar são variadas situando-se, no entanto, principalmente no domínio do *merchandising i.e. marketing* ao nível do comerciante como definido por Lopes (1991). Usualmente, decisões a este nível são apoiadas exclusivamente na experiência e intuição comercial dos gestores, pelo que a compilação e síntese de informação fiável constitui um importante contributo de apoio à decisão. Poder antecipar variações nas vendas, a nível do item ou da família, permite a tomada de decisão por antecipação, conduzindo eventualmente a importantes vantagens competitivas.

A necessidade de modelação impõe-se ainda pela elevada oferta de novas marcas. A aceitação destes artigos implica para a loja elevados custos de armazenagem, sendo importante o conhecimento da estrutura competitiva da família, para tomar decisões ao nível da profundidade e composição óptima da gama oferecida ao cliente (Inman e McAlister, 1993).

Outra utilidade destes modelos de *micro-marketing* na tomada de decisão, largamente referida na literatura da especialidade (ver por exemplo Cooper e Nakanishi, 1988), é a possibilidade de fazer simulações permitindo analisar diferentes cenários. Desta forma será possível quantificar o efeito da redução do preço de uma das marcas numa determinada família, ou as consequências de uma rotura aquando da realização de uma promoção. Podem assim testar-se estratégias que envolvam as variáveis explicativas consideradas nos modelos, e consequentemente, otimizar o desempenho da loja e do sistema logístico global.

2. Metodologia e Modelos:

Neste trabalho optou-se por modelar quotas de mercado em alternativa a modelar directamente as vendas. Tal facto pode ser justificado por quatro ordens de razões:

- ⇒ as quotas de mercado são hoje uma importante medida de desempenho, largamente reconhecida tanto no mundo empresarial como académico²;
- ⇒ as quotas de mercado reflectem, de forma mais marcada do que as vendas, tanto as variações nas variáveis de *marketing* referentes ao item como os factores competitivos entre marcas;
- ⇒ a utilização de quotas evita a modelação, muitas vezes complexa, de sazonalidades sempre presentes em séries de vendas³;
- ⇒ para o caso particular da modelação de itens numa loja de retalho, a informação de vendas tanto dos diferentes itens como da família, é abundante e facilmente acessível pelo que o cálculo das quotas é facilitado.

Pode encontrar-se na literatura uma grande variedade de modelos (ainda que habitualmente previsionais) de quotas de mercado. Por exemplo Oral e Kettani (1989) referem além de modelos causais, modelos que utilizam dados recolhidos em painéis de consumidores (*probabilistic discrete choice models*). Estes modelos consideram que o valor das vendas de determinado item pode ser obtido pela agregação dos comportamentos de diferentes classes de consumidores. Assim, as vendas (ou quotas de mercado) de determinada marca seriam determinadas por duas decisões sequenciais do cliente. A primeira é geralmente expressa como uma probabilidade de escolha de determinada marca na família e a segunda refere-se à frequência de compra de itens dessa família⁴.

A opção por modelos causais baseia-se então em dois tipos de razões:

- ⇒ a necessidade de utilizar **apenas** dados POS, muito mais simples de obter do que dados recolhidos em painéis de consumidores (necessários para determinar o comportamento individual de cada consumidor ou de classes de consumidores);
- ⇒ a necessidade de construir modelos simples e implementáveis, facilmente compreensíveis por gestores e utilizadores do Sistema de Informação (ver Naert e Leeflang, 1978, para uma descrição das características de modelos implementáveis);

Sendo assim, pretende-se neste trabalho comparar diferentes modelos causais, no aspecto particular de descrição do mercado, com o objectivo de seleccionar uma bateria de modelos a implementar.

De entre os modelos causais referidos na literatura destacam-se duas principais classes. Os modelos baseados no conceito de atracção (ou esforço de *marketing*), deduzidos por Bell *et al.* (1975) e segundo uma diferente formulação por Kotler (1984), são logicamente apoiados num conjunto de axiomas. Bell *et al.* (1975) provam ainda que tais axiomas conduzem necessariamente a:

$$m_i = \frac{\mathbf{a}_i \cdot A_i}{\sum_{l=1}^n \mathbf{a}_l \cdot A_l} \quad (1)$$

onde \mathbf{a}_i (introduzido para maior generalidade) representa o grau de eficiência do item i em transformar a sua atractividade (A_i) em quota de mercado (m_i). Esta expressão implica que, mesmo que a atractividade seja igual para dois itens distintos, eles podem não ter a mesma quota de mercado. Note-

se que estes modelos estimam quotas de mercado relativizando as atractividades para os n itens na família.

Considerando agora que a atracção (ou esforço de *marketing*) para o item é uma função das variáveis de *marketing*, podem estabelecer-se modelos causais para as quotas de mercado. Quanto à forma funcional a adoptar, a literatura menciona dois modelos principais, indicados em seguida⁵:

Multiplicative Competitive Interaction Model (MCI):

$$A_i = \prod_k X_{ik}^{b_{ik}} \quad (2)$$

MultiNomial Logit Model (MNL):

$$A_i = \exp\left(\sum_k b_{ik} \cdot X_{ik}\right) \quad (3)$$

onde o conjunto dos \mathbf{b} representam parâmetros do modelo e X representa as variáveis de *marketing* consideradas relevantes na explicação de variações da atractividade.

A segunda classe de modelos corresponde a modelos menos fundamentados e já extensivamente utilizados antes de 1975. Estes modelos, consideram apenas relações entre a quota de mercado de uma marca e variáveis de *marketing* para essa marca, e serão referidos neste trabalho como modelos “clássicos”. Vários são os referidos na literatura, tendo-se seleccionado apenas os três seguintes, largamente utilizados.

Modelo Aditivo:

$$m_i = \mathbf{a}_i + \sum_k b_{ik} \cdot X_{ik} \quad (4)$$

Modelo Multiplicativo:

$$m_i = \mathbf{a}_i \cdot \prod_k X_{ik}^{b_{ik}} \quad (5)$$

Modelo Exponencial:

$$m_i = \exp\left(\mathbf{a}_i + \sum_k b_{ik} \cdot X_{ik}\right) \quad (6)$$

O parâmetro \mathbf{a}_i , é designado por **constante de atracção intrínseca** já que mede a preferência intrínseca dos consumidores pelo artigo i , *i.e.* a fracção de quota de mercado que é independente de variações no valor das variáveis de *marketing* consideradas no modelo.

Em geral, os dois últimos modelos são considerados mais apelativos, uma vez que têm em conta interações entre as diferentes variáveis de *marketing*. No entanto, todos eles são largamente utilizados na literatura da especialidade.

É de salientar que a principal diferença entre os dois conjuntos de modelos apresentados está na verificação das **condições de consistência lógica**⁶ (Cooper e Nakanishi, 1988). Os modelos de atracção, pela sua estrutura relativizada, garantem estas condições, o que não acontece nos modelos “clássicos” com uma estrutura muito simples. No entanto, na prática, quando a qualidade do ajuste dos

modelos é boa, as restrições são apenas violadas de forma marginal (*vide* Mendes, 1996, para uma discussão mais completa).

Na tentativa de introduzir a concorrência nos modelos “clássicos”, pode efectuar-se a relativização das variáveis de *marketing*.⁷ Pretende-se com esta operação que, uma alteração da variável relativizada corresponda a uma acção de distinção por parte de uma marca, logo devendo ter consequências no valor da quota de mercado dessa marca. Isto significa que se todas as marcas da família baixarem o preço de um artigo por razões comuns, certamente a quota de mercado desses artigos não deve ser muito alterada; ainda que as vendas globais da família possam aumentar por os clientes tenderem a constituir *stock*. Quando uma marca baixa o preço durante uma promoção e as restantes marcas na família não a seguem, o preço passa a ser um factor de distinção, devendo a variável relativizada vir alterada tal como a correspondente quota de mercado. A importância da relativização é tanto maior quanto mais competitiva for a família.

De todas as expressões de relativização compiladas por Luzes (1995) apresenta-se aqui apenas a seguinte, já que do ponto de vista prático permite obter, na generalidade dos casos, bons resultados e do ponto de vista teórico conduz a expressões de elasticidades com características desejáveis (ver Mendes e Themido, 1998).

$$X_{ik}^* = \frac{X_{ik}}{\sum_{l=1}^n m_l \cdot X_{lk}} \quad (7)$$

onde X_{ik} representa a variável de *marketing* k relativa ao item i e X_{ik}^* a mesma variável relativizada. O símbolo m_l representam as quotas de mercado relativas ao artigo l .

Pode agora definir-se **elasticidade directa** (e_{ik}) da quota de mercado de um produto ou marca (i) como o quociente entre uma variação relativa da quota de mercado desse produto (m_i) e a variação relativa de uma variável de *marketing* do mesmo produto (X_{ik}); *i.e.* considerando uma definição pontual de elasticidade:

$$e_{ik} = \frac{\%m_i}{\%X_{ik}} \cdot \frac{X_{ik}}{m_i} \quad (8)$$

Deste modo a noção de elasticidade representa uma medida da dependência de variações de quotas de mercado relativamente às variáveis explicativas consideradas.

Da mesma forma pode definir-se o conceito de **elasticidade cruzada** (e_{ijk}), como medida do efeito da variação de determinada variável de *marketing* (X_{jk}) por parte de uma marca ou artigo (j), numa outra (i) da mesma família:

$$e_{ijk} = \frac{\%m_i}{\%X_{jk}} \cdot \frac{X_{jk}}{m_i} \quad (9)$$

O cruzamento destas expressões com os modelos de quotas de mercado, introduzindo ainda o conceito de variável de *marketing* relativizada, resulta num conjunto de equações para elasticidades directas e cruzadas deduzidas pelos autores e disponíveis no artigo Mendes e Themido, 1998. No referido trabalho, faz-se ainda uma análise de robustez⁸ das expressões obtidas para as elasticidades

directas, concluindo-se que além dos modelos de atracção (robustos pela sua própria estrutura) também os modelos “clássicos” podem ser robustos se combinados com a expressão de relativização (7).

Este resultado é importante já que os modelos “clássicos” são mais simples de estimar e apresentam maior poder explicativo do que os de atracção, como se prova no caso de estudo seguinte.

3. Dados e Envolvente:

Na tentativa de comparar os modelos anteriormente apresentados utilizaram-se dados POS duma grande superfície Portuguesa. Seleccionaram-se subfamílias de produtos com vendas elevadas, grande sensibilidade ao preço, e fraca diferenciação entre marcas. Foi assim possível obter modelos estatisticamente significativos ao correlacionar quotas de mercado com preços, única variável de *marketing* disponível. Note-se que se dispõe de muito poucas variáveis explicativas não se tendo, por exemplo, informação sobre preços dos produtos em superfícies comerciais concorrentes.

A selecção das famílias a analisar baseou-se na análise ABC realizada por Barroso (1994), tendo verificado que a família mais importante em termos de vendas era a *14 - Arroz*, responsável por cerca de 13% das vendas em valor.

A subfamília escolhida, o arroz extra-longo, identificada com o código *1401*, inclui dois itens (o arroz das marcas *Saludães* e *Malandrinho* situados nas três primeiras posições de vendas na secção de mercearia seca). No Quadro 1 resumem-se os dados para esta subfamília incluindo os códigos que identificam cada item, marcas a que correspondem, preços médios, e quotas de mercado médias em quantidade. Para esta subfamília, dispõe-se de 102 observações correspondentes a vendas diárias em quantidade, para cada um dos cinco itens e para o total da subfamília. Estes valores diários referem-se ao período 1991\1992.

Para comparação modelaram-se igualmente itens da subfamília *2001* dos óleos alimentares, cujas características também se resumem no Quadro 1. Esta subfamília foi escolhida por apresentar vendas elevadas (4 dos 5 artigos da subfamília encontram-se entre os 15 artigos com vendas mais elevadas) e uma pronunciada competitividade entre itens utilizando-se neste caso uma série um pouco mais longa.

QUADRO 1 IDENTIFICAÇÃO DOS ITENS MODELADOS DAS SUBFAMÍLIAS 1401
ARROZ EXTRA-LONGO E 2001 ÓLEOS ALIMENTARES.

Código	Tipo	Marca	Quantidade	Quota Média	Preço Médio
Subfamília 1401 Arroz Extra-Longo					
5622	Arroz Extra Longo	Saludães	1 kg	63 %	161\$00
3662	Arroz Extra Longo	Malandrinho	1 kg	28 %	154\$50
3349	Arroz Carolino	Grão de Ouro	1 kg	5 %	161\$00
3347	Arroz Carolino	D. Ana	1 kg	3 %	179\$00
5626	Arroz Extra Longo	Oriente	1 kg	1 %	982\$50
Subfamília 2001 Óleos Alimentares					
4635	Óleo Alimentar	Fula	1 litro	31 %	199\$00
5434	Óleo Alimentar	Frigi	1 litro	24 %	181\$00
4621	Óleo Alimentar	Continente	1 litro	16 %	168\$00
4911	Óleo Alimentar	Pima	1 litro	15 %	178\$50
4648	Óleo Alimentar	Vegê	1 litro	14 %	187\$00

Nota: a marca de arroz extra longo Oriente foi excluída da restante análise, por apresentar uma variabilidade muito elevada, não explicada por variações de preço. A marca de óleo alimentar Continente foi igualmente excluída por (quase) não apresentar variações de preço durante o período modelado.

Na figura 2 apresentam-se as séries cronológicas de quotas de mercado para as duas marcas mais importantes da subfamília do arroz. Nesta figura, destaca-se um claro líder identificado com o código 5622 correspondente à marca Saludães. Competindo directamente com o líder encontra-se a marca Malandrinho com código 3662. As restantes três marcas são responsáveis por apenas 9% do total das vendas para a subfamília, constituindo estas marcas itens de características especiais, dirigidos a uma clientela leal a que Raju (1995) chamou *niche brands*.

Por oposição a subfamília dos óleos alimentares, cujas principais marcas se apresentam na figura 3, não apresenta um líder claro tendo todas as marcas quotas de mercado superiores a 10%. Esta subfamília apresenta ainda um elevado nível de competição com variações de preços frequentes e um grande número de promoções. Ainda que não seja visível na figura (falta a promoção das marcas Vegê e Continente), na realidade a partir do dia 1 de Novembro até ao fim da série no dia 31 de Março existe sempre uma das marcas desta subfamília em promoção na loja considerada. Pretende-se assim comparar a adequação dos modelos de quotas de mercado a duas subfamílias com um comportamento competitivo muito distinto.

Apresenta-se como exemplo a metodologia seguida na construção dos modelos para a subfamília do arroz, tendo a subfamília dos óleos alimentares sido submetida a tratamento idêntico.

FIGURA 3 QUOTAS DE MERCADO, PREÇOS E ROTURA PARA AS PRINCIPAIS MARCAS DA SUBFAMÍLIA 2001.

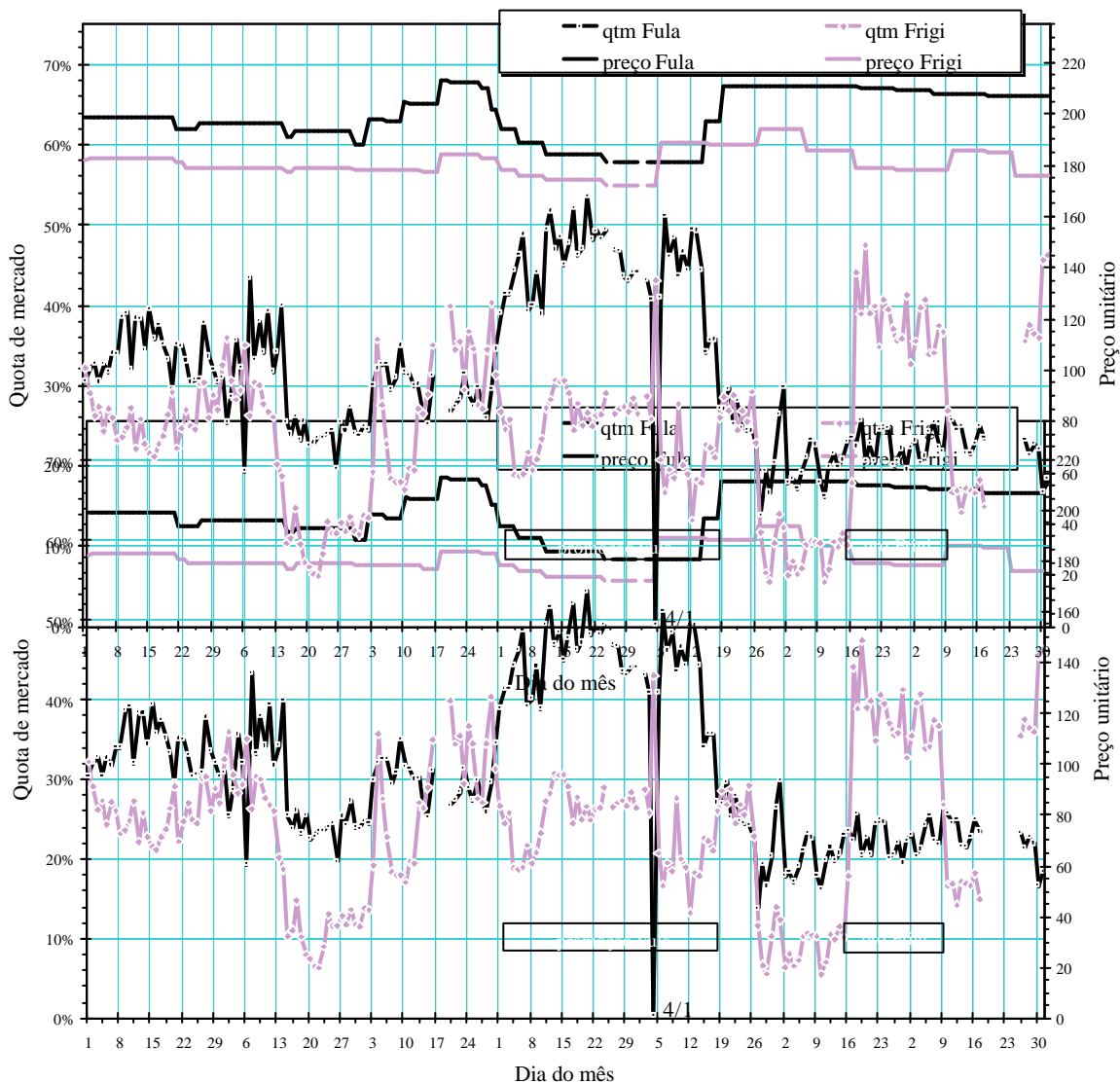


FIGURA 2 QUOTAS DE MERCADO, PREÇOS E ROTURAS PARA AS PRINCIPAIS MARCAS DA SUBFAMÍLIA 1401.

4. Resultados:

4.1. Calibração dos Modelos:

Na figura 2 é visível a presença de *outliers*, *i.e.* valores de quotas de mercado não explicáveis por variações dos preços ou de qualquer outra variável explicativa com efeitos prolongados, como promoções ou publicidade. As quedas bruscas de quotas de mercado correspondem certamente a roturas parciais ou totais. Os valores muito acima da linha de base, correspondem a respostas a roturas de marcas concorrentes.

Uma vez que as lojas não dispõem de um registo de roturas de *stocks* foi necessário utilizar uma técnica de modelação simples para identificar os dias em que se verificou ocorrência de roturas. O procedimento consistiu em começar por estimar uma linha de base, utilizando o modelo com melhor correlação de entre todos os modelos “clássicos” ajustados. Posteriormente foram eliminados os dias com as maiores diferenças, tanto para mais como para menos, entre o valor observado e a linha de base estimada. O procedimento é iterativo, por se verificar que a eliminação de pontos atípicos influencia a linha de base estimada, e repete-se até obter uma série sem pontos atípicos.

Outras técnicas poderiam ter sido utilizadas, mas a descrita resultou bem, e tem a vantagem de ser simples e facilmente compreensível por gestores e utilizadores (ver Bowerman e O'Connell, 1990, para técnicas mais complexas como a distância de Cook e resíduos Press).

As roturas de *stock* para as duas principais marcas de cada subfamília apresentam-se na figura 2 para o arroz e na figura 3 para os óleos sendo identificados pelas datas em que ocorreram. Note-se que o elevado número de roturas identificado para o arroz indicia deficiências do sistema logístico. As roturas são provavelmente devidas à incapacidade de prever vendas, principalmente durante períodos de promoção. Pelo contrário nos óleos foram identificadas apenas 5 roturas (todas em períodos de promoção) devidas provavelmente à incapacidade de repor o *stock* nos expositores durante as frequentes promoções.

Apesar de se terem identificado dias em rotura, nos modelos “clássicos” foram incluídas todas as observações, com o objectivo de quantificar o efeito cruzado das roturas de um artigo nas quotas dos restantes. Sendo assim, introduziu-se o conceito de **profundidade de rotura**, definido como a perda de quota de mercado de uma marca por, durante determinado período de tempo, não estar disponível para venda no expositor.

Para quantificar este conceito incluíram-se variáveis definidas como a diferença entre uma linha de base e o valor observado, para os dias identificados como roturas, e como zero nos restantes dias (identificadas por *RtR5622*, *RtR3662* e *RtR3347* para os itens da subfamília do arroz). A linha de base é fornecida por um modelo construído utilizando a série de quotas sem *outliers*. As referidas variáveis revelaram-se muito eficientes na modelação de roturas e na explicação de respostas a roturas. Em alternativa, foram consideradas variáveis binárias para a modelação de roturas, denominadas neste texto por *RtB5622*, *RtB3662* e *RtB3347* referentes à subfamília 1401.

Note-se que este tratamento das roturas não foi possível para os modelos de atracção, pelo que se optou por eliminar as observações correspondentes a roturas.

Durante o período em estudo, ocorreram duas promoções na subfamília do arroz (uma para a marca Malandrinho e outra para a Grão de Ouro) e cinco para a subfamília dos óleos alimentares. Estas promoções, envolvendo redução de preço, inclusão num folheto e exposição num topo ou ilha, foram modeladas por variáveis de natureza dicotómica. As variáveis, denominadas para a subfamília do arroz *Prom3662* (para o arroz Malandrinho) e *Prom3349* (para o Grão de Ouro), tomam o valor unitário no período de promoção e nulo em todo o período restante. Esta técnica muito simples, conduziu a bons

resultados em especial para os modelos “clássicos”, provavelmente por cada marca apenas apresentar uma promoção no período em estudo.

A expressão utilizada para a obtenção do preço relativizado foi interpretada como por Themido (1984) considerando as quotas de mercado no denominador como pesos, e, neste sentido, é legítimo utilizar médias móveis para os determinar. Tal operação pretende estabilizar os referidos pesos, que representam a atracção de cada marca na subfamília, e não devem variar com fenómenos pontuais atípicos como roturas de *stock* ou variações de preço de curta duração. No entanto, para marcas com quotas de mercado apresentando grande variabilidade (normalmente as que menos vendem) médias móveis longas podem não conduzir aos melhores resultados, já que se verifica uma diminuição da amplitude de variação das quotas de mercado do denominador com o aumento do período de agregação.

Tendo-se efectuado um estudo exaustivo de todas as combinações possíveis de variáveis e factores explicativos, foi possível chegar aos resultados apresentados no Quadro 2 para a subfamília do Arroz Extra-Longo quanto aos modelos que propiciam um melhor ajustamento para cada marca. Escolheram-se os modelos com maior valor de R^2 corrigido, por se considerar ser esta uma boa medida da qualidade do ajustamento. No entanto consideram-se também como condições necessárias à selecção, a verificação das condições de regressão linear por OLS, e a validade estatística dos parâmetros ajustados. Tendo-se verificado que todos os modelos apresentados satisfazem os pressupostos do método OLS (*Ordinary Least Squares*), técnica usada na estimação de parâmetros. Recusaram-se modelos onde o parâmetro correspondente ao preço relativo não é significativo, como sucede para a marca 5626.

QUADRO 2 QUALIDADE DE AJUSTAMENTO E PARÂMETROS ESTIMADOS PELOS MODELOS “CLÁSSICOS” SELECIONADOS PARA AS MARCAS DA SUBFAMÍLIA 1401.⁹

	Marcas da Subfamília 1401			
	5622	3662	3349	3347
Modelo	aditivo	aditivo	aditivo	exponencial
Período Agreg.	30 dias	17 dias	4 dias	----
Graus de Lib.	67	75	88	92
R² corrigido	95,1%	93,7%	74,5%	65,5%
DsvPadrão Erro	0,032	0,033	0,018	0,011
Durbin-Watson	1,87	1,65	1,93	2,28
Parâmetros Estimados				
(nível de significância para a estatística <i>t</i> entre parênteses; <i>R</i> rotura real, <i>B</i> rotura binária)				
Constante	3,77 (0,0%)	2,03 (0,0%)	0,65 (0,0%)	-11,6 (0,0%)
Preço relati.	-3,16 (0,0%)	-1,90 (0,0%)	-0,63 (0,0%)	-0,054 (0,0%)
Prom3662	-0,113 (0,0%)	0,131 (0,0%)	não significativo	-0,154 (2,9%)
Prom3349	não significativo	-0,022 (3,1%)	0,0316 (0,0%)	não significativo
RtR/B5622	R -1,014(0,0%)	R 0,641 (0,0%)	R 0,260 (0,0%)	B 0,86 (0,0%)
RtR/B3662	R 0,805(0,0%)	R -0,938(0,0%)	R 0,132 (0,0%)	R 1,49 (0,0%)
RtR/B3347	sem significado	sem significado	sem significado	B -2,08 (0,0%)

Nota: para a marca 3347 não se utiliza o preço relativizado pela expressão (7), pelo que o período de agregação não é apresentado. Não se apresentam valores para a estatística *F* por todas as regressões serem significativas a 0,01%. Os parâmetros não apresentados têm valores para o nível de significância superiores a 5%. A expressão *sem significado* refere-se a variáveis não incluídas no modelo.

Antes de passar à exploração dos valores indicados no quadro é conveniente esclarecer que se verificou uma grande semelhança de resultados para os modelos exponencial e multiplicativo. Tendo em conta que a diferença entre as formas lineares destes dois modelos corresponde à logaritmização das variáveis independentes, pode concluir-se que neste caso, essa logaritmização não se revela vantajosa,

provavelmente devido à relação aproximadamente linear entre X e $\ln X$, quando X varia muito pouco, como acontece no presente caso com o preço relativizado.

O preço relativizado pela expressão apresentada não tem boa capacidade explicativa da quota de mercado da marca menos vendida dentro das quatro consideradas, a marca de arroz Carolino D. Ana. O maior valor de R^2 foi obtido para o modelo exponencial com o preço relativizado por uma expressão que não é mais do que a diferença entre o preço e a média dos preços das 4 marcas. Escolheu-se esta expressão de relativização por se verificar uma preferência estatística¹⁰ relativamente ao mesmo modelo com a equação de relativização (7). Assim, prefere-se utilizar um modelo que conduz a elasticidades estimadas com alguma precisão, ainda que possam não ter um comportamento correcto em situações limite.

Nota-se também que o modelo para a marca 3347 é o único que inclui a variável dependente logaritmizada. As roturas identificadas para esta marca são apenas duas e não muito profundas, pelo que o melhor ajuste propiciado pela conjugação do modelo aditivo com as medidas lineares das profundidades de rotura para as observações em que ocorre rotura não se sobrepõe ao melhor ajuste de um modelo exponencial ou multiplicativo às restantes observações, justificando-se assim a preferência por este tipo de modelos. A confirmar esta análise está a observação de que esta é a única marca em que as variáveis com roturas modeladas por variáveis dicotómicas entram no modelo.

Por definição os parâmetros para as profundidades de rotura das próprias marcas deverão ser menos um, no caso de modelos com a variável dependente não logaritmizada, o que realmente se verifica com pequenos desvios. Para a marca 3347, o valor do parâmetro apresentado, corresponde a uma relação entre quota de mercado com rotura e sem rotura de 0,12 ($=\exp(-2,08)$). Isto significa que se a quota de mercado prevista para os dias sem rotura rondar os 3%, a quota de mercado com rotura deve baixar para valores próximos de 0,2 a 0,3%, o que realmente se verifica.

Na figura 4 apresentam-se as curvas referentes a quotas de mercado observadas e previstas pelos modelos também indicados. O gráfico mostra o muito bom ajustamento conseguido para as duas marcas mais vendidas.

Para os modelos de atracção a estimação de parâmetros apresentou dificuldade considerável sendo a linearização obtida seguindo a transformação proposta por Cooper e Nakanishi (1988). Embora as

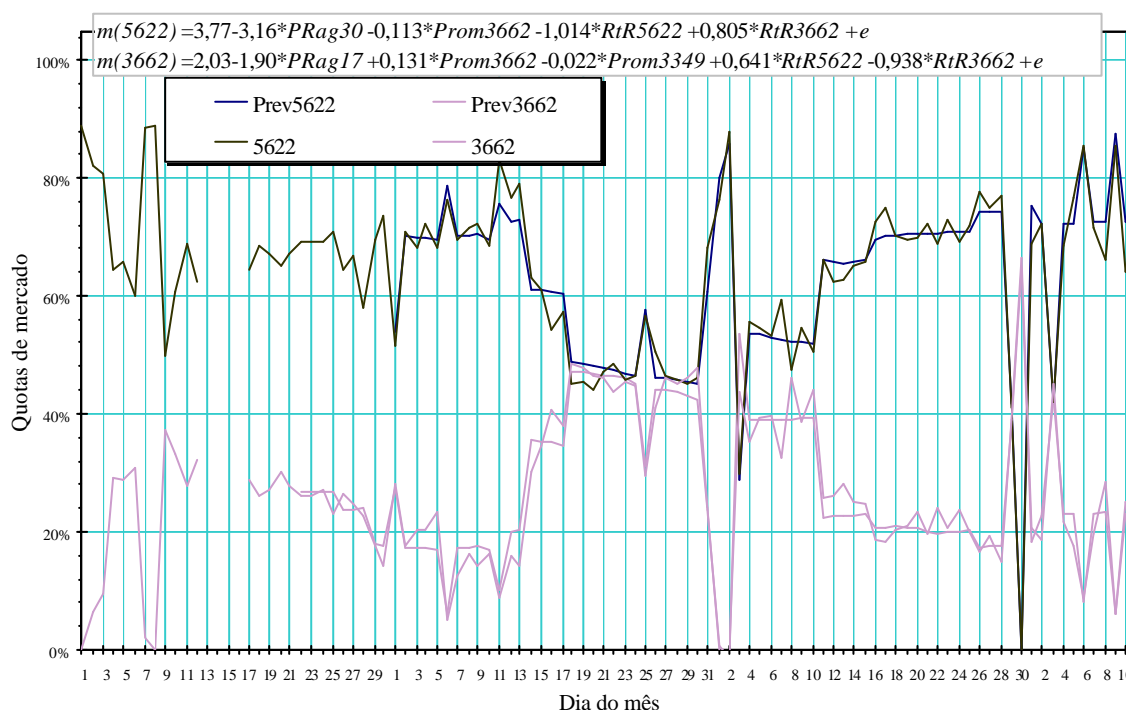


FIGURA 4 QUALIDADE DE AJUSTAMENTO DOS MODELOS “CLÁSSICOS” PARA AS PRINCIPAIS MARCAS DA SUBFAMÍLIA 1401.

condições de aplicabilidade das técnicas de OLS não sejam inteiramente satisfeitas, devido à existência de heterocedasticidade induzida pela estrutura do modelo, esta não se revelou muito marcada pelo que também se apresentam resultados para os modelos de atracção obtidos pelo referido método (para uma descrição completa da metodologia de estimação dos parâmetros e da qualidade dos ajustes consultar Mendes, 1996).

Na figura 5 pode-se observar a qualidade do ajuste para o modelo de atracção escolhido e para as duas principais marcas em estudo.¹¹ Verifica-se um pior ajustamento por comparação com as previsões proporcionadas pelos modelos “clássicos”. No entanto, as duas promoções encontram-se aparentemente bem modeladas.

Note-se ainda que, a relativização de variáveis de *marketing* não conduz a ganhos significativos de R^2 , no entanto, é essencial para a estimação de elasticidades cruzadas, como se pode observar dos resultados apresentados no Quadro 4.

Na verdade, os modelos de atracção quando utilizados com variáveis não relativizadas, conduzem a elasticidades cruzadas (e_{ijk}) iguais para cada marca i , independentemente da marca j . Na literatura são utilizadas diversas técnicas para ultrapassar esta limitação dos modelos de atracção, como por exemplo técnicas de *nested MNL* (para uma aplicação recente ver Baltas *et al.*, 1997), mas os autores pensam que a relativização de variáveis de *marketing* tem a vantagem de ser muito simples e conduzir a resultados aceitáveis com se verá no desenvolvimento deste caso de estudo.

QUADRO 3 QUALIDADE DE AJUSTAMENTO E PARÂMETROS ESTIMADOS PELOS MODELOS “CLÁSSICOS” SELECIONADOS PARA AS MARCAS DA SUBFAMÍLIA 2001.¹²

Modelo	Marcas da Subfamília 2001			
	Fula (4635)	Frigi (5434)	Pima (4911)	Vegê (4648)
Período Agreg.	exponencial 30 dias	exponencial 30 dias	aditivo 20 dias	aditivo 20 dias

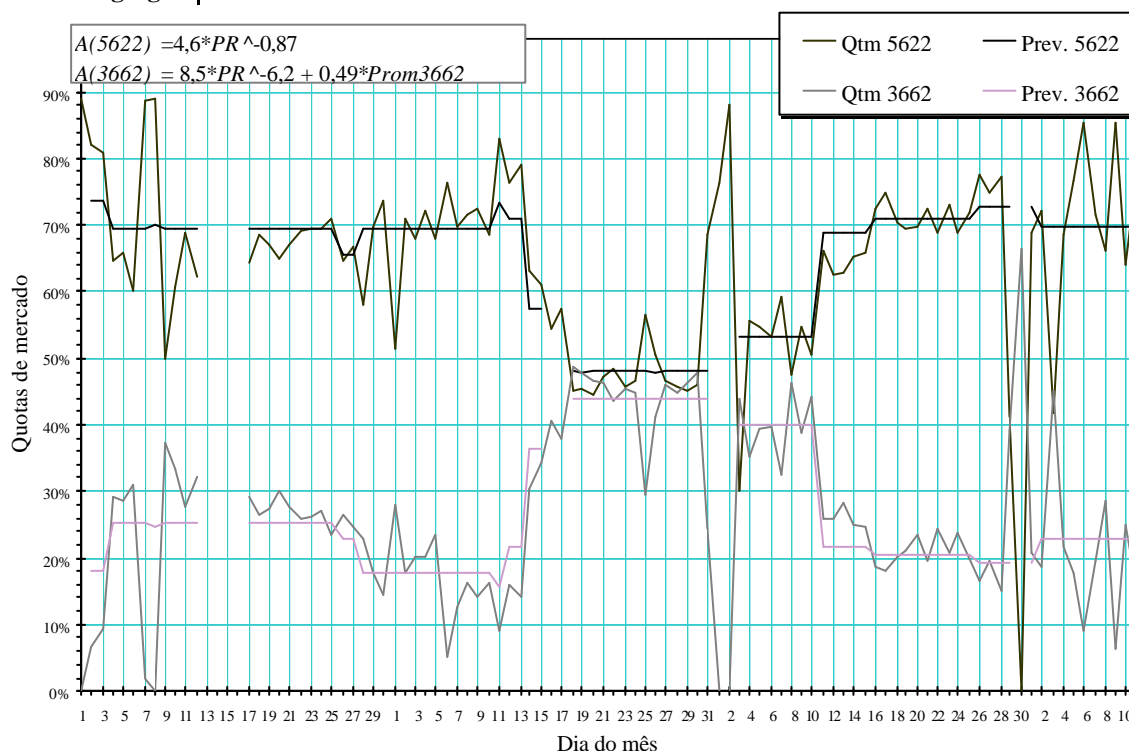


FIGURA 5 QUALIDADE DO AJUSTAMENTO PARA O MODELO DE ATRACÇÃO MNL COM PREÇO RELATIVIZADO.

Graus de Lib.	169	167	178	177
R^2 corrigido	94,5%	86,3%	90,4%	89,1%

DsvPadrão Erro	0,038	0,037	0,039	0,041
Durbin-Watson	1,60	1,03	0,88	0,91
Parâmetros Estimados				
(nível de significância para a estatística <i>t</i> entre parênteses; <i>R</i> rotura real, <i>B</i> rotura binária)				
Constante	2,5 (0,0%)	3,5 (0,0%)	0,36 (0,0%)	1,2 (0,0%)
Preço relati.	-3,4 (0,0%)	-5,0 (0,0%)	-0,27 (0,6%)	-1,0 (0,0%)
PromFula	0,22 (0,0%)	não significativo	não significativo	-0,11 (0,0%)
PromFrigi	-0,14 (0,0%)	0,32 (0,0%)	não significativo	não significativo
PromPima	-0,31 (0,0%)	-0,88 (0,0%)	0,39 (0,0%)	-0,07 (0,0%)
PromVegê	-0,27 (0,0%)	-0,88 (0,0%)	não significativo	0,27 (0,0%)
PromContinent	não significativo	-0,24 (0,1%)	não significativo	não significativo
RtR/Bfula	R -11,9 (0,0%)	R 1,2 (0,7%)	sem significado	R 0,49 (0,0%)
RtR/Bcontinent	sem significado	R 3,3 (0,0%)	sem significado	sem significado
RtR/Bpima	sem significado	R 2,7 (0,5%)	R -1,0 (0,0%)	sem significado
RtR/Bvegê	R 1,6 (0,0%)	R 2,2 (0,0%)	sem significado	R -1,0 (0,0%)

Nota: não se apresentam valores para a estatística *F* por todas as regressões serem significativas a 0,01%. Os parâmetros não apresentados têm valores para o nível de significância superiores a 5%. A expressão *sem significado* refere-se a variáveis não incluídas no modelo.

Utilizando um procedimento idêntico ao já descrito para a subfamília do Arroz Extra-Longo e aplicando critérios semelhantes foi possível chegar aos resultados apresentados no Quadro 3. Uma vez mais não foi possível modelar uma marca, a de óleo alimentar Continente, por não ser possível obter parâmetros significativos para o preço relativizado. Este facto resulta da muito baixa variabilidade do preço desta marca (varia apenas num momento durante todo o período em estudo), apresentando portanto fraca correlação com a série de quotas de mercado.

O primeiro facto a notar da tabela anterior são os muito bons resultados que foi possível obter utilizando apenas os modelos clássicos com preço relativizado pela expressão (7), para todas as marcas consideradas, não se verificando perdas de qualidade do modelo para as marcas mais fracas. Verifica-se ainda que se obtêm melhores resultados com modelos exponenciais para as marcas com maior volume de vendas enquanto para as restantes os modelos lineares proporcionam melhores ajustes. Observando o desvio padrão das quotas de mercado percebe-se que os modelos com a variável dependente logaritmizada são mais adequados para séries de quotas de mercado com maior variabilidade.

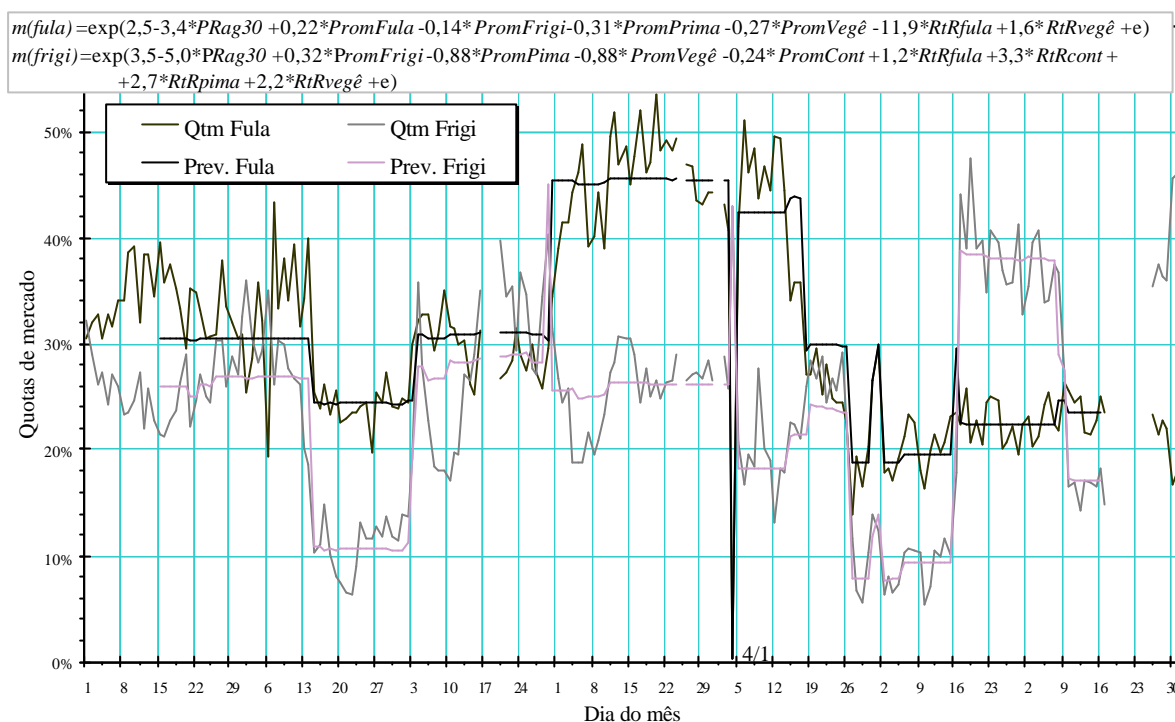


FIGURA 6 QUALIDADE DE AJUSTAMENTO DOS MODELOS “CLÁSSICOS” PARA AS PRINCIPAIS MARCAS DA SUBFAMÍLIA 2001.

Ainda que, no Quadro 3, se apresentem os resultados para o tratamento das roturas estes não têm grande significado para a presente subfamília que apresenta muito poucas roturas (cerca de uma por marca). Assim, nesta família a comparação entre modelos não é enviesada pelo facto da variável adoptada para quantificar as roturas ser especialmente bem adaptada ao modelo aditivo. Para duas marcas o modelo exponencial propicia um melhor ajuste, sendo o modelo aditivo preferido para as restantes duas marcas.

Não se apresentam resultados para os modelos de atracção por se terem verificado problemas de estimação de parâmetros semelhantes aos já descritos para a subfamília 1401.

Na figura 6 apresentam-se as curvas referentes a quotas de mercado observadas e previstas para as principais marcas da subfamília podendo-se confirmar a boa qualidade dos modelos obtidos.

Utilizando-se os parâmetros resultantes da calibração dos modelos é agora possível calcular elasticidades directas e cruzadas de preço para as principais marcas dentro da família, como se descreve no subsecção seguinte.

4.2. Elasticidades e Outros Efeitos Cruzados

Dos parâmetros obtidos por regressão multilinear, e das expressões deduzidas em Mendes e Themido (1998), foi possível obter valores médios para as elasticidades directas e cruzadas apresentadas no Quadro 4 e Quadro 5 respectivamente para as subfamílias do Arroz Extra-Longo e dos Óleos Alimentares (trata-se de valores médios por se verificarem variações das elasticidades no tempo, para uma descrição mais completa deste assunto refere-se o leitor para o artigo supracitado).

Nestes Quadros as linhas resumem a influência dos preços de outras marcas na quota de mercado da marca indicada (*i*), e a coluna o efeito das variações de preço da marca *j* (ou da marca *i* para as elasticidades directas) nas vendas das restantes marcas.

Comparando os valores obtidos para os modelos de atracção com os modelos “clássicos” para a subfamília do arroz, verifica-se que as maiores diferenças ocorrem para os efeitos nas quotas de mercado da marca 3662 por variações de preço da marca líder, sendo o valor obtido pelos modelos de atracção bastante inferior ao obtido pelos modelos “clássicos”. E ainda para o efeito de variações de preço da marca 3347 na quota de mercado de 3349 embora, neste caso, a ordem de grandeza dos valores obtidos pelos dois tipos de modelos seja inversa.

QUADRO 4 ELASTICIDADES DIRECTAS E CRUZADAS PELOS MODELOS “CLÁSSICOS” E DE ATRACÇÃO PARA A SUBFAMÍLIA DO ARROZ

$\hat{\epsilon}_{ijk} / \hat{\epsilon}_{ik}$ Variações de Quota (Dm_i)	Variações de preço (DP_j)			
	5622	3662	3349	3347
Modelos “Clássicos” (com Preço Relativizado)				
<i>Saludães</i> (5622)	- 1,8	1,32	0,28	0,16
<i>Malandrinho</i> (3662)	3,92	- 4,7	0,35	0,20
<i>Grão de Ouro</i> (3349)	6,39	2,61	- 14	0,33
<i>D. Ana</i> (3347)	1,92	1,70	1,67	- 7,7
Modelos de Atracção (com Preço Relativizado)				
<i>Saludães</i> (5622)	- 1,3	1,72	0,76	- 0,20
<i>Malandrinho</i> (3662)	1,91	- 5,6	1,24	0,24
<i>Grão de Ouro</i> (3349)	4,08	3,99	- 20	2,16
<i>D. Ana</i> (3347)	2,21	2,40	1,54	- 8,8
Modelos de Atracção (com Preço não Relativizado)				
<i>qualquer marca</i>	2,86	2,27	0,70	0,17

Nota: na diagonal apresentam-se elasticidades directas, todas as restantes são cruzadas. Para os modelos de atracção com preço não relativizado apenas se apresentam elasticidades cruzadas.

Em ambos os casos os resultados obtidos pelos modelos “clássicos” são mais facilmente aceites. Na verdade, tendo em conta a relação de forças entre as marcas 3662 e 5622 é de esperar que a segunda influencie mais fortemente as vendas da primeira do que o inverso. Também a marca 3347, sendo muito fraca, tende a influenciar pouco a marca 3349, contrariando os resultados dos modelos de atracção. Também os parâmetros obtidos para as roturas de *stocks* e promoções, ver Quadro 2 e Quadro 3, podem contribuir para a análise dos efeitos cruzados dentro da subfamília. Assim, verifica-se que uma rotura na marca líder é coberta em média a 64% pela marca 3662, e em 26% pela marca 3349. Também a marca 3347 duplica ($\exp(0,86)=2,3$) a sua quota de mercado em presença de uma rotura da 5622, como a sua quota de mercado média ronda os 2 a 3% logo o aumento é dessa ordem de grandeza. Sendo assim, verificam-se diminuições nas vendas do total da subfamília de apenas 6 a 7% da profundidade de rotura, para a marca líder.

Por outro lado uma rotura da marca 3662 é coberta em 80% pela marca líder e apenas em 13% pela marca 3349. Para a marca 3347 a relação entre quotas de mercado com e sem resposta à referida rotura da marca 3662 é de 1,49 levantado à profundidade de rotura (ver Mendes, 1996). Como se pode considerar a rotura média da marca 3662 à volta de 30 a 40%, isso corresponde a uma relação entre quotas de mercado de 1,2, *i.e.* um pequeno aumento de 20% nas quotas de mercado. Assim, roturas na marca 3662 correspondem a uma redução de 6 a 7% da profundidade de rotura nas vendas da subfamília, exactamente como acontecia para a marca líder. Estas observações levam a que se conclua que as roturas, para a subfamília 1401 e no curto período em consideração; não têm sérias consequências nas vendas em quantidade para a loja. Tal facto confirma mais uma vez a forte substituição verificada na subfamília considerada.

Também o efeito das promoções pode ser observado segundo esta óptica. A promoção da marca 3662 corresponde a um aumento no valor da quota de mercado de 13% para essa marca mas a uma redução de 11,3% para a quota de mercado da marca 5622, acompanhada de uma pequena redução nas vendas do arroz D. Ana ($3\% \times (1 - \exp(-0,154)) = 0,5\%$), levando novamente a uma variação desprezável nas vendas totais da subfamília. No entanto, o facto desta promoção não surtir qualquer efeito na marca 3349 pode parecer estranho já que a elasticidade cruzada é bastante elevada entre as duas marcas. A variabilidade da série de quotas de mercado da marca 3349, e o facto das elasticidades de preços não serem necessariamente proporcionais aos efeitos cruzados resultantes de promoções, podem ajudar a compreender esta observação (ver por exemplo Raju, 1995).

QUADRO 5 ELASTICIDADES DIRECTAS E CRUZADAS PELOS MODELOS “CLÁSSICOS” PARA A SUBFAMÍLIA DOS ÓLEOS ALIMENTARES

$\hat{e}_{ijk} \hat{e}_{ik}$ Variações de Quota (Dm_i)	Variações de preço (DP_j)			
	<i>Fula</i>	<i>Frigi</i>	<i>Pima</i>	<i>Vegê</i>
<i>Óleo Fula (4635)</i>	- 2,37	0,83	0,52	0,53
<i>Óleo Frigi (5434)</i>	1,67	- 3,82	0,72	0,74
<i>Óleo Pima (4911)</i>	1,75	1,21	- 4,45	0,78
<i>Óleo Vegê (4648)</i>	2,91	2,02	1,26	- 7,38

Nota: na diagonal apresentam-se elasticidades directas, todas as restantes são cruzadas.

A promoção da marca 3349 leva a um aumento de 3,2 pontos percentuais sendo apenas sentida pela marca 3662 (cuja redução cobre 2,2% do aumento verificado para as vendas de 3349), o que está de acordo com as elasticidades pontuais apresentadas.

Também para a subfamília dos óleos é possível analisar os efeitos cruzados das promoções, ainda que as poucas roturas verificadas não permitam estudar a substituição entre marcas nessa situação. Para a marca líder verifica-se uma perda nas vendas para o total da subfamília já que a promoção aumenta 20% a quota de mercado da marca líder (*i.e.* um incremento de cerca de 6% em unidades de quota) sofrendo a marca Vegê uma perda de 11%. No entanto, para a marca Frigi o saldo já é positivo em cerca de 4% verificando-se igualmente saldos globais positivos (e por vezes elevados) para as restantes marcas da subfamília. Sendo assim, parece conveniente para a loja continuar a efectuar promoções das diferentes marcas de óleos alimentares, com excepção da marca líder.

Em conclusão pode-se afirmar que os valores calculados para as elasticidades cruzadas pelo método apresentado têm pelo menos validade qualitativa, apresentando boas potencialidades para explicar os efeitos cruzados dentro da subfamília, como confirmado por outros resultados intrinsecamente cruzados.

5. Conclusões:

Numa tentativa de melhorar o apoio à tomada de decisão pela loja, principalmente no que toca a decisões táticas e estratégicas, sugere-se neste trabalho o *upgrade* do sistema de informação para que produza não apenas previsões mas também indicadores como elasticidades, e vários outros parâmetros.

Começou-se por identificar uma grande variedade de modelos causais, que quando utilizados com variáveis explicativas relativizadas, permitiram a obtenção de valores para elasticidades directas e cruzadas.

Para comparar e seleccionar modelos, recorreu-se a um caso de estudo, compreendendo duas subfamília com cinco marcas cada. Uma destas subfamílias tem um líder óbvio e uma estrutura pouco competitiva enquanto a outra é fortemente competitiva sem líder evidente. Para estas subfamílias os autores verificaram que a utilização da expressão de relativização apresentada, identificada como robusta quanto ao comportamento das elasticidades directas em situações limite, é praticamente sempre possível já que se obtêm valores estimados dos parâmetros pelo menos tão precisos como os obtidos por outras expressões. Apenas para marcas que vendem muito pouco (quotas de mercado médias abaixo dos 10%), se pode revelar necessário a utilização de outras expressões de relativização, na tentativa de aumentar a precisão dos parâmetros estimados.

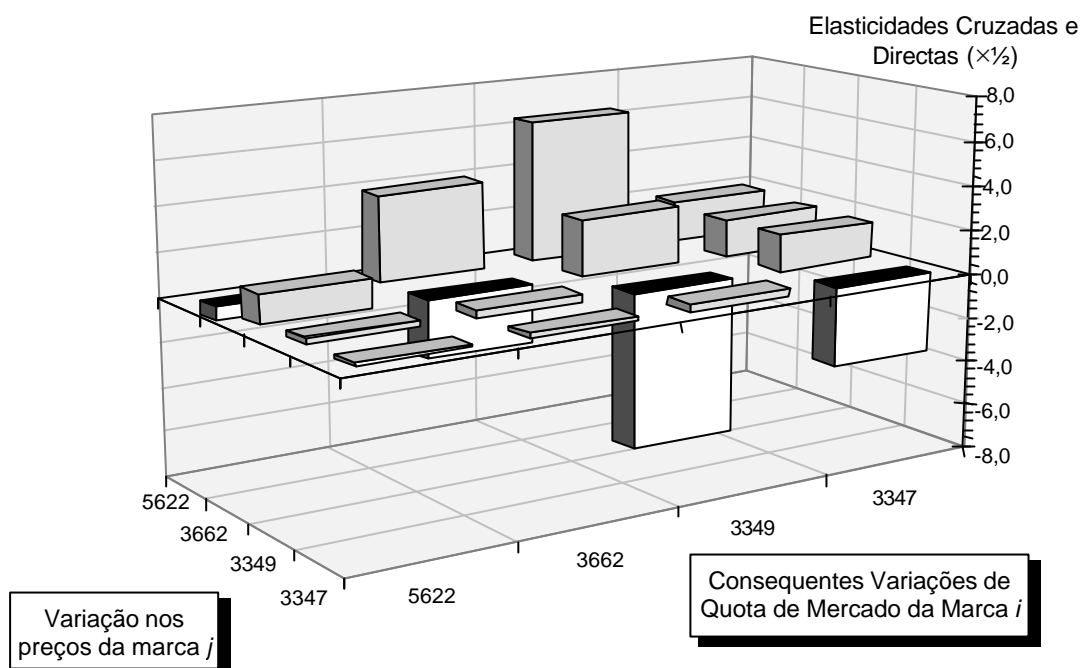
Quanto à estimação de parâmetros, verificou-se que os modelos “clássicos” são geralmente fáceis de estimar, especialmente para famílias equilibradas como a dos óleos alimentares, obtendo-se uma elevada capacidade explicativa das quotas de mercado. Pelo contrário os modelos de atracção, muito referidos na literatura consultada, são de difícil estimação, apenas permitindo obter um número reduzido de parâmetros e apresentando o método de estimação um problema de heterocedasticidade aparentemente de resolução não trivial.

Este trabalho vem realçar o papel das elasticidades e de outros efeitos cruzados na análise de vendas utilizando quotas de mercado. A importância das elasticidades, deriva não só de serem medidas de sensibilidade das quotas de mercado a variações das diferentes variáveis de *marketing*, como também de serem medidas universais independentes do modelo adoptado.

Como referido por Cooper (1988) as elasticidades resumem o efeito das condições do mercado nas vendas ou quotas. Este efeito de síntese e consolidação de elevada quantidade de dados em valores ou mapas úteis à tomada de decisão, é de interesse tanto a nível teórico como prático. Deste modo, o estudo apresentado pode ser inserido em técnicas de Investigação Operacional conhecidas por *data mining* ou de estudo de relações entre variáveis que possam conduzir a uma melhor tomada de decisão.

Apresentando os dados do Quadro 4 na forma gráfica, resulta o mapa competitivo da figura 7, assim denominado por Cooper (1988). Nesta figura as elasticidades directas foram multiplicadas pelo factor $\frac{1}{2}$ por questões de escala.

FIGURA 7 MAPA COMPETITIVO SIMPLES, UTILIZANDO OS RESULTADOS OBTIDOS NO CASO DE ESTUDO PELOS MODELOS “CLÁSSICOS” PARA A SUBFAMÍLIA DO ARROZ



Da figura, é evidente uma acentuada assimetria das elasticidades cruzadas. Isto significa que a marca 5622 pode facilmente construir quota de mercado à custa de marcas como 3662 e 3349. Pelo contrário, estas marcas têm um efeito muito reduzido na quota de mercado do líder sendo a redução de preços da marca líder desaconselhada, do ponto de vista da loja, por retirar vendas a marcas mais fracas, habitualmente com margens de lucro mais elevadas (fenómeno conhecido por *canibalismo*) até porque se verifica que as marcas líderes têm elasticidades directas mais reduzidas do que as restantes (Este resultado é confirmado em diversos trabalhos, ver Blatteberg *et al.* (1995) para uma extensa lista ou Walters e Boomer (1996) para um trabalho recente).

Para mais as vendas da subfamília, frequentemente, não apresentam qualquer subida. Assim se justifica a necessidade do retalhista receber contrapartidas quando o fabricante pretende fazer promoções desta marca. Também Hoch *et al.* (1995) aconselha as marcas com maiores elasticidades directas a apresentar preços diários mais baixos, na tentativa de fixar clientes sensíveis ao preço.

Outras análises semelhantes seriam possíveis no que se refere às marcas a promover mais frequentemente e às marcas a substituir preferencialmente por novas. Gráficos de barras semelhantes ao da figura anterior podem ser construídos para os restantes efeitos cruzados analisados, se tivermos o cuidado de reduzir os parâmetros estimados pelas regressões a medidas lineares.

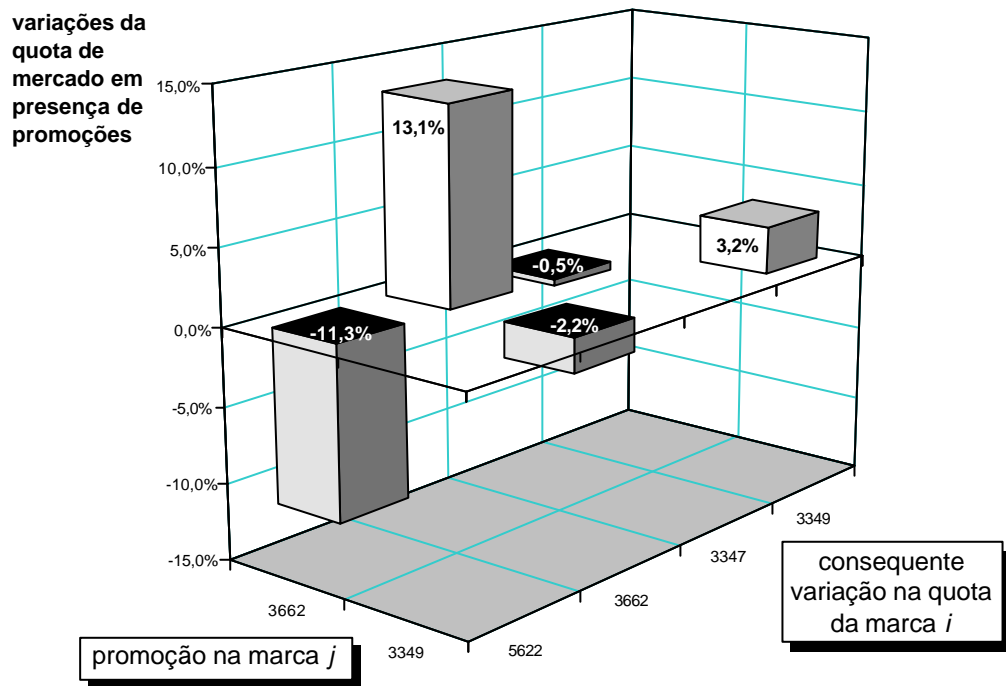
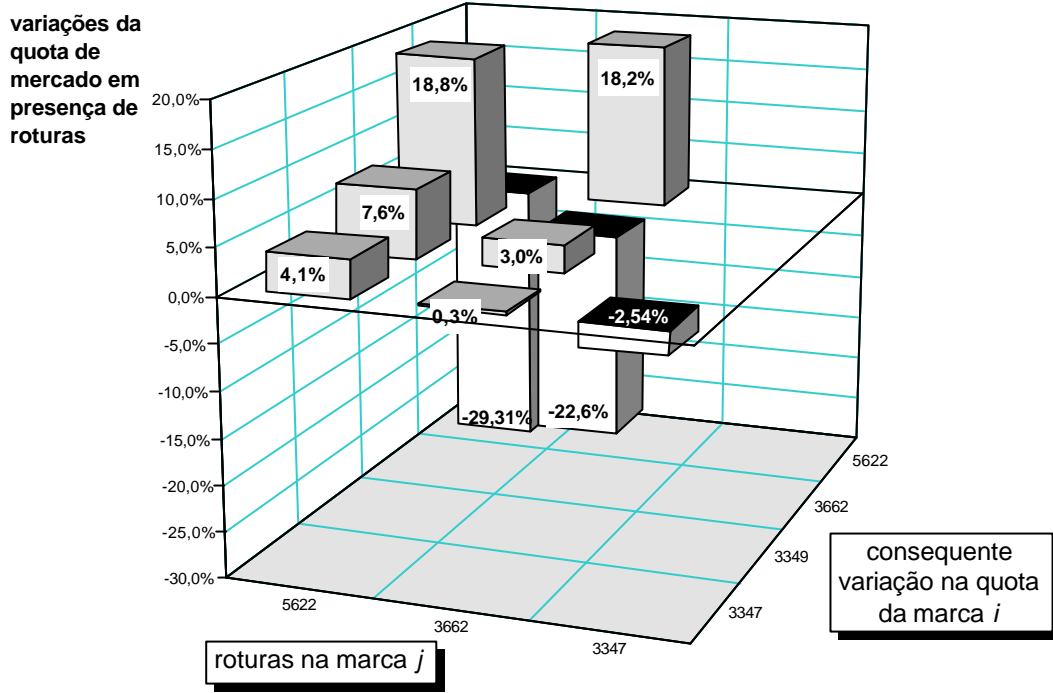


FIGURA 8 GRÁFICOS DE BARRAS PARA A REPRESENTAÇÃO DE EFEITOS CRUZADOS DE ROTURAS E PROMOÇÕES PARA A SUBFAMÍLIA DO ARROZ.

Na figura 8 apresentam-se gráficos para os efeitos cruzados das promoções e roturas para a subfamília do Arroz. Na diagonal surgem as roturas médias ou efeitos das promoções modeladas nas quotas das próprias marcas (considera-se a promoção como uma deslocação para um topo ou ilha separado do efeito de variação de preço) e fora das diagonais encontram-se os efeitos médios ocasionados por uma rotura ou promoção de uma marca *j* na quota de uma outra *i* da mesma subfamília. A análise destes gráficos ou tabelas pode ser muito rica como se procurou demonstrar no caso de estudo apresentado.

Quanto a desenvolvimentos futuros, é necessário antes de mais considerar a correlação contemporânea entre os desvios estimados para as diferentes marcas, verificada tanto pelos modelos de atracção como para os modelos “clássicos”. Para tentar capturar este efeito cruzado que pode influenciar os parâmetros estimados, é necessário realizar o ajustamento dos quatro modelos em simultâneo, *i.e.* combinar dados relacionados com séries temporais com dados de diferentes marcas (*cross-sectional data*). Uma possibilidade será a utilização da técnica de GLS a que Zellner (1962, referido em Griffiths, Hill e Judge, 1993) chamou *Seemingly Unrelated Regressions (SUR)*.

Esta técnica considera o ajustamento de todos os modelos em simultâneo, constituindo um sistema de equações com parâmetros estimados em conjunto, do que resulta uma matriz de covariâncias comum que apresenta necessariamente algumas covariâncias não nulas (aquelas que relacionam contemporaneamente duas marcas distintas), pelo que é necessário estimar esta matriz de forma a ser possível a utilização de técnicas GLS para estimar parâmetros. A estimativa da matriz de covariâncias e dos parâmetros em simultâneo exige um procedimento iterativo (ver Cribfield e Penggabean, 1996, para um trabalho recente envolvendo SUR).

Uma outra extensão lógica do presente trabalho seria a utilização de séries temporais de maior dimensão e técnicas como a regressão móvel local (*moving local regression*), as quais poderão permitir acrescentar a dimensão temporal aos mapas competitivos (ver por exemplo Hackl e Westlund, 1996, ou Fedorov *et al.*, 1992), tornando-os ainda mais ricos.

Uma outra evolução possível para este trabalho, ainda que exigindo outro tipo de dados, seria o estudo da percepção da qualidade (valor) pelos clientes para cada item de cada subfamília de forma a comprovar a fraca diferenciação dos produtos. Poder-se-ia ainda introduzir nos modelos o efeito das variações de preço de produtos semelhantes ou iguais em superfícies comerciais concorrentes da estudada. A complexidade adicional seria compensada com a introdução de variáveis de marketing (percepção de valor do produto e impacto dos concorrentes) fundamentais para a construção de um “Simulador de *Marketing* e Modelo de Análise Estratégica” mais robusto.

Notas:

¹ Uma família é constituída por artigos que satisfazem idênticas necessidades, por exemplo o arroz. A família pode decompor-se em subfamílias constituídas pelas várias marcas de artigos substituíveis, por exemplo a subfamília do arroz extra-longo estudada neste artigo.

² *Vide* por exemplo Oral e Kettani (1989) para uma extensa lista de referências corroborando esta afirmação.

³ Barroso (1994) apresenta uma modelo previsional para uma série de vendas agregada para a família de produtos onde a modelação de sazonalidades é, de longe, o ponto de maior complexidade. Note-se ainda que, considerar que a relativização das vendas elimina sazonalidades, corresponde a considerar que estas últimas podem ser modeladas por factores multiplicativos (como aliás se considera no trabalho de Barroso) e que estes são aproximadamente iguais para as diferentes marcas dentro da família. Estes pressupostos são geralmente aceites pela maioria dos autores e foram explicitamente comprovados para o caso de estudo apresentado.

⁴ Note-se que alguns autores consideram que as quotas de mercado deverão apresentar uma proporcionalidade com a probabilidade de escolha de uma marca de entre todas as marcas na família. Assim, a previsão de quotas de mercado reduzir-se-ia a prever probabilidades de escolha agregadas (Oral e Kettani, 1989). Para um estudo mais completo consultar Cooper e Nakanishi, 1988.

⁵ Nestes modelos exclui-se o termo correspondente ao resíduo, já que este só tem significado aquando do ajustamento dos modelos a um conjunto de pontos. Exclui-se ainda o índice *t* representativo do momento temporal.

⁶ As condições de consistência lógica referem-se à necessidade das previsões de quota para os diferentes itens de uma família somarem um (restrição de soma) e das previsões para cada item se encontrarem no intervalo entre zero e um (restrição de intervalo).

⁷ Note-se que a utilização de preços relativos vem já de longe, como o comprova Themido (1984) ao referir um artigo de 1965. Existem certamente muitos outros métodos de introduzir a concorrência nos modelos de quotas de mercado “clássicos”. O método mais utilizado na literatura, consiste na introdução de todas as variáveis de *marketing* de

todas as marcas, nos modelos de cada marca. Estes modelos, denominados modelos extensivos ou completos, além da complexidade que introduzem por estimarem um grande número de parâmetros, apresentam problemas de multicolinearidade entre o conjunto elevado de variáveis explicativas. A relativização das variáveis de *marketing* surge assim como um método expedito, ainda que não perfeito, de introduzir a competitividade nos modelos.

⁸ Considerou-se que as equações da elasticidade eram robustas se a elasticidade tende para zero quando a quota de mercado da própria marca tende para um e quando o valor de X_{ik} (esforço de marketing) tende para infinito.

⁹ As correlações foram executadas utilizando o pacote informático *SPSS for Windows Release 6.0*, as variáveis explicativas preços relativos, juntamente com *Prom3662* e *Prom3349* — promoções das marcas indicadas, o método *Enter* com constante e a variável dependente quotas de mercado. As variáveis referentes a roturas foram introduzidas nos modelos pelo método *stepwise*. Para uma descrição mais completa ver Mendes, 1996.

¹⁰ Utilizou-se o teste de Box e Cox (1964) com nível de significância de 5% para confirmar a preferência dos dados pela expressão de relativização apresentada.

¹¹ Utilizou-se a transformação inversa da logarítmica centrada para a determinação dos valores de quotas de mercado previstos pelos modelos (Nakanishi e Cooper, 1982).

¹² As correlações foram executadas utilizando o pacote informático *SPSS for Windows Release 8.0*, as variáveis explicativas preços relativos, juntamente com as promoções das marcas indicadas, o método *Enter* com constante e a variável dependente quotas de mercado. As variáveis referentes a roturas foram introduzidas nos modelos pelo método *stepwise*.

Referências:

- Baltas, G.; P. Doyle e P. Dyson, (1997) A model of the consumer choice for national vs private label brands. *Journal of the Operational Research Society*; 48 (10); 988-995.
- Barroso, Ana Paula F. (1994) *Um Modelo de Previsão de Vendas para o Retalho Alimentar*. Tese de Mestrado; IST - Univ. Técnica de Lisboa: Lisboa.
- Bell, David E.; Ralph L. Keeney, e John D. C. Little (1975) A Market Share Theorem. *Journal of Marketing Research*; 12; 136-141.
- Blattberg, Robert C.; Richard Briesch e Edward J. Fox (1995) How promotions work. *Marketing Science*; 14 (3 (Part 2)); G122-G132.
- Bowerman, Bruce L. e Richard T. O'Connell (1990) *Linear Statistical Models an Applied Approach*. 2ª ed.; PWS-Kent Publishing Company.
- Box, G. E. P. e D. R. Cox (1964) An analysis of transformations. *Journal of Royal Statistical Society*; 26 (B); 211-243.
- Cooper, Lee G. (1988) Competitive maps: The structure underlying asymmetric cross elasticities. *Management Science*; 6 (34); 707-723.
- Cooper, Lee G. e Masao Nakanishi (1988) Market-Share Analysis: Evaluating Competitive Marketing Effectiveness. *International Series in Quantitative Marketing*; Jeheshua Eliashberg (ed.), 1ª ed.; Kluwer Academic Publishers: Boston.
- Crihfield, John A. e Martin P. H. Panggabean (1996) The structure of metropolitan factor and product markets. *Journal of Regional Science*; 36 (1); 17-41.
- Fedorov, Valery V.; Peter Hackel e Werner G. Müller (1992) Moving local regression. *Journal of Nonparametric Statistics*; 3; 355-368.

- George, Jennifer; Alan Mercer e Helen Wilson (1996) Variations in price elasticities. *European Journal of Operational Research*; 88 (1); 13-22.
- Griffiths, William E.; R. Carter Hill e George G. Judge (1993) *Learning and Practicing Econometrics*. John Wiley & Sons, Inc..
- Hackl, Peter e Anders H. Westlund (1996) Demand for international telecommunication: Time-varying price elasticity. *Journal of Econometrics*; 70 (1); 243-260.
- Hoch, Stephen J.; Byung-Do Kim, Alan L. Montgomery e Peter E. Rossi (1995) Determinants of store-level price elasticity. *Journal of Marketing Research*; 32 (1); 17-29.
- Inman, J. Jeffrey e Leigh McAlister (1993) A retailer promotion policy model considering promotion signal sensitivity. *Marketing Science*; 12 (4); 339-356.
- Kotler, Philip (1984) *Marketing Management: Analysis, Planning, and Control*. Englewood Cliffs; 5ª ed.; Prentice-Hall, Inc.: NJ.
- Lopes, P. A. B. S. Durão (1991) *A Gestão de Stocks no Retalho Alimentar*. Tese de Mestrado; IST - Univ. Técnica de Lisboa: Lisboa: Lisboa.
- Luzes, Diogo Furtado (1995) *Modelação de Vendas de Produtos Hortofrutícolas*. Trabalho não publicado.
- Mendes, Armando B. (1996) *Modelação do efeito de preço nas vendas de produtos de grande consumo*. Tese de Mestrado; IST - Univ. Técnica de Lisboa: Lisboa.
- Mendes, Armando B. e Isabel Hall Themido (1998) Modelação da elasticidade de quotas de mercado para produtos de grande consumo. *Estudos de Economia*, 18, (4); 463-489.
- Naert, Philippe A. e Peter S. H. Leeflang (1978) *Building Implementable Marketing Models*; Martinus Nijhoff Social Sciences Division: Boston.
- Nakanishi, Masao e Lee G. Cooper (1982) Simplified Estimation Procedures for MCI Models. *Marketing Science*; 1 (3); 314-322.
- Oral, Muhittin e Ossama Kettani (1989) A mathematical programming model for market share prediction. *International Journal of Forecasting*; 5 (1); 59-68.
- Raju, Jagmohan S. (1995) Theoretical models of sales promotions: Contributions, limitations, and a future research agenda. *European Journal of Operational Research*; 85; 1-17.
- Russell, Gary J. e Wagner A. Kamakura (1992) *Understanding brand competition using micro and macro scanner data*; Não publicado.
- Shankar, Venkatesh e Lakshman Krishnamurthi (1996) Relating price sensitivity to retailer promotional variables and pricing policy: An empirical analysis. *Journal of Retailing*; 72 (3); 249-272.
- Themido, Isabel Mª Hall (1984) *Pricing and Inventory Control in Retailing*. Tese de Doutoramento; University of Lancaster: UK.
- Walters, Rockney G. e William Bommer (1996) Measuring the impact of product and promotion-related factors on product category price elasticities. *Journal of Business Research*; 36; 203-216.

Zellner, A. (1962) An Efficient Method of Estimating Seemingly Unrelated Regressions and Tests for Aggregate Bias.
Journal of the American Statistical Association; 57; 348-368.

Agradecimentos:

Os autores agradecem as sugestões apresentadas pelos revisores as quais abriram novas perspectivas para evoluções futuras e introduziram alterações importantes na estrutura do texto apresentado.