

ELASTICIDADES E MARKUPS NO MERCADO BRASILEIRO DE AUTOMÓVEIS: UMA ANÁLISE MIXED LOGIT*

Francis Carlo Petterini^{**}

Sérgio Aquino DeSouza^{***}

Resumo: Este artigo aplica um modelo Mixed Logit a um painel não balanceado com os dados dos automóveis novos vendidos no Brasil entre 2005 e 2008. Depois de apresentar os aspectos teóricos do modelo e suas vantagens e desvantagens vis-à-vis os métodos convencionais, a construção da rotina computacional é descrita. Os resultados do modelo são comparados com as técnicas tradicionais e as elasticidades preço e preço cruzado e os markups são calculados. Então se mostra que é clara a superioridade Mixed Logit em gerar números mais plausíveis do que as técnicas tradicionais, como, por exemplo, a elasticidade-preço, preço de -9,1 para o modelo Gol 1.0 e de -2,6 para o modelo Honda Civic. Os markups são de 12,5% e 38,7% para estes modelos, respectivamente.

Palavras-Chave: Mixed Logit, BLP, Automóveis.

Abstract: This paper applies a Mixed Logit model to an unbalanced panel with data of new automobiles sold in Brazil from 2005 to 2008. After presenting the theoretical aspects of the model and its advantages and disadvantages vis-a-vis conventional methods, the construction of the computational routine is described. The results of model are compared with the traditional techniques and price elasticities, cross-price and markups are calculated. Then Mixed Logit's superiority clear as it generates more plausible numbers than the traditional techniques, as, for example, price-elasticity-price of -9,1 for the model Gol 1.0 and of -2,6 for the model Honda Civic. Markups are 12,5% and 38,7% for these models, respectively.

Key-words: Mixed Logit, BLP, Automobiles.

Área: Microeconomia Aplicada.

JEL: C63 e L11.

* Os autores agradecem ao economista Victor Hugo Miro, do Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará (IPECE), por disponibilizar sua base de dados e por sua paciente cooperação em prestar esclarecimentos sobre o mercado brasileiro de automóveis, sem a qual este trabalho teria sido bem mais difícil.

** Doutorando em Economia do CAEN-UFC. Endereço: Universidade Federal do Ceará, CAEN, Av. da Universidade, 2700, Segundo Andar, Fortaleza-CE, CEP: 60.020-181. Fone: +55 (85) 3366-7751. E-mail: petterini@gmail.com.

*** Doutor em Economia pela Pennsylvania State University - EUA, Economista-Chefe do CADE e Professor do DTE-UFC e CAEN-UFC. Endereço: Universidade Federal do Ceará, CAEN, Av. da Universidade, 2700, Segundo Andar, Fortaleza-CE, CEP: 60.020-181. Fone: +55 (85) 3366-7751. E-mail: sergiodesouza@cade.gov.br.

1. Introdução

O mercado de automóveis é um dos principais mercados do mundo, uma vez que lida com um relevante bem de capital e um sonho de consumo da maioria das pessoas. Nesse contexto, o mercado brasileiro já o sexto maior no mundo, e com possibilidade de se tornar, ao lado da Rússia, o quarto nos próximos anos (ficando atrás apenas de EUA, China e Japão).

Por essas razões, é importante que se tenham números consistentes para as elasticidades preço, preço-cruzado da demanda e markups do mercado brasileiro. Só assim será possível munir futuras análises de impactos como, por exemplo, a implantação da Lei do Airbag¹, a possível fusão entre a Fiat e a GM (consequência da atual crise econômica mundial) ou a introdução de novos produtos (como automóveis movidos por energias alternativas ou os *mini-carros*).

Na busca destes números, Fiúza (2002) foi um pioneiro no Brasil na estimação de da demanda por automóveis, utilizando dados de modelos e fabricantes. Porém, a técnica utilizada por Fiúza (o Nested Logit) possui algumas limitações que serão discutidas neste artigo.

Nesse sentido, esse artigo é o resultado de um primeiro empenho para se aplicar um modelo Mixed Logit aos dados brasileiros (também conhecido por Logit de coeficientes aleatórios ou BLP, em alusão ao artigo seminal de Berry, Levinsohn e Pakes, 1995). Trata-se de uma técnica de análise empírica da demanda em mercados de produtos diferenciados, que utiliza rotina de elevada carga computacional para gerar estimativas de elasticidades e markups mais consistentes que as geradas pelas técnicas tradicionais.

A oferta constitui um ponto central na análise econômica, pois seu objetivo principal consiste em compreender o comportamento das firmas (apreçamento, entrada no mercado, propaganda, etc.) frente a diversos cenários. Nesse trabalho assumiremos uma hipótese de comportamento largamente aceita na literatura: as firmas produzem produtos diferenciados (e mais de um para o mesmo mercado) e competem em um jogo de Bertrand Multiproduto, exatamente como descrito no BLP original. Por outro lado, as preferências do consumidor, que formam a demanda, ocupam papel fundamental na decisão ótima das firmas. E é neste aspecto que adensaremos nossa análise, pois, além de ser objeto de interesse por si só, a demanda constitui input essencial para a compreensão da oferta.

Este artigo se restringirá a analisar modelos agregados de demanda (em nível de produto). Portanto, não incluirá comentários sobre modelos desagregados de demanda (em nível do consumidor). Em particular, trataremos com mais detalhes os modelos Logit tradicionais e o Mixed Logit.

Além desta introdução, este trabalho discutirá os aspectos metodológicos da demanda e outros aspectos teóricos na seção 2, fará uma breve caracterização do mercado brasileiro de automóveis na seção 3, descreverá a amostra utilizada na seção 4, apresentará os resultados estimados para as elasticidades e os markups na seção 5 e depois apresentará as considerações finais e os possíveis desdobramentos e aplicações do presente trabalho.

2. Aspectos metodológicos

Existem duas categorias de modelos de demanda: por *produtos homogêneos* e por *produtos diferenciados*. A primeira categoria encontra metodologias consolidadas e que, em

¹ Sancionada em março deste ano, determinando que até 2014 todos os veículos de passeio produzidos no Brasil devem sair de fábrica com o equipamento instalado na posição frontal para o condutor e o passageiro do assento dianteiro. Em 2008, menos de 20% dos modelos saíram de fábrica nesses moldes.

geral, se apóiam em métodos empíricos relativamente simples. A segunda categoria, no entanto, possui uma série de desafios metodológicos que só foram (parcialmente) superados recentemente.

Os modelos de demanda por *produtos homogêneos* tratam de mercados onde o consumidor percebe todos os bens como idênticos, em todas as dimensões. São caracterizados, principalmente, por ter um preço único e por existir apenas uma equação para todo o mercado. Assim, pode-se utilizar uma econometria tradicional, de fácil execução. O problema mais comum de se encontrar nessa abordagem é a endogeneidade dos preços, quando se precisa aplicar o método das variáveis instrumentais (VI).

Já no que tange aos modelos de demanda por *produtos diferenciados* a análise é mais complexa, e existem duas classes de abordagem. A primeira é formada por modelos baseados em um *consumidor representativo* que atribui uma *utilidade direta* ao consumo dos bens ofertados no mercado. Neste caso, o pesquisador se depara com número de equações igual ao número de produtos, gerando um sistema com muitos parâmetros. De fato, em cada equação, além dos deslocadores de demanda, deve-se especificar o efeito próprio (a sensibilidade da demanda do bem j em relação a seu próprio preço) e o efeito cruzado (a sensibilidade da demanda do bem j em relação ao preço do bem rival r). Em termos teóricos o número elevado de parâmetros não impõe severas limitações, o que não é verdadeiro para análise empírica. Exemplos notórios que se inserem nesta classe de modelos são o LES (Linear expenditure system) e o AIDS (Almost Ideal Demand System), detalhados em Deaton e Muellbauer (1980).

Uma das dimensões em que os modelos de consumidor representativo se mostram restritivos, tanto no aspecto teórico como empírico, diz respeito ao objeto ao qual o consumidor atribui preferências. No caso desta classe de modelos, o consumidor aufere utilidade direta dos bens produzidos no mercado. O que gera aspectos restritivos ao pesquisador empírico. Porque não há como prever o efeito da entrada de outros bens no mercado a partir dos parâmetros do sistema de demanda original (antes da entrada do novo produto). Por exemplo, não há como avaliar o efeito de introdução de novos produtos, como foi o caso da invenção da Minivan discutido em Petrin (2002).

A solução para este problema, proposta inicialmente por Lancaster (1966), consiste em assumir que os consumidores atribuem *utilidade às características* dos bens. Nesta perspectiva, o consumidor escolhe o bem que lhe confere a melhor combinação de atributos. Logo, a escolha do produto se dá de forma indireta, a partir das preferências dos consumidores pelos atributos do produto e não pelo produto em si. Conseqüentemente, torna-se possível prever como a demanda se acomoda à entrada ou à saída de produtos.

Uma versão mais sofisticada do modelo de Lancaster se enquadra na classe de modelos de escolha discreta com utilidade aleatória (Random Utility Models, RUM²). Estes modelos encontram vasta aplicação na economia empírica, e em particular na Organização Industrial empírica. A principal vantagem dessa abordagem reside na redução do número de parâmetros a serem estimados. Os modelos de escolha discreta rompem com a relação exponencialmente crescente entre número de produtos e número de parâmetros, permitindo a aplicação em mercados caracterizados pela presença de muitas variedades (e.g. automóveis).

O Modelo Logit (multinomial) é o mais simples da classe RUM. Formalmente, nesse modelo o consumidor i atribui ao produto j (entre n produtos) a seguinte utilidade:

$$[1] \quad U_{ij} = -\alpha p_j + x_j \beta + \xi_j + \varepsilon_{ij}$$

² Ver McFadden (2001) para um apanhado histórico da classe de modelos RUM.

Onde α é um escalar, p_j é o preço, x_j representa um vetor (linha) de características dos produtos de dimensão K , β é um vetor (coluna) de parâmetros, ξ_j é um índice que agrupa outras características não incluídas no vetor x_j e ε_{ij} adiciona a utilidade um erro estocástico. Por conveniência, é interessante reescrever a utilidade da seguinte forma: $U_{ij} = \delta_j + \varepsilon_{ij}$, onde $\delta_j = -\alpha p_j + x_j \beta + \xi_j$.

Mais ainda, a especificação da demanda precisa da definição do *bem externo* ($j = 0$), ao qual o consumidor i atribui utilidade $U_{i0} = \delta_0 + \varepsilon_{i0}$. O bem externo pode representar várias atitudes: esperar para comprar, desistir de comprar, ganhar de presente, etc. Sua definição é fundamental para evitar demandas agregadas perfeitamente inelásticas, algo pouco plausível na maioria dos casos. Uma normalização típica de modelos de escolha discreta (e bastante conveniente) é assumir $\delta_0 = 0$.

Seguindo a teoria econômica, o consumidor escolhe o produto que lhe confere maior utilidade. Ao assumir essa racionalidade e que ε_{ij} segue uma *distribuição probabilidade de valor extremo do tipo I*³ (*i.i.d.*) é possível obter uma forma analítica para a probabilidade do consumidor i escolher determinado produto j (detalhes em McFadden, 1981), cuja fórmula é dada por:

$$[2] \quad \Pr_{ij} = \frac{\exp(\delta_j)}{1 + \sum_{j=1}^n \exp(\delta_j)}$$

Observe que o lado direito da equação acima não é indexado para o consumidor i . Portanto, a probabilidade não condicional de consumo é idêntica à probabilidade condicional ($\Pr_{ij} = \Pr_j$). Na literatura, é comum igualar essa probabilidade à fatia de mercado do produto j (s_j). Logo, mesmo sem supor a existência de um consumidor representativo, chega-se a uma estrutura que depende apenas de dados observados em nível de mercado (algo muito apropriado para o uso empírico).

Mais ainda, com uma fácil manipulação da forma [2], e o conhecimento de s_0 , chega-se a seguinte forma log-linear:

$$[3] \quad \ln s_j - \ln s_0 = -\alpha p_j + x_j \beta + \xi_j$$

Cujas elasticidades derivadas são dadas por:

$$[4] \quad \frac{\partial s_j}{\partial p_j} \frac{p_j}{s_j} = -\alpha p_j (1 - s_j) \quad [\text{elasticidade própria}] \quad ; \quad \frac{\partial s_{j \neq r}}{\partial p_r} \frac{p_r}{s_{j \neq r}} = -\alpha p_r s_r \quad [\text{cruzada}]$$

A equação [3] é facilmente implementável com uma econometria tradicional. No entanto, a exemplo da equação para produtos homogêneos, preço é uma variável endógena

³ Também denominada de Gumbel ou Weibull, dependendo do autor.

devido a sua correlação com o erro (ξ , que representa o prestígio da marca, a influência da propaganda, etc.). Mais uma vez, uma solução seria usar o método VI⁴.

Mas mesmo de posse de bons instrumentos e de estimadores com propriedades econométricas desejáveis (coeficientes significantes e com sinal correto) o modelo Logit pode não ser adequado para análise econômica (cálculo das elasticidades, simulação de fusões, etc.), pois apresenta sérios problemas conceituais. De fato, observe a partir de [4] que o aumento da fatia de mercado do produto j decorrente do aumento percentual do preço p_r depende apenas de r . Isto significa que um aumento percentual de p_r afetará de forma idêntica todos os outros produtos no mercado (competição não localizada⁵). Trata-se de uma propriedade pouco plausível em mercados com produtos diferenciados.

Com efeito, uma das motivações principais para estudar este tipo de mercado é justamente, para cada par de produtos, distinguir entre mais próximos e mais distantes em relação ao grau de diferenciação. Tal restrição é uma manifestação da propriedade da Independência de Alternativas Irrelevantes (IAI) presente nestes modelos, amplamente discutida em modelos de demanda desagregados (em nível do consumidor). Por conta da IAI se obtém [3], que é facilmente implementável, mas acaba se gerando [4], que não é plausível.

A solução mais simples para esta restrição do modelo Logit é oferecida pelo Modelo Logit Agrupado (ou Nested Logit). Neste caso, o pesquisador define a priori os agrupamentos (ou segmentos do mercado) e assume que produtos pertencentes ao mesmo grupo possuem grau de substituição mais elevado. Fiúza (2002) discute amplamente esta técnica e a utiliza para avaliar as transformações da indústria automotiva brasileira nos anos 1990, especialmente a adoção de políticas como os incentivos fiscais para os chamados carros populares e a liberalização comercial. Todavia, o Nested Logit também apresenta problemas, os mais evidentes são a definição ad hoc dos agrupamentos e a permanência da propriedade IAI dentro de cada agrupamento.

Outra solução, bem mais sofisticada e que será usada neste trabalho, se refere ao modelo Mixed Logit (Logit com coeficientes aleatórios ou BLP, em alusão ao artigo seminal), onde a utilidade marginal pelas características do produto, incluindo preços, varia de consumidor para consumidor⁶. Formalmente, neste modelo o consumidor i atribui ao produto j a seguinte utilidade:

$$[5] \quad U_{ij} = -\alpha_i p_j + x_j \beta_i + \xi_j + \varepsilon_{ij}$$

Onde os coeficientes α_i e β_i são aleatórios (na perspectiva do pesquisador). E nesse trabalho, seguindo as exposições encontradas em Berry (1994), Berry, Levinsohn e Pakes (1995) e Berry e Pakes (2007) assumiremos que $\alpha_i = \exp(\alpha u_i)$, onde u_i tem distribuição normal padrão. Ou seja, α_i tem uma distribuição log-normal padronizada⁷. Assume-se também que cada β_{ik} segue uma normal com média $\bar{\beta}_k$ e desvio padrão σ_k . Então $v_{ik} = (\beta_{ik} - \bar{\beta}_k) / \sigma_k$ tem distribuição normal padrão. Dessa forma a utilidade [5] pode se reescrita como:

⁴ Existem duas técnicas mais comuns de construção de variáveis instrumentais: VI's construídas a partir das características dos produtos, propostas por Berry, Levinsohn e Pakes (1995); e VI's construídas a partir da observação de preços do mesmo produto em mercados geograficamente distintos (ver Hausman et. al, 1994).

⁵ Por exemplo, o aumento de preço do Pálio aumenta de forma idêntica as demandas do Gol e do Vectra.

⁶ Mais exemplos e detalhes do uso da técnica estão presentes em Nevo (2000a, 2000b e 2001).

⁷ Isso será oportuno na implantação da rotina computacional e no cálculo das elasticidades. Por "log-normal padronizada" está se entendendo que seus parâmetros de referência são 0 e α .

$$[6] \quad U_{ij} = \underbrace{\sum_{k=1}^K \bar{\beta}_k x_{jk}}_{\delta_j} + \xi_j + \underbrace{\sum_{k=1}^K \sigma_k v_{ik} x_{jk} - \exp(\alpha u_i) p_j}_{\mu_{ij}} + \varepsilon_{ij}$$

Novamente, ao assumir uma *distribuição probabilidade de valor extremo do tipo I* para ε_{ij} (e a condição *i.i.d.*) é possível obter uma forma analítica para a probabilidade do consumidor i escolher o produto j , dada por:

$$[7] \quad \Pr_{ij} = \frac{\exp(\delta_j + \mu_{ij})}{1 + \sum_{j=1}^n \exp(\delta_j + \mu_{ij})}$$

O resultado [7] difere-se do resultado [2] em um aspecto fundamental: a equação acima é indexada para o consumidor i . Portanto, a probabilidade não condicional de consumo não é idêntica à probabilidade condicional ($\Pr_{ij} \neq \Pr_j$, salvo casos os particulares). Na realidade, para uma dada função de probabilidade cumulativa F , \Pr_j será dada pela esperança matemática:

$$[8] \quad \Pr_j = \int_{v,u} \frac{\exp(\delta_j + \mu_{ij})}{1 + \sum_{j=1}^n \exp(\delta_j + \mu_{ij})} dF(v,u)$$

Ao fazer $\Pr_j = s_j$ a equação acima representará um sistema de equações de demanda por produtos diferenciados, pois depende de preços e características de todos os produtos do mercado. No entanto o alto grau de não linearidade em ξ impede o uso imediato de técnicas econométricas tradicionais. A estratégia sugerida por BLP consiste em isolar ξ , em função dos parâmetros, através de simulações da forma [8], e combinar este vetor com instrumentos através das equações de momento. Mas essa estratégia demanda a construção de uma complexa rotina, resumida nos quatro passos apresentados na seqüência.

Passo 1: Assume-se valores iniciais para α , σ 's e δ 's; gera-se os números u e v 's aleatoriamente para C consumidores simulados; e resolve-se um estimador para a forma [8]. Neste trabalho foi usado o seguinte estimador:

$$[9] \quad s^\tau = \frac{1}{C} \times \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^C \frac{\exp(\mu_{i1} + \delta_1)}{1 + \sum_{j=1}^n \exp(\mu_{ij} + \delta_i)} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^C \frac{\exp(\mu_{in} + \delta_n)}{1 + \sum_{j=1}^n \exp(\mu_{ij} + \delta_i)} \end{bmatrix}$$

Onde τ identifica uma iteração computacional que gera as parcelas de mercado s^τ , simuladas para os α , σ 's, δ 's, u , v 's e C determinados. Tendo esse resultado em mãos, Berry, Levinsohn e Pakes (1995) provam que a seguinte contração é válida:

$$[10] \quad \delta_{n \times 1}^{\tau+1} \leftarrow \delta_{n \times 1}^\tau + \ln s_{n \times 1} - \ln s_{n \times 1}^\tau$$

Onde δ^τ é um vetor coluna de tamanho n gerado na iteração τ e $\ln s$ é um vetor coluna de tamanho n do logaritmo da parcela de mercado observada nos dados (e com sobrescrito τ é o resultado simulado dado por [9]). Esse procedimento pode ser chamado de *looping interno*.

Quando o *looping interno* para, por um determinado critério de convergência⁸, determina-se um $\delta^\tau(\alpha^t, \sigma^t)$, onde o sobrescrito t refere-se a uma iteração computacional de outro procedimento, denominado de *looping externo*.

Passo 2. Tendo um $\delta^\tau(\alpha^t, \sigma^t)$ em mãos, observa-se por [6] que ele é linear em $\bar{\beta}$ e ξ , logo podemos implementar um método econométrico tradicional para encontrar uma estimativa $\bar{\beta}^t$. Por consequência, encontra-se uma estimativa ξ^t (ou seja, isola-se ξ em função dos parâmetros do modelo dados na iteração t).

Passo 3. Computa-se o conjunto de instrumentos propostos por Pakes (1994) e os associa a ξ^t formando condições de momento para a iteração t do *looping externo*.

Passo 4. Computa-se uma função objetivo GMM para a iteração t buscando minimizá-la em relação a (α^t, σ^t) . Verifica-se se houve convergência dessa função usando um algoritmo de busca ausente de derivadas (normalmente a técnica simplex Nelder-Mead, 1965). Então, ou a rotina para porque houve convergência ou a rotina gera um novo conjunto $(\alpha^{t+1}, \sigma^{t+1})$ para recomeçar o passo 1.

Uma vez que houve convergência, tem-se em mãos estimativas de α , σ 's e $\bar{\beta}$'s para [6], que são usadas para calcular uma matriz de derivadas da fórmula [9], onde na diagonal principal e fora da diagonal tem-se, respectivamente:

$$[11] \quad \frac{\partial s_j}{\partial p_j} = -\frac{1}{C} \times \sum_{i=1}^C \left(\exp(\alpha u_i) \times \left(\frac{\exp(\mu_{ij} + \delta_i)}{1 + \sum_{q=1}^n \exp(\mu_{iq} + \delta_q)} \right) \times \left(1 - \frac{\exp(\mu_{ij} + \delta_i)}{1 + \sum_{q=1}^n \exp(\mu_{iq} + \delta_q)} \right) \right)$$

$$[12] \quad \frac{\partial s_{j \neq r}}{\partial p_r} = \frac{1}{C} \times \sum_{i=1}^C \left(\exp(\alpha u_i) \times \left(\frac{\exp(\mu_{ij} + \delta_i)}{1 + \sum_{q=1}^n \exp(\mu_{iq} + \delta_q)} \right) \times \left(\frac{\exp(\mu_{ir} + \delta_i)}{1 + \sum_{q=1}^n \exp(\mu_{iq} + \delta_q)} \right) \right)$$

⁸ Usamos o critério $|\delta_{n \times 1}^{\tau+1} - \delta_{n \times 1}^\tau| < 10^{-5}$.

Os resultados acima implicarão que a matriz de elasticidades não possuirá valores cruzados idênticos, como os oriundos do resultado [4] do modelo Logit simples ou, dentro de cada agrupamento, do modelo Nested Logit. Espera-se, assim, encontrar valores mais próximos dos verdadeiros valores.

Em resumo, podemos listar como virtudes do Mixed Logit: 1) número reduzido de parâmetros a se trabalhar, ou seja, a exemplo dos outros modelos de escolha discreta o Mixed Logit pode lidar com mercados caracterizados pela presença muitas variedades (e uma vez observadas, as características podem servir como instrumentos BLP); 2) o modelo não impõe a priori um padrão de substituição entre os produtos; 3) o Mixed Logit gera medidas mais plausíveis de poder de mercado; e 4) o modelo é gera matriz de elasticidade bastante flexível.

Já as desvantagens são de natureza essencialmente prática e podem ser listadas por: 1) impossibilidade do uso de técnicas tradicionais; 2) o modelo não está disponível em pacotes econométricos; 3) é um modelo de implantação complexa; 4) possui carga computacional relativamente elevada, o que muitas vezes inviabiliza sua aplicação.

Outro ponto a se discutir no uso do BLP é a computação dos *markups*. Por conseqüência da suposição de comportamento de Bertrand-Multiproduto por parte das firmas, os resultados [11] e [12] também são usados para computar uma matriz auxiliar Δ , de tamanho $n \times n$, onde:

$$[13] \quad \Delta_{jq} = \begin{cases} -\frac{\partial s_j}{\partial p_q} & , \quad j \text{ e } q \text{ produzidos pela mesma firma} \\ 0 & , \quad c.c. \end{cases}$$

Então os *markups* são computados por $\Delta^{-1}\rho$, onde ρ é um vetor $n \times 1$ que contém as razões s_j/p_j em cada uma das suas entradas. Esta operação nada mais é do que o ajuste do índice de Lerner para o fato de que uma firma produz mais de um produto para o mesmo mercado.

Por fim, um último aspecto deve ser levantado: o tamanho do mercado. Quando o tamanho do mercado é facilmente identificado, digamos M , de posse das quantidades de venda q_j 's é possível calcular as fatias de mercado por $s_j = q_j/M$ e $s_0 = 1 - \sum_{j \neq 0} s_j$. Todavia, nem sempre M é um valor evidente.

Para contornar esse problema, sugere-se uma adaptação para a fórmula da elasticidade agregada derivada por DeSouza (2008), para o contexto BLP, e exposta abaixo:

$$[14] \quad \eta_i(\alpha, p, \delta) = \frac{E_v[\alpha_i \bar{P}_i(\alpha, p, \delta, v_i) s_{i0}(\alpha, p, \delta, v_i)]}{1 - s_0}$$

Onde η é a elasticidade agregada do mercado, \bar{P}_i é o preço médio ponderado pelas probabilidades de compra de um consumidor i simulado e s_{i0} é a probabilidade de que um consumidor i escolha não demandar as opções internas do mercado M .

Tendo um estimador para α_i e o conjunto dos s_{ij} gerados na rotina BLP, é possível usar uma informação externa para η e computar s_0 da seguinte maneira:

$$[15] \quad s_0 = 1 - \frac{1}{\eta \times C} \times \sum_{i=1}^C \left(\alpha_i \times \left(\sum_{j=1}^n s_{ij} p_j \right) \times \left(1 - \sum_{j=1}^n s_{ij} \right) \right)$$

A vantagem da fórmula [15] é que o pesquisador pode ter mais confiança no valor da elasticidade agregada (η), obtida por uma fonte externa, do que no valor do tamanho do mercado (M). E [15] pode ser facilmente implantada como uma sub-rotina dentro do passo 1, interagindo com o estimador [9].

3. Breve caracterização do mercado brasileiro de automóveis

O mercado brasileiro de automóveis é bastante relevante no contexto internacional. Segundo levantamento feito pela Federação Nacional da Distribuição de Veículos Automotores (Fenabreve, 2008) o Brasil já é o sexto maior mercado consumidor do mundo, e vem ano após ano avançando no *ranking* exposto na tabela 1. Mais ainda, o levantamento aponta que a maioria dos países desenvolvidos e em desenvolvimento vem estabilizando o seu nível de vendas (com taxas de crescimento próximas de zero ou negativas), mesmo antes da crise financeira internacional.

Na contramão desses resultados estão Brasil e Rússia. Entre 2007 e 2008 as vendas no Brasil cresceram cerca de 15%, enquanto na Rússia o crescimento foi de cerca de 14%. Assim, espera-se que já nos próximos anos Brasil e Rússia estarão disputando a atual posição da Alemanha nesse *ranking*.

Tabela 1 – Venda de automóveis nos países selecionados em 2008 – em milhões de unidades

1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°	10°
EUA	China	Japão	Alemanha	Rússia	Brasil	França	Inglaterra	Itália	Índia
13,2	6,5	5,1	3,3	2,9	2,7	2,5	2,4	2,3	1,7

Fonte: Fenabreve.

O mercado brasileiro possui nove principais firmas concorrentes⁹, listadas na tabela 2 pela participação nas vendas em 2008. Nos últimos cinco anos a Fiat vem mantendo a liderança nas vendas, em média com 26% do mercado, seguida de perto pela Volkswagen (VW) e pela GM, com médias de 24% e 22%, respectivamente. No mesmo período, também vem se observando uma gradual perda de mercado pela Ford a ascensão das marcas Honda, Renault, Peugeot, Citroen e Toyota.

Tabela 2 – Participação das montadoras no mercado brasileiro de automóveis em 2008 – em %

1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°	10°
Fiat	VW	GM	Ford	Honda	Renault	Peugeot	Citroen	Toyota	Outras
25,4	24,0	21,3	8,7	5,0	5,1	3,6	3,0	2,3	1,6

Fonte: Fenabreve.

⁹ Ou oito, dependendo da análise que se pretenda fazer, pois Peugeot e Citroen podem ser consideradas a mesma firma.

A explicação para a liderança da Fiat, VW e GM está no fato de produzirem os modelos populares mais vendidos no Brasil: VW Gol (líder absoluto de vendas a anos, com 11 a 12% do total do mercado, dependendo do período), Fiat Pálio (8 a 9%), Fiat Uno (6 a 7%), GM Celta (6 a 7%) e VW Fox (3 a 4%). Uma fusão entre Fiat e GM, por exemplo, levaria essa nova firma a ser a líder em vendas de carros populares no Brasil, que representa entre 50 e 55% do total do mercado, dependendo do período analisado.

Além da possível fusão mencionada, impacto de magnitude relevante também pode ter a Lei do Air Bag sobre a fatia do mercado dos populares, pois a partir de 2014 estes modelos deverão sair com o equipamento instalado de fábrica (possivelmente aumentará preços). Para simular esses e outros possíveis impactos faz-se importante computar medidas mais plausíveis de elasticidades e markups para todos os modelos (essa é a motivação deste trabalho).

Observa-se também que a frota circulante no Brasil vem aumentando a uma expressiva taxa de 8% ao ano, nos últimos cinco anos, conforme os dados da tabela 3. E hoje já chega a impressionante marca de 32 milhões de automóveis, algo como um automóvel para cada seis brasileiros (quase um por família, na média).

Tabela 3 – Algumas características do mercado brasileiro de automóveis

Indicador	2005	2006	2007	2008
Frota circulante – em milhões de unidades	26,0	27,5	29,8	31,8
Idade média – em anos	13,4	12,7	12,8	12,7
Razão entre vendas de usados e novos	4,3	3,7	3,1	2,8

Fonte: Fenabrave.

A tabela 3 também expõe mais duas informações relevantes, conseqüentes do aumento de vendas de veículos novos. A primeira é que a idade média da frota vem se reduzindo ao longo dos últimos anos, e hoje chega a algo em torno de 12,7 anos. A segunda é que a razão entre vendas de usados e novos vem caindo rapidamente, de 4,3 em 2005 para 2,8 em 2008. Conseqüências, principalmente, da paulatina facilidade em se financiar a compra de modelos novos.

Outra informação relevante sobre o mercado nacional vem do trabalho de DeNegri (1998), que estima a elasticidade-preço agregada em torno de 0,6 e 0,7, em valor absoluto. Usamos o valor de 0,6 na fórmula [15] da seção anterior para computar a opção externa. Uma estratégia diferente da usada por Fiúza (2002), que computou a opção externa a partir de uma estimação do tamanho do mercado em relação a renda das famílias que poderiam comprar um carro novo (com $M \approx 12,5$ milhões, para 1996). Por essa estratégia a opção externa ficaria em torno de 80% do mercado, valor semelhante ao usado por Berry, Levinsohn e Pakes (1995). Enquanto pela estratégia da fórmula [15], com $\eta = 0,6$, este valor ficou em torno de 50% do mercado. Considerando as facilidades de financiamento ocorridas nos últimos anos, o aumento das vendas e da frota circulante e as outras estatísticas discutidas nesta seção, essa redução de valor parece bastante plausível¹⁰.

¹⁰ É importante ter em mente que estamos tratando do mercado de veículos novos, que certamente está aumentando no Brasil, reduzindo s_0 . Todavia, isto também gera um efeito contrário em s_0 , uma vez que expande o mercado de veículos usados.

4. Sobre a amostra utilizada

A base de dados foi elaborada com informações de venda no atacado e preços de tabela disponibilizados pela Associação Nacional dos Fabricantes de Veículos Automotores (Anfavea) e com dados complementares obtidos em revistas especializadas (basicamente a 4Rodas). No total trabalhou-se com um painel não balanceado com 66 modelos e quatro anos (e as nove montadoras expostas anteriormente na tabela 2), representando em torno de 95% dos veículos vendidos a cada ano (dada a ausência da Hyundai, Mitsubishi e outras montadoras, bem como uns poucos modelos das montadoras selecionadas, não se chegou aos 100%)¹¹.

Com o objetivo de evitar problemas com os dados, referentes a redução do IPI no final de 2008, optou-se por agregar as informações de outubro a setembro. Ou seja, o primeiro período de nossa amostra é formado por 12 meses agregando as informações de outubro de 2004 a setembro de 2005, e daqui para adiante será tratado apenas por 2005 (o mesmo ocorre para os outros anos).

A tabela 4, adiante, expõe algumas estatísticas descritivas. Nela se observa que o ano com maior número de modelos presente na amostra foi o de 2007, com 63, e o menor foi o de 2005, com 52.

Tabela 4 – Algumas estatísticas descritivas da amostra

Variável	2005	2006	2007	2008
Número de modelos	52	55	63	59
Preço – R\$ 1.000	42,62	40,84	40,20	39,06
Populares	44,5%	58,2%	56,7%	52,4%
Flex	73,9%	88,3%	90,4%	92,7%
(médias ponderadas pelas fatias de mercado dos modelos)				
Potência – HP	89,79	87,32	85,44	87,11
100×(HP/Kg)	9,28	9,43	9,24	9,10
Hatch	70,3%	69,8%	66,7%	68,2%
Minivan	6,9%	5,6%	4,8%	4,2%
Sedan	18,1%	20,4%	24,1%	23,8%
Perua	4,8%	4,2%	4,4%	3,7%

Nota-se também que o preço médio dos modelos, ponderando pelas fatias de mercado (intra-mercado) e deflacionando pelo IPCA para valores de 2008, reduziu-se gradualmente ao longo dos anos observados, de R\$ 42,62 mil em 2005 para R\$ 39,06 mil em 2008. Em particular, observou-se que os modelos mais caros tiveram reduções de preço mais acentuadas.

E esse comportamento descendente também se observou na participação dos carros populares (com motor 1.0) de 2006 a 2008, embora tenha ocorrido um aumento entre 2005 e 2006. Como será observado adiante, na seção dos resultados, isto se reflete na maior elasticidade preço da demanda estimada para estes modelos.

¹¹ Não balanceado porque alguns modelos deixaram de ser fabricados e outros foram inseridos no mercado no decorrer dos anos analisados. Não se considerou caminhonetes e outros utilitários. Mais ainda, dada a miríade de opções que podem existir para um mesmo modelo de automóvel (por exemplo, Corsa Sedan 1.0, duas ou quatro portas, versão Maxx ou versão Joy) usou-se o bom senso para arbitrar agregações, tarefa nem sempre simples.

Por outro lado, os modelos com motores Flex (ou bicomcombustível) avançam ano após ano, sendo em 2008 já representavam 92,7% do mercado (na amostra). Muitos modelos que possuíam motor apenas a gasolina nos anos iniciais passaram a ser Flex no decorrer do período analisado.

Em relação a potência média dos motores, apesar das modificações para se instalar a tecnologia Flex, ela vem se mantendo relativamente estável em torno dos 87 HPs. O mesmo comportamento ocorre com a razão entre potência e peso, em torno de 9,2 HPs por 100 Kg, uma vez que o peso dos modelos também não muda drasticamente entre os anos.

Outra observação interessante é que a participação dos modelos Hatch vem se mantendo relativamente estável, enquanto a demanda por modelos Sedan vem aumentando em detrimento a modelos Minivan e Perua. O que pode ser reflexo de uma preferência mais forte por carros Sedan, na média¹².

5. Resultados estimados

A tabela 5 mostra os resultados estimados para as equações [6] e [3], com e sem instrumentos BLP. Primando pela parcimônia, uma vez que estamos trabalhando com uma técnica não trivial e relativamente recente, optamos por trabalhar com poucas variáveis explicativas, numa especificação próxima do BLP original: uma dummy para automóvel popular (Popular = 1, se o for); uma dummy para motor bicomcombustível (Flex = 1, se o for); a razão entre potência e peso, $100 \times (\text{HP/Kg})$; e um Trend (1 para 2005, ..., 4 para 2008).

Começando pela especificação [6] utilizou-se no passo 1 da rotina: *i*) $\eta = 0,6$, em valor absoluto; *ii*) semente aleatória 7654321 para gerar u e v 's; *iii*) $C = 100$; *iv*) α , σ 's iniciais iguais a 1 e δ 's iniciais iguais a 0 (em um primeiro momento, depois, como *starts*, valores aleatórios de distribuições uniformes entre 0 e 1 para assegurar que o algoritmo Nelder-Mead levaria aos mesmos resultados de convergência da função objetivo).

No passo 2 utilizou-se um estimador de efeito fixo para painel não balanceado para computar os parâmetros β das características Flex, $100 \times (\text{HP/Kg})$ e Trend¹³. Na seqüência, uma subrotina computou os estimadores consistentes para as constantes de efeito fixo de cada um dos 66 modelos da amostra. Estas, por sua vez, foram regredidas por mínimos quadrados sobre uma constante comum a todos e a dummy Popular, gerando os demais parâmetros β . Todos os β 's da especificação [6] apresentaram os sinais esperados, e, com exceção da dummy Popular, se mostraram estatisticamente significantes. Nos passos 3 e 4 computou-se as condições de momento e, como função objetivo, a forma quadrática para dados em painel sugerida no BLP.

Quanto aos σ 's da especificação [6], apenas os parâmetros estimados para a constante e a razão entre potência e peso não se mostraram estatisticamente significantes¹⁴. Quanto ao α estimado, mostrou-se estatisticamente significantes, e implicando que uma estimativa de α_i é $\exp(2,174 \times u_i)$. A título de ilustração, observe que se $u_i = 1$ o parâmetro dos preços será de 8,791 e se $u_i = -1$ o parâmetro será de 0,114. Uma amplitude considerável, uma vez que aproximadamente 68,3% dos números aleatórios estarão no intervalo $[-1,1]$ (considerando a distribuição normal padrão).

¹² O Anuário Estatístico de 2008 da Fenabrave possui números que também indicam isso. Muito embora as especificações BLP que fizemos para captar este efeito não tenham sido bem sucedidas, no sentido dos parâmetros estimados não se mostrarem estatisticamente significantes.

¹³ Precisamente o estimador (17.49) da p. 578 de Wooldridge (2002), que demanda que as características de cada modelo mudem entre os anos. Por isso a construção da subrotina para se computar o efeito da dummy Popular.

¹⁴ Para se computar a matriz de variância-covariância GMM para α e σ 's usou-se um gradiente numérico, uma vez que não existe forma analítica que se possa usar.

Tabela 5 – Resultados dos parâmetros estimados das equações de demanda por especificação

Especificação	BLP		Logit <u>com</u> instrumentos		Logit <u>sem</u> instrumentos		
	Equação [6]		Equação [3]		Equação [3]		
Variável	Estimativa	Desvio Padrão	Estimativa	Desvio Padrão	Estimativa	Desvio Padrão	
β	Constante	2,199	0,349	0,640	0,182	0,606	0,180
	Popular	-0,636	0,948	-0,437	0,494	-0,400	0,490
	Flex	1,931	0,366	0,323	0,129	0,375	0,131
	100×(HP/Kg)	1,727	0,039	-0,176	0,034	-0,203	0,033
	Trend	-0,187	0,107	-0,261	0,037	-0,245	0,038
σ	Constante	1,849	1,321				
	Popular	1,736	0,373				
	Flex	1,622	0,234				
	100×(HP/Kg)	0,699	4,526				
	Trend	2,217	0,550				
α Preço	2,174	0,283	0,068	0,007	0,064	0,007	

Na seqüência da tabela 5 são apresentados os resultados estimados para a especificação Logit, com e sem instrumentos BLP, e usando os s_0 resultantes da especificação [6]. Como era de se esperar, a ausência de instrumentos no Logit tende a reduzir o valor dos parâmetros estimados, em particular o parâmetro dos preços (o que implicará em uma subestimação das elasticidades).

Alguns outros pontos são observados na comparação entre as três especificações. Primeiro, assim como no BLP, a estimativa para o parâmetro da dummy Popular não se mostrou estatisticamente significativa nos Logit. Segundo, todas as especificações apontam a preferência média por motores bicomustível (o que era de se esperar). Terceiro, no BLP encontramos um resultado esperado para o parâmetro da razão entre potência e peso, na média consumidores preferem automóveis com maiores valores para HPs por 100 Kg, enquanto o Logit aponta o contrário (o que não parece ser intuitivo). E quarto, nas três especificações a estimativa para o parâmetro do Trend manteve o sinal negativo e se mostrou estatisticamente significativa.

Ao observar os valores estimados para os β 's da direita para a esquerda na tabela 5, nota-se que o valor absoluto das estimativas aumenta (com exceção do Trend). Isso acontece por conta da presença dos σ e da amplitude dos números aleatórios v 's, exatamente como apontado a pouco para o parâmetro dos preços.

E é por conta dessa característica do modelo que os resultados levarão a uma matriz de elasticidades que não possuirá valores cruzados forçosamente idênticos. Pelo menos não de forma compelida como tem de ser feito no Nested Logit. Espera-se, assim, encontrar valores mais plausíveis.

A tabela 6, adiante, apresenta uma amostra das elasticidades-preço e preço-cruzado da demanda calculada pela especificação BLP estimada anteriormente, e computada para o ano de 2008. Vários resultados interessantes são observados, que apesar de serem esperados não podem ser produzidos pela especificação Logit simples (como será visto adiante).

Tabela 6 – Uma amostra das elasticidades-preço e preço-cruzado pela especificação BLP – ano de 2008

	Ka	Clio	Corsa	Uno	Siena	Fiesta	Celta	Classic	Prisma	Fox	Palio	Gol	Fiesta	206	Clio S.	C4	Focus	Vectra	Corolla	Civic
Ka 1.0	13,86	0,66	0,33	1,11	0,30	0,23	0,57	0,41	0,21	0,20	0,49	0,42	0,10	0,04	0,02	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00
Clio 1.0	0,16	12,90	0,07	0,17	0,06	0,05	0,11	0,09	0,05	0,05	0,10	0,09	0,03	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Corsa 1.0	0,22	0,19	12,25	0,22	0,33	0,28	0,18	0,15	0,26	0,25	0,16	0,15	0,16	0,09	0,05	0,01	0,03	0,01	0,01	0,00
Uno Mille	3,04	1,96	0,92	11,86	0,83	0,61	1,63	1,11	0,56	0,53	1,38	1,16	0,24	0,09	0,03	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00
Siena 1.0	0,51	0,45	0,84	0,51	11,44	0,67	0,42	0,36	0,64	0,62	0,40	0,36	0,40	0,23	0,13	0,04	0,07	0,02	0,02	0,01
Fiesta Sedan 1.0	0,14	0,13	0,25	0,13	0,24	10,99	0,12	0,11	0,20	0,19	0,12	0,11	0,14	0,09	0,05	0,02	0,03	0,01	0,01	0,01
Celta 1.0	1,87	1,58	0,88	1,98	0,83	0,69	10,88	1,24	0,65	0,63	1,36	1,26	0,39	0,22	0,11	0,03	0,06	0,03	0,03	0,01
Classic	0,49	0,47	0,27	0,49	0,25	0,22	0,45	10,60	0,21	0,21	0,43	0,41	0,15	0,09	0,05	0,02	0,03	0,01	0,01	0,01
Prisma 1.0	0,32	0,31	0,59	0,31	0,57	0,50	0,29	0,27	10,42	0,48	0,28	0,27	0,35	0,23	0,14	0,05	0,08	0,03	0,03	0,02
Fox 1.0	0,43	0,42	0,81	0,41	0,78	0,70	0,40	0,37	0,68	10,07	0,39	0,37	0,49	0,33	0,20	0,08	0,12	0,04	0,04	0,02
Palio 1.0	2,16	1,92	1,09	2,23	1,03	0,87	1,82	1,59	0,83	0,80	10,03	1,61	0,53	0,31	0,17	0,05	0,10	0,04	0,04	0,02
Gol 1.0	2,47	2,31	1,31	2,47	1,25	1,09	2,22	2,00	1,04	1,02	2,13	9,11	0,71	0,44	0,26	0,07	0,15	0,07	0,07	0,04
Fiesta 1.0	0,16	0,18	0,38	0,14	0,38	0,37	0,19	0,19	0,37	0,37	0,19	0,19	8,42	0,26	0,19	0,09	0,13	0,05	0,05	0,03
Pegout 206	0,06	0,09	0,19	0,05	0,20	0,22	0,10	0,11	0,22	0,22	0,10	0,11	0,24	6,81	0,19	0,11	0,14	0,07	0,07	0,04
Clio Sedan 1.6	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01	5,82	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00
C4 Pallas	0,00	0,01	0,02	0,00	0,02	0,03	0,01	0,01	0,03	0,03	0,01	0,01	0,05	0,07	0,08	5,05	0,09	0,07	0,07	0,05
Focus Sedan	0,01	0,01	0,03	0,00	0,03	0,04	0,02	0,02	0,05	0,05	0,02	0,02	0,07	0,08	0,09	0,08	4,92	0,06	0,06	0,04
Vectra Sedan	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,02	0,01	0,01	0,02	0,03	0,05	0,05	0,05	3,51	0,05	0,05
Corolla	0,01	0,01	0,03	0,00	0,03	0,04	0,02	0,02	0,04	0,04	0,02	0,02	0,07	0,09	0,12	0,15	0,14	0,14	3,44	0,13
Honda Civic	0,01	0,01	0,03	0,00	0,03	0,04	0,02	0,03	0,04	0,05	0,02	0,03	0,07	0,11	0,16	0,22	0,21	0,25	0,25	2,63

Nota: Os elementos da diagonal são as elasticidades-preço em valor absoluto. Fora da diagonal lê-se a tabela como: aumento do preço do modelo da coluna leva ao aumento de demanda do modelo da linha.

Observe a concentração dos modelos populares em um conjunto dos modelos com maiores elasticidades-preço e uma concentração dos modelos de “luxo” em um outro conjunto (note que a tabela está organizada nessa ordem, da direita para a esquerda e de cima para baixo). Por exemplo, o modelo com maior elasticidade-preço que encontrada foi o Ford Ka 1.0, na ordem 13,86 (em valor absoluto, *ceteris paribus*). E o Gol 1.0, o líder de vendas do mercado, apresenta uma das menores elasticidades-preço nessa classe, da ordem de 9,11.

No que tange as elasticidades cruzadas desse grupo popular, observa-se que um aumento de 1% no preço do Ka tem um efeito transmissão mais expressivo para o Uno Mille, aumentando sua demanda em 3,04%. E em menor ordem para o Gol e o Pálio.

Também chama a atenção que o Gol é o modelo que mais recebe demanda por consequência do aumento de preço dos outros modelos, inclusive não populares como o Ford Focus. E o mesmo efeito, mas em menor escala, ocorre com o Pálio.

Um outro grupo pode ser formado pelos modelos Sedan populares: com o Siena 1.0 (Fiat) e o Fiesta 1.0 (Ford) em um sub-grupo, e o Classic e o Prima 1.0 (ambos GM) em outro. Os resultados apontam que a demanda do segundo sub-grupo é menos elástica em relação ao primeiro, e em particular as elasticidades-cruzadas do Classic possuem os menores valores. É importante lembrar que este modelo, assim como o Uno Mille, possui um design ultrapassado em relação a seus concorrentes, todavia as montadoras insistem em não tirar ambos de linha.

Já as elasticidades do Clio Sedan 1.6 apresentam um padrão mais parecido com as do Pegout 206 Hatch 1.0 e do Ford Fiesta Hatch 1.0. Um contraste, pois o primeiro não é um modelo popular, enquanto os outros dois são os populares mais caros. Talvez, isso ocorra em razão de alguma associação ligada a design, acabamento ou ao poder de influência da marca (elementos que estão sendo captados pelo termo ξ).

No outro extremo da tabela encontram-se os modelos com as menores elasticidades preço, sendo a menor encontrada a do Honda Civic com valor absoluto estimado de 2,63. É importante observar que esse é o modelo mais caro e o mais vendido da categoria, o que pode justificar este valor relativamente baixo. O Honda Civic também é o modelo que menos transmite e que mais recebe demanda por efeito preço cruzado, em particular do Vectra Sedan, do Corolla e do C4 Pallas.

De uma forma geral, os resultados expostos na tabela 6 parecem ser condizentes com os encontrados por Berry, Levinsohn e Pakes (1995). Para os EUA as elasticidades preço variaram de 3%, para o Lexus LS400 e a BMW 735i, a 7%, para o Nissan Sentra e o Buick Century. Assim, as estimativas apontam que o mercado brasileiro é mais elástico que o norte-americano.

A tabela 7, adiante, apresenta as elasticidades calculadas com os resultados estimados dos modelos Logit para o ano de 2008 (pela fórmula [4]), sendo que na primeira coluna se apresenta o produto entre o preço e o complementar de sua parcela de mercado (internalizando s_0 calculado na rotina BLP). Observe como os valores destoam em relação aos anteriormente apresentados. O Uno Mille e o Ford Ka passam a ser os modelos com as menores elasticidades preço, enquanto modelos como Honda Civic e C4 Pallas passam a ter as maiores (em valor absoluto).

Comparando os resultados das duas tabelas anteriores, duas constatações, já bem documentadas na literatura, são evidentes: 1) no Logit as elasticidades tendem a chegar a valores menores que no BLP, e na ausência de instrumentalização isso se acentua; e 2) a magnitude das elasticidades se inverte em relação às classes de consumo, isto é, no Logit simples modelos de luxo tendem a apresentar maiores elasticidades que modelos populares (resultado bastante contra-intuitivo).

Tabela 7 – Elasticidades do Modelo Logit para o ano de 2008 – modelos selecionados

Modelo	Preço \times (1 - s)	Elasticidade-Preço da Fórmula [4]	
		Com Instrumentos	Sem Instrumentos
Civic	73,530	-5,108	-4,808
C4 Pallas	68,477	-4,697	-4,420
Vectra Sedan	66,171	-4,536	-4,269
Corolla	65,537	-4,520	-4,254
Siena 1.0	30,770	-2,138	-2,012
Classic	28,916	-2,000	-1,883
Gol 1.0	26,113	-1,908	-1,795
Palio 1.0	26,252	-1,887	-1,776
Celta 1.0	26,203	-1,860	-1,751
Ka 1.0	24,616	-1,702	-1,602
Uno Mille	22,451	-1,592	-1,498

Adiante, na tabela 8, são apresentadas as quantidades vendidas, os preços, os markups estimados e os respectivos lucros variáveis calculados via estimativas do modelo BLP, para o ano de 2008 e modelos selecionados, usando o resultado [13] para computar o “índice de Lerner multiproduto”. Como era de se esperar, o Ford Ka 1.0 apresentou o menor markup (7,6%) e o Honda Civic o maior (38,7%). Os resultados de Berry, Levinsohn e Pakes (1995) variaram de 16% para o Mazda 323 a 30% para a BMW 735i.

A tabela 8 também apresenta o produto entre preços e markups estimados para se obter a margem bruta sobre os custos marginais (MB). Nessa análise observa-se, por exemplo, que o Fox tem uma margem bruta estimada de R\$ 4,3 mil por unidade e, em contrapartida, o Gol tem R\$ 3,7 mil. E como era de se esperar, esses valores aumentam significativamente para a classe de carros luxuosos.

E mais uma vez o Honda Civic contrasta com os demais modelos, sendo cerca de R\$ 9 mil mais lucrativo por unidade que o Vectra Sedan (o segundo maior). Isso é uma consequência direta do preço relativamente alto do Civic em relação a categoria. E não é uma particularidade do ano de 2008, pois os números não mudam drasticamente entre os anos. Já os resultados de Berry, Levinsohn e Pakes (1995) para os EUA apontaram que a razão entre o maior e o menor markup sobre o custo marginal encontrados foi de 13 vezes. Aqui esta razão está sendo de pouco mais de 5 vezes (entre o Civic e o Ka).

A última coluna da tabela 8 procura estimar o lucro variável por modelo. No conjunto dos modelos populares, o Gol 1.0 apresenta o maior lucro variável, estimado em R\$ 927,7 milhões. Seguido pelo Pálio, com R\$ 716,1 milhões, e pelo Celta, com R\$ 445,3 milhões. E do lado dos carros de luxo, mais uma vez o Civic se destaca, com R\$ 2.005,6 milhões, seguido pelo Corolla com R\$ 776,7 milhões.

O valor estimado para o lucro variável do Honda Civic salta aos olhos, parecendo estar (ou podendo estar) superestimado. Com a especificação parcimoniosa que se usou talvez uma variável explicativa importante esteja sendo omitida. Embora, se tenha sido o mais fidedigno possível com a especificação original BLP, para ter um *feedback*. Mas se o valor não estiver superestimado, o resultado estará sendo uma consequência da baixa elasticidade do próprio modelo. E, em menor grau e por conta de [13], com a também (relativamente) baixa elasticidade do outro modelo do fabricante, o Fit, com valor absoluto estimado em 4,95.

Tabela 8 – Markups estimados via BLP para o ano de 2008 – modelos selecionados

Modelo	Quantidade (mil unidades)	Preço (R\$ mil)	Markup (%)	MB = Preço × Markup	Lucro Variável = MB × Q
Ka 1.0	50	25,2	7,6	1,9	96,2
Clio 1.0	11	27,3	8,1	2,2	24,3
Corsa 1.0	27	31,3	10,4	3,3	88,7
Uno Mille	145	24,0	11,7	2,8	408,4
Siena 1.0	68	31,7	11,9	3,8	257,6
Fiesta Sedan 1.0	23	32,9	10,1	3,3	76,7
Celta 1.0	150	28,1	10,6	3,0	445,3
Classic	52	29,6	11,6	3,4	177,9
Prisma	58	33,2	11,7	3,9	224,6
Fox 1.0	81	33,4	12,9	4,3	350,5
Palio 1.0	195	28,8	12,8	3,7	716,1
Gol 1.0	252	29,5	12,5	3,7	927,7
Fiesta 1.0	56	36,2	12,8	4,6	261,1
Pegout 206	47	40,0	15,0	6,0	279,7
Clio Sedan 1.6	2	45,5	17,8	8,1	17,3
C4 Pallas	18	69,0	20,5	14,2	248,4
Focus Sedan	20	52,4	21,2	11,1	225,8
Vectra Sedan	15	66,6	30,8	20,5	303,6
Corolla	40	66,7	29,2	19,5	776,7
Civic	68	75,9	38,7	29,3	2.005,6

A mesma estimativa é feita por montadora presente na amostra, somando a última coluna da tabela 8 com todos os modelos do fabricante. Os resultados são apresentados adiante, na tabela 9, e por essa perspectiva, a Fiat seria líder tanto no ranking de vendas como de lucros variáveis, seguida pela VW e GM. Mas as posições no ranking de lucros se inverteriam entre Ford e Honda, passando a primeira para a 5º posição e a segunda para a 4º. E se inverteria completamente da quinta posição em diante. Este resultado é explicado para a Toyota, em particular, por conta do lucro variável do Corolla, enquanto as outras montadoras não possuem um modelo de tanto respaldo.

Tabela 9 – Lucro variável estimado por montadora da amostra para o ano de 2008

Montadora	Quantidade Vendida (mil unidades)	Lucro Variável (R\$ milhões)
Fiat	610	1º
VW	550	2º
GM	449	3º
Ford	205	4º
Honda	111	5º
Renault	108	6º
Peugeot	74	7º
Citroen	66	8º
Toyota	44	9º

No anexo deste trabalho apresentamos uma relação de quantidades, preços, estimativas das elasticidades-preço da demanda, markups e lucros variáveis para os 59 modelos presentes na amostra em 2008. Precisamente a relação que originou a tabela acima.

6. Considerações finais

Como exposto na introdução, este trabalho apresentou os resultados da estimação do modelo Mixed Logit aos dados do mercado brasileiro de automóveis. Uma técnica de análise empírica da demanda em mercados de produtos diferenciados que gera estimativas de elasticidades e markups mais consistentes que as geradas pelas técnicas tradicionais.

Como o Mixed Logit demanda uma rotina computacional complexa buscamos ser parcimoniosos e fidedignos a especificação BLP original. De fato, os resultados apresentados aqui parecem ser plausíveis para mercado de automóveis brasileiro, além de se assemelharem aos estimados no BLP original para os EUA (guardadas as devidas ressalvas).

Neste trabalho calculamos medidas simples e diretas para descrever poder de mercado na indústria automobilística (markups e lucros operacionais). No entanto, algumas extensões podem ser desenvolvidas. Uma delas consiste em calcular os desvios-padrão das elasticidades com intuito de analisar sua significância. Outras extensões consistiriam em simular mudanças na estrutura de mercado (fusões, entrada e saída de produtos e seus efeitos sobre o bem-estar de consumidores e produtores).

7. Referências bibliográficas

- Berry, S. (1994). *Estimating Discrete-Choice Models of Product Differentiation*. Rand Journal, 25(2), pp. 242-262.
- Berry, S., Levinsohn, J., and Pakes, A. (1995). *Automobile Prices in Market Equilibrium*. Econometrica, 63(4), pp. 841-890.
- Berry, S., Pakes, A. (2007). *The Pure Characteristics Demand Model*. International Economic Review, Vol. 48, No. 4, November 2007.
- Deaton, A. and J. Muellbauer (1980). *An Almost Ideal Demand System*. American Economic Review, 70, 312-326.
- DeNegri, J. (1998). *Elasticidade-Renda e Elasticidade-Preço da Demanda de Automóveis no Brasil*. Texto para Discussão N° 558 do IPEA.
- DeSouza, S. (2008). *Combining Prior Information and Data to Uncover the Parameters from the Random Coefficient Discrete-Choice Demand Model*. LAMES, Rio de Janeiro, 2008.
- Fenabreve (2008). Anuário Estatístico de 2008. Disponível para *download* em www.fenabreve.org.br.
- Fiúza, E. (2002). *Automobile Demand And Supply In Brazil: Effects Of Tax Rebates And Trade Liberalization On Price-Marginal Cost Markups in the 1990s*. Texto para Discussão N° 916 do IPEA.
- Lancaster, K., (1966). *A New Approach to Consumer Theory*. Journal of Political Economy, 74, 132-157.
- McFadden, D. (1981). *Econometric Models of Probabilistic Choice*, in C. Manski and D. McFadden (Eds), Structural Analysis of Discrete Data.
- _____ (2001). *Economic Choices*. The American Economic Review, Vol. 91, No. 3 (Jun., 2001), pp. 351-378.
- Hausman, J., Leonard, G., Zona J. (1994). *Competitive Analysis with Differentiated Products*. Annales d'Economie et de Statistique, 34, 159-180.

- Nelder, J., Mead (1965). *A Simplex Method for Function Minimization*. Computer Journal, 7, 308-313.
- Nevo A.(2000a) *A Practitioner's Guide to Estimation of Random-Coefficients Logit Models of Demand*. Journal of Economics & Management Strategy, 9(4), pp.513–548.
- _____ (2000b). *Mergers with Differentiated Products: The Case of the Ready-to-Eat Cereal Industry*. Rand Journal of Economics, 31, 395-421
- _____ (2001). *Measuring Market Power in the Ready-to-Eat Cereal Industry*. Econometrica, 69(2) pp.307-342.
- Pakes, A. (1994). *Dynamic Structural Models, Problems and Prospects: Mixed Continues Discret Controls and Market Iterations*, em Advances in Econometrics: The Sixth World Congress of the Econometric Society, vol II, New York, Cambridge Press, pp. 171-260.
- Petrin, A. (2002). *Quantifying the benefits of New Products: The Case of the Minivan*. Journal of Political Economy. 110 (4), pp. 705-729.
- Wooldridge, J (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. The MIT Press.

ANEXO – Elasticidades-Preço da Demanda e Markups estimados para os modelos da amostra em 2008							
Fabricante	Modelo	Elasticidade	Quantidade	Preço (R\$ mil)	Markup	P×Mk	P×Mk×Q
Citroen	C3	-5.42	38,062	47.48	0.1897	9.00	342,728
Citroen	C4 Pallas	-5.05	17,536	69.02	0.2052	14.16	248,361
Citroen	Picasso	-3.86	10,534	63.29	0.2678	16.95	178,549
Fiat	Doblo	-4.51	8,979	56.63	0.2503	14.17	127,256
Fiat	Idea	-5.09	31,726	50.35	0.2246	11.31	358,836
Fiat	Palio 1.4	-12.60	32,921	30.74	0.1152	3.54	116,607
Fiat	Palio 1.0	-10.03	195,007	28.79	0.1276	3.67	716,100
Fiat	Palio Weekend	-5.62	25,307	46.26	0.2089	9.66	244,560
Fiat	Punto	-5.68	44,633	45.39	0.2047	9.29	414,656
Fiat	Siena 1.4	-6.19	40,567	42.55	0.1918	8.16	331,013
Fiat	Siena 1.0	-11.44	68,054	31.75	0.1192	3.79	257,604
Fiat	Stilo	-4.42	17,961	57.16	0.2527	14.44	259,446
Fiat	Uno Mille	-11.86	144,733	24.02	0.1175	2.82	408,367
Ford	Fiesta Sedan 1.6	-7.97	20,800	37.37	0.1379	5.15	107,148
Ford	Fiesta Sedan 1.0	-10.99	23,047	32.91	0.1012	3.33	76,744
Ford	Fiesta Hatch 1.6	-6.82	11,051	40.47	0.1599	6.47	71,489
Ford	Fiesta Hatch 1.0	-8.42	56,458	36.16	0.1279	4.62	261,063
Ford	Focus Hatch	-5.51	18,639	47.37	0.1927	9.13	170,094
Ford	Focus Sedan	-4.92	20,290	52.37	0.2125	11.13	225,788
Ford	Ka 1.6	-12.18	4,054	31.80	0.0937	2.98	12,082
Ford	Ka 1.0	-13.86	50,478	25.19	0.0757	1.91	96,206
GM	Astra Hatch	-5.03	28,816	50.92	0.2229	11.35	327,063
GM	Astra Sedan	-4.92	8,714	52.76	0.2308	12.18	106,098
GM	Celta 1.0	-10.88	149,985	28.11	0.1056	2.97	445,325
GM	Classic	-10.60	51,762	29.61	0.1161	3.44	177,863
GM	Corsa 1.4	-7.94	27,012	37.35	0.1507	5.63	152,038
GM	Corsa 1.0	-12.25	27,137	31.31	0.1044	3.27	88,729
GM	Corsa Sedan 1.4	-8.83	32,507	35.70	0.1371	4.90	159,131
GM	Meriva	-5.00	25,310	51.39	0.2246	11.54	292,103
GM	Prisma 1.0	-10.42	57,670	33.23	0.1172	3.89	224,552
GM	Vectra Hatch	-3.68	13,799	65.09	0.2958	19.26	265,704
GM	Vectra Sedan	-3.51	14,793	66.62	0.3080	20.52	303,560
GM	Zafira	-3.19	11,519	71.13	0.3375	24.00	276,503
Honda	Civic	-2.63	68,358	75.87	0.3867	29.34	2,005,642
Honda	Fit	-4.96	42,430	51.23	0.2172	11.13	472,044
Peugeot	206	-6.81	46,605	39.98	0.1501	6.00	279,696
Peugeot	307	-4.47	21,710	56.64	0.2286	12.95	281,152
Peugeot	206 SW	-5.27	6,016	49.65	0.1979	9.83	59,124
Renault	Clio Sedan 1.6	-5.82	2,136	45.49	0.1785	8.12	17,342
Renault	Clio Sedan 1.0	-7.13	2,048	39.76	0.1478	5.87	12,032
Renault	Clio 1.0	-12.9	11,013	27.34	0.0808	2.21	24,340
Renault	Kangoo	-5.57	783	47.86	0.1878	8.99	7,037
Renault	Logan 1.6	-8.34	16,360	36.68	0.1252	4.59	75,131
Renault	Logan 1.0	-10.81	22,066	29.64	0.0958	2.84	62,651
Renault	Megane	-4.01	9,316	61.70	0.2529	15.61	145,393
Renault	Sandero 1.6	-7.60	27,203	38.09	0.1361	5.19	141,065
Renault	Sandero 1.0	-12.13	13,125	31.69	0.0869	2.76	36,164
Renault	Scenic	-4.21	3,749	60.11	0.2432	14.62	54,813
Toyota	Corolla	-3.44	39,855	66.74	0.2920	19.49	776,730
Toyota	Corolla Fielder	-3.09	3,913	72.45	0.3345	24.23	94,820
VW	Fox 1.6	-7.62	52,981	37.73	0.1639	6.18	327,571
VW	Fox 1.0	-10.07	81,252	33.45	0.1290	4.31	350,543
VW	Golf	-4.83	18,918	53.34	0.2351	12.54	237,269
VW	Gol 1.6	-12.63	47,809	30.35	0.1094	3.32	158,812
VW	Gol 1.0	-9.11	251,993	29.46	0.1249	3.68	927,676
VW	Parati	-6.26	19,146	42.67	0.1941	8.28	158,599
VW	Pólo Hatch	-5.75	22,272	45.44	0.2061	9.37	208,617
VW	Pólo Sedan	-4.98	28,719	51.49	0.2285	11.77	337,889
VW	Space Fox	-5.21	26,600	49.44	0.2209	10.92	290,539