

# Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Ciência da Informação e Documentação - FACE

Departamento de Economia

## Aplicação de Modelos de Escolha Discreta na Estimação da Demanda por Serviços de Acesso à Internet

Dissertação apresentada ao Departamento de Economia da FACE/UnB como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia.

Orientador: Prof. Dr. Victor Gomes e Silva

**Igor Vilas Boas de Freitas** 

26 de Junho de 2013

#### Agradecimentos

Agradeço a Deus por ter me dado saúde e disposição para, aos 40 anos, retonar ao ambiente acadêmico, onde tive oportunidade de formar novos amigos e absorver conhecimento útil à minha vida profissional. Tenho certeza que, ao aplicar o que aprendi nessa Universidade, oferecerei mais qualidade no meu trabalho diário.

À minha família, Christiane, Ingrid e Lívia, peço desculpas pelo tempo que deixei de lhes oferecer. Toda conquista requer esforço. Espero que essa sirva de exemplo para minhas filhas no futuro.

À minha mãe e ao meu irmão e grande amigo, Andrey, por terem sempre me apoiado nos estudos. Não teria sido tão bem sucedido nesse campo sem vocês como referência.

À minha avó Floripes, em memória, a quem devo muito na vida.

Resumo

Este trabalho identificou e procurou quantificar o impacto dos principais

determinantes da demanda domiciliar por acesso à internet no Brasil, a partir de dados

disponíveis ao público em geral. Utilizou-se uma classe de modelos aplicada à

estimação da demanda por produtos diferenciados (Modelos de Escolha Discreta),

cujos recentes desenvolvimentos permitem controlar a endogeneidade dos preços e

flexibilizar padrões de substituição entre as alternativas do conjunto de escolha dos

consumidores.

O nível da renda familiar, a escolaridade do responsável pelo domicílio e

a presença de crianças e adolescentes no domicílio foram as variáveis demográficas

estatisticamente significantes para explicar a decisão de compra de banda larga,

embora não expliquem a escolha que se faz entre tecnologias fixas e móveis.

Aplicou-se o método proposto por Berry, Levinsohn e Pakes (BLP) na

estimação das elasticidades-preço diretas e cruzadas, em diferentes mercados, dos

serviços fixos e móveis de banda larga. Os resultados indicam que as tecnologias fixa e

móvel (3G) têm sido percebidas como substitutas para atender à demanda por

conexão domiciliar à internet no País.

O trabalho também servirá de orientação para pesquisas primárias que

vêm sendo realizadas com o objetivo de acompanhar a disseminação da internet no

Brasil, para que os dados levantados possam produzir estimativas consistentes e mais

precisas dos principais parâmetros da demanda por banda larga e, assim, orientar a

formulação e avaliação das políticas públicas no setor de telecomunicações.

Palavras-chave: internet, banda larga, demanda, elasticidades, coeficientes aleatórios,

**BLP** 

3

Abstract

This paper aims to evaluate the effects of some determinants of

residential broadband demand in Brazil, supported only by public data. Recent

developments on Discrete Choice Models, a class of econometric methods applied to

differentiated products, allow to control for endogeneity derived from unobserved

products attributes and avoid strong premises on substitution patterns by modeling

heterogeneity on individual preferences.

Family income, educational level and the presence of children and

teenagers remain - in opposition to age of the head of family and household size -

statistically significant to describe adoption of broadband, although those variables

have not explained the choice between fixed and mobile technologies.

The investigation concludes that fixed and mobile broadband services,

as alternatives to provide home access, have been good substitutes since 3G launch in

the country. The work will also guide future data gathering on internet dissemination,

in order to allow consistent and precise estimates of demand parameters, which are

important to design and evaluate public policies.

Keywords: internet, broadband, demand, price-elasticities, random coefficients, BLP

4

#### Lista de Tabelas

- Tabela 1 Frequência de computador e internet nos domicílios: 2006 a 2011
- Tabela 2 Velocidades por tipo de acesso em banda larga contratado pelo domicílio
- Tabela 3 Demografia dos domicílios segundo tipo de acesso (2011)
- Tabela 4 Evolução temporal dos aspectos demográficos do grupo de domicílios sem acesso a serviços de banda larga (2009 a 2011)
- Tabela 5 Evolução temporal dos aspectos demográficos do grupo de domicílios com acesso a serviços de banda larga (2009 a 2011)
- Tabela 6 Estatísticas demográficas da base de dados usada nos modelos Logit padrão
- Tabela 7 Detalhes da especificação do modelo Logit para propensão a contratar algum acesso à internet (Modelo 1)
- Tabela 8 Testes de significância do Modelo 1 e de seus regressores
- Tabela 9 Estimativas dos coeficientes do Modelo 1
- Tabela 10 Estimativas de *Odds Ratio* e intervalos de confiança (Modelo 1)
- Tabela 11 Frequência de banda larga segundo variáveis demográficas relevantes
- Tabela 12 Estimativas dos coeficientes de modelo Logit para a propensão a contratar um acesso em banda larga (Modelo 2)
- Tabela 13 Estimativas de Odds Ratio para Modelo 2
- Tabela 14 Perfil dos domicílios com computador e sem acesso à internet
- Tabela 15: Faixas de velocidade utilizadas para caracterizar as alternativas
- Tabela 16: Alternativas de acesso à internet consideradas no modelo BLP
- Tabela 17: Preços médios, por mercado, das alternativas de acesso

- Tabela 18 Market Shares das alternativas, por mercado
- Tabela 19 Preços médios de EILD Local, por concessionária (fornecedora)
- Tabela 20 Preços médios de EILD Longa Distância, por mercado
- Tabela 21 Pesos para composição da variável instrumental (z)
- Tabela 22 Estimativa, via BLP, de modelo *Mixed Logit* para probabilidade de contratar serviços fixos ou móveis de banda larga
- Tabela 23 Estimativas das elasticidades-preço no mercado 1 (Belém)
- Tabela 24 Estimativas das elasticidades-preço no mercado 2 (FOR, RCF e SLR)
- Tabela 25 Estimativas das elasticidades-preço no mercado 3 (POA e BH)
- Tabela 26 Estimativas das elasticidades-preço no mercado 4 (SPO)
- Tabela 27 Estimativas das elasticidades-preço no mercado 5 (RJ e Curitiba)

#### Lista de Figuras

- Figura 1 Preços médios regionais da banda larga por faixa de velocidade, segundo dados da TIC Domicílios 2010
- Figura 2 Preços médios regionais da banda larga por faixa de velocidade, segundo dados da TIC Domicílios 2011
- Figura 3 Distribuição de velocidades por tipo de acesso em banda larga (2010)
- Figura 4 Distribuição de velocidades por tipo de acesso em banda larga (2011)
- Figura 5 Histogramas da renda familiar para domicílios com acesso à banda larga (2009 a 2011)
- Figura 6 Histogramas do nível de escolaridade do responsável pelo domicílio no grupo com acesso à banda larga (2009 a 2011)
- Figura 7 Hierarquia de um modelo *Nested Logit* voltado à estimação da demanda por acesso à internet
- Figura 8 Histograma da renda familiar na base usada pelo modelo Logit
- Figura 9 Diagrama Box-Whisker da renda familiar na base usada pelo modelo Logit
- Figura 10 Histograma da escolaridade do responsável pelo domicílio na base usada pelo modelo Logit
- Figura 11 Diagrama Box-Whisker da escolaridade do responsável pelo domicílio na base usada pelo modelo Logit
- Figura 12 Mapa de probabilidades predito pelo Modelo 2
- Figura 13 Limites de confiança a 95% para os efeitos da renda, da escolaridade do responsável e da presença de crianças e adolescentes no domicílio no Modelo 2
- Figura 14 Composição amostral e categorização das variáveis no Modelo 3

- Figura 15 Estimativas dos coeficientes e significância estatística das variáveis no Modelo 3
- Figura 16 Intervalos de confiança (95%) para coeficientes e odds ratios no Modelo 3
- Figura 17 Visão gráfica dos intervalos de confiança para as Regiões Metropolitanas
- Figura 18 Mapa de probabilidades preditas pelo Modelo 3 (subamostra das RM)
- Figura 19 Participação de mercado de terminais de dados (nov/2011)
- Figura 20 Evolução das faixas de velocidade e preço médio por faixa (2005/06)
- Figura 21 Distribuição de velocidades de acesso à internet em 2011 no Brasil
- Figura 22: Preços médios declarados pelos domicílios na base usada na estimação do modelo BLP

### Sumário

1. Introdução 1	.0
2. As Bases de dados 1	.8
3. Sistemas de demanda por serviços de acesso à internet	37
3.1 Descrição Geral dos Modelos de Escolha Discreta	37
3.2 Uso de Modelos de Escolha Discreta em Telecomunicações	41
3.3 Tratamento da Heterogeneidade Individual e da Endogeneidade	48
4 Aplicação de Modelos de Escolha Discreta às Bases Nacionais 6	54
4.1 Análise da influência de variáveis demográficas	54
4.2 Análise do efeito dos atributos dos serviços de banda larga	33
4.2.1 Preparação das bases de dados	33
4.2.2 Resultados da estimação pelo método BLP	97
5. Conclusões 10	)2
6. Referências Bibliográficas10	)5

#### 1. Introdução

A evolução da Web de um ambiente textual para outro baseado em vídeos e interatividade em tempo real está relacionada ao desenvolvimento e à disseminação de tecnologias que têm aumentado incessantemente a capacidade de processamento, armazenamento e transporte de dados e permitido que os usuários se conectem a qualquer tempo, em todo lugar.

Entretanto, pouco importaria ao usuário a velocidade ou a forma da conexão se não existissem aplicações úteis na internet. As pessoas contratam acessos de alta velocidade, fixos ou móveis, conforme a conveniência (utilidade) que essa infinidade de aplicações oferecidas no mundo virtual lhes proporciona.

Não é difícil perceber que a demanda por internet é fortemente influenciada por externalidades, que ajudam a explicar o rápido crescimento da base de assinantes e, principalmente, do tráfego na rede. Mobilidade no acesso, interação em redes sociais, diferenciação nos terminais do usuário e oferta de aplicações de baixo custo, entre outros fatores, despertam o interesse da maioria das pessoas em contratar e utilizar um acesso à internet.

Como grande parte desses fatores não são observados pelo pesquisador, modelos cada vez mais flexíveis de estimação da demanda têm sido aplicados para controlar a correlação entre o preço do serviço e o componente estocástico (não observado ou não mensurável) que determina a escolha individual.

Em geral, o preço que se paga por um serviço de telecomunicações depende da quantidade consumida, e isso também vale no caso do acesso à internet, a despeito de os planos de serviço mais recentes darem a opção ao assinante de pagar um valor fixo, associado a uma franquia de tráfego<sup>1</sup>. Portanto, estimar a demanda por internet exige modelar dois problemas distintos: a decisão de ter ou não o serviço disponível, e a decisão sobre a quantidade a consumir em cada mês. Esta pesquisa

10

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Nesse tipo de plano, o consumidor não paga o excedente de tráfego, mas sua capacidade de trocar informações é muito reduzida, pois o fornecedor reduz a velocidade da conexão até o final daquele período de faturamento.

tratará apenas do ajuste de margem extensiva, tendo em vista sua relevância no cenário atual do País e a disponibilidade de dados.

Segundo pesquisa publicada pela empresa de consultoria Teleco<sup>2</sup>, o crescimento médio anual composto (CAGR) da banda larga móvel no mundo foi de 39,2% entre 2007 e 2012. E a despeito de estarem sendo comercializados há mais de uma década, os serviços fixos também registraram forte crescimento, com CAGR de 12,8% no mesmo período e de 8,7% apenas em 2012, que se encerrou com 1,4 bilhão de acessos móveis e 640 milhões de acesso fixos.

O Brasil, por sua vez, encerrou o ano de 2012 com 18,9 milhões de acessos fixos e 59,2 milhões de móveis. Em apenas dois meses, esse último número saltou para 65,7 milhões. Foram adicionados 22 milhões de acessos 3G naquele ano, mais do que toda a base de acessos fixos formada durante mais de uma década. Não obstante, a taxa de crescimento do Serviço de Comunicação Multimídia (SCM)<sup>3</sup> no Brasil foi quase o dobro da média mundial (16%). Projeta-se uma base de 22 milhões em 2013, e de 25,5 milhões ao final do ano seguinte para esse serviço.

A despeito dessa explosão na demanda por banda larga, cerca de metade dos domicílios brasileiros continua excluída do consumo. E algo como 10% deles ainda acessam a internet por conexões discadas, cuja velocidade torna a experiência do usuário sofrível, quando não o impede de usufruir do conteúdo. Além disso, pesquisas realizadas anualmente pelo Comitê Gestor da Internet no Brasil (CGI.br) revelam um enorme contingente de domicílios com computador, mas que não consegue manter nenhum serviço de acesso à internet<sup>4</sup>.

<sup>3</sup> SCM é a designação jurídica do serviço de acesso fixo à internet no Brasil. Os acessos móveis, por sua vez, são fornecidos por meio do Serviço Móvel Pessoal (SMP).

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Obtida em http://teleco.com.br/pdf/huawei/Balan%E7o%20Huawei%20da%20Banda%20Larga%20-%20Fev2013.pdf.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> A diferença de 7 pontos percentuais registrada no final de 2011 representava mais de 4 milhões de domicílios.

A Tabela 1 apresenta as séries históricas de duas importantes estatísticas mantidas pelo CGI.br: penetração de computador e de conexão à internet nos domicílios de diversas regiões, níveis de renda e classes sociais.

Tabela 1 - Frequência de computador e internet nos domicílios: 2006 a 2011

_			PROPORÇÃO DE DOMICÍLIOS COM (%)											
			COMPUTADOR						INTERNET					
Al	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2006	2007	2008	2009	2010	2011		
TOTA	L ÁREA	19,63	24	28	36	39	45	14,49	17	20	27	31	38	
	SUDESTE	24,19	30	34	45	47	57	18,74	22	26	35	39	49	
REGIÕES	NORDESTE	8,5	11	14	18	19	25	5,54	7	9	13	15	21	
	SUL	24,63	31	33	43	44	56	16,9	21	23	32	32	45	
DO PAÍS	NORTE	10,39	13	18	23	27	32	6,15	5	9	13	17	22	
	CENTRO-OESTE	18,88	26	32	36	43	47	13,05	16	23	28	35	39	
	Até 1 SM	1,87	3	2	7	8	10	0,46	1	1	4	5	6	
l	1 SM - 2 SM	2,51	9	11	20	22	28	1,22	4	5	12	15	21	
RENDA	2 SM - 3 SM	13,84	24	27	42	43	48	8,9	15	17	30	32	38	
FAMILIAR	3 SM - 5 SM	36,72	40	46	57	62	67	27,33	28	35	45	51	58	
	5 SM - 10 SM	60,17	66	69	77	78	84	50,53	54	59	66	70	76	
	10 SM ou +	86,02	72	86	84	90	93	83,1	66	83	79	87	91	
	Α	63,17	88	97	94	93	98	81,49	82	93	90	90	96	
CLASSE	В	18,81	63	71	78	76	84	51,22	50	59	65	67	76	
SOCIAL	С	2,83	25	26	33	36	45	12,1	16	17	23	26	35	
333	DE	6	4	4	7	6	8	1,61	2	1	4	4	5	

Fonte: TIC Domicílios, CGI.br.

Os números revelam que o computador e a internet já atingiram, entre a população de maior renda, o patamar de antigos serviços de comunicação, como o rádio e a televisão. O acesso à internet tornou-se tão importante, que outras variáveis demográficas parecem não mais explicar a decisão de compra quando há renda disponível, algo a se investigar melhor nesta pesquisa<sup>5</sup>.

Por outro lado, as estatísticas mostram um longo caminho a percorrer até a universalização do acesso entre as famílias de menor renda. Na chamada "nova classe média", que reúne 105 milhões de pessoas em famílias cujas rendas se situam entre R\$ 1.200,00 e R\$ 5.200,00, havia apenas 35% de penetração domiciliar no final de 2011. Com o crescimento registrado em 2012 nos serviços fixos, tal estatística ainda

-

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> Como a definição de classe social envolve também a escolaridade do responsável pelo domicílio, e não apenas a renda familiar, a Tabela 1 sugere que essa variável ainda influencia a propensão a contratar um acesso domiciliar à internet. No topo da pirâmide, é maior a penetração da internet nas famílias que não apenas possuem renda superior a 10 salários, mas também gozam de melhor nível educacional (cinco pontos percentuais, em 2011). Nas classes D e E ocorre o oposto: percebe-se uma redução na penetração em função da baixa escolaridade.

não atinge a marca de 40%. Isso sem mencionar os lares com renda inferior a R\$1.200,00, nos quais o acesso à internet continuará sendo artigo de luxo por vários anos, a não ser que políticas públicas alterem essa realidade.

A maioria dos acessos móveis (89,6%) baseia-se em *smartphones*, uma forma de conexão que atende apenas parcialmente às necessidades dos indivíduos. A taxa de conversão da base de celulares para *smartphones* tem sido maior no Brasil do que no resto do mundo. Hoje, um em cada quatro terminais móveis no País já acessam a internet em banda larga com tecnologias de terceira geração. Embora seja a única alternativa de acesso para muitos, na medida em que os preços de entrada são bem reduzidos (abaixo de R\$ 10,00), trata-se de um produto complementar - e não substituto - ao acesso feito em terminais de maior porte<sup>6</sup>, imprescindíveis em diversas situações e aplicações.

Essa pesquisa trabalhará, portanto, com cerca de 10,4% da base de usuários de tecnologias móveis que, em conjunto com as várias tecnologias de acesso fixo<sup>7</sup>, formam o que denominaremos aqui de "**mercado residencial de acesso à internet**". Nele, o acesso 3G destina-se a atender necessidades coletivas do domicílio, podendo ser usado, eventualmente, por algum membro da família fora de casa, ou seja, tem o atributo de ser portátil. Nesse tipo de acesso, o computador é conectado via terminal de dados específico (*minimodem*)<sup>8</sup>.

Para formular e avaliar políticas de fomento ao acesso em banda larga à internet, importa estimar como a demanda nesse mercado responde a variações no preço e nos demais atributos relevantes dos serviços, como velocidade e portabilidade da conexão, em cada estrato populacional.

<sup>6</sup> Desktops, notebooks, tablets e aparelhos digitais de TV com conexão à internet, nos quais a resolução de vídeo e o tamanho da tela geram necessidade de tráfego muito superior à exigida nos *smartphones*.

<sup>7</sup> xDSL, *cable modem* (DOCSIS), MMDS (e outras tecnologias de radioenlace terrestre não portáteis), satélite, fibra ótica, PLC, entre outras de menor expressão.

<sup>8</sup> Excluem-se os acessos M2M (*machine-to-machine*), que, em fevereiro de 2013, totalizam 7,1 milhões de terminais ativos no Brasil, segundo o Atlas Converge de Telecomunicações.

13

Os modelos de escolha discreta (*Discrete Choice Models ou DCM*) vêm sendo utilizados intensamente, desde a década de 1990, para caracterizar o comportamento do consumidor de produtos diferenciados e já foram aplicados a serviços de telefonia e de acesso à internet.

Sabe-se que modelos que enfocam a decisão de contratar o acesso normalmente não explicam a quantidade de tempo que se lhe destina por mês. Ainda que os modelos DCM não respondam a todas as questões de interesse para reguladores e operadoras, permitem estimar, por exemplo, as elasticidades-preço (diretas e cruzadas) e, a partir delas, inferir sobre poder de mercado<sup>9</sup> ou simular a reação das firmas a mudanças estruturais decorrentes, por exemplo, de uma fusão ou de uma alteração normativa.

Ao aferir como diferentes grupos de consumidores – classificados de acordo com sua renda, escolaridade ou outras variáveis demográficas – valoram diferentes atributos dos serviços de banda larga (preço, velocidade, portabilidade, marca e modelo do terminal oferecido, existência de desconto para consumo de outros serviços em conjunto e até a marca da operadora, esta representando um conjunto de fatores não observáveis, como a qualidade do atendimento, a disponibilidade do serviço e o investimento de propaganda), o analista pode prever como ocorrerá a substituição entre planos de serviço – ou mesmo entre firmas – em decorrência de alterações nos preços ou em outros atributos que se revelarem estatisticamente relevantes.

Ao quantificar as respostas (sensibilidades) dos consumidores aos atributos que caracterizam os incontáveis e às vezes incompreensíveis planos de serviços fixos e móveis de banda larga, por exemplo, é possível mapear aqueles percebidos como substitutos, em cada grupo, e passar a tratá-los como pertencentes ao mesmo mercado para fins de controle da concorrência ou para ajustar ações de uma política de massificação de banda larga no País.

-

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> Einav e Levin (2010) chamam tal método de "engenharia reversa". De posse das estimativas de elasticidade, computa-se o markup ótimo associado às diferentes teorias de precificação e adota-se o modelo teórico de competição que mais se ajusta aos dados.

Ainda não se avaliou, por exemplo, em que medida os serviços móveis substituem as conexões fixas residenciais, mas os modelos aqui propostos nos possibilitam, considerando a maturidade atual do serviço 3G, avançar na compreensão da relação entre essas duas formas de acesso à internet. Em breve, será necessário analisar com que intensidade os usuários substituirão os serviços baseados nas redes de cobre pelos novos serviços de "ultra" banda larga, baseados em fibra ótica ou na tecnologia LTE (4ª geração de serviços móveis).

Os resultados obtidos pelos modelos DCM também podem auxiliar na execução do Plano Geral de Metas de Competição (PGMC), uma das prioridades da agenda setorial a partir de 2013. O PGMC exigirá a identificação de mercados relevantes em telecomunicações no atacado e no varejo, para fins de imposição de medidas regulatórias assimétricas para grupos com Poder de Mercado Significativo (PMS). As diretrizes metodológicas propostas no PGMC para identificação desses mercados exigem, na dimensão "produto", que se demonstre a substitutibilidade dos serviços que irão compô-lo, o que irá requerer a caracterização da demanda por meio de modelos que investiguem o comportamento do consumidor.

Entre os consensos que a microeconometria aplicada à estimação da demanda conseguiu produzir ao longo do tempo, dois merecem destaque:

- a) os consumidores percebem os produtos como diferenciados, mesmo quando assemelhados;
- b) suas preferências (gostos) são heterogêneas, ou seja, o valor que os indivíduos conferem a cada atributo de um produto difere na população segundo uma distribuição a ser estimada.

Embora soem triviais, essas aparentemente despretensiosas conclusões empíricas exigem uma busca contínua por flexibilidade nos modelos econométricos, tornando antigas simplificações de formas funcionais inadequadas para captar diferenças e especificidades no comportamento do consumidor em diversos mercados. Partindo de modelos de produtos homogêneos, de dados agregados de consumo e de formas funcionais excessivamente simples e rígidas, a econometria precisou encontrar

novas soluções para o problema da dimensionalidade, para que fosse capaz de responder críticas em relação à exatidão e precisão das estimativas.

Nesse sentido, a abordagem econométrica nesta pesquisa dá destaque à utilização de modelos **de coeficientes aleatórios**, pois tal classe de DCM é capaz de flexibilizar as rígidas premissas de modelos mais antigos, como o *Standard Logit*, utilizado pela primeira vez em telecomunicações na década de 1970.

Um dos problemas clássicos do *Standard Logit*, que limita sua aplicação em telecomunicações, é a propriedade da Independência de Alternativas Irrelevantes (IIA), que implica a não correlação entre as parcelas estocásticas da utilidade representativa das alternativas que compõem o conjunto de escolha. Aplicada ao objeto desta pesquisa, a IIA significa dizer que, em resposta a um aumento no preço do seu acesso fixo, um usuário de banda larga está igualmente propenso a substituí-lo por um acesso discado ou por um acesso móvel em banda larga. Obviamente, tal premissa não é razoável, pois se espera que um indivíduo que tenha experimentado a qualidade de um serviço de banda larga esteja mais propenso a substituí-lo por outro similar do que por um acesso discado à internet.

Os modelos *Nested Logit* também foram descartados nesta pesquisa, embora ainda sejam utilizados em telecomunicações, para dar lugar a propostas mais flexíveis de se estimar o comportamento do consumidor de banda larga, como o *Mixed Logit*. As semelhanças e diferenças entre as classes de DCM serão abordadas ao longo do trabalho.

Esta pesquisa se propõe a cumprir dois objetivos:

- Estimar, com dados publicamente disponíveis, o impacto de características demográficas e dos principais atributos dos serviços de acesso à internet na decisão de compra desses produtos; e
- Sugerir melhorias nas bases dos dados que permitam estimar consistentemente e com maior precisão os principais parâmetros da demanda por banda larga.

A seção 2 dedica-se a descrever as bases de dados utilizadas na pesquisa, destacando suas limitações, tendo em vista não terem sido estruturadas para serem aplicadas à estimação da demanda pelos serviços.

A seção 3 faz uma descrição geral dos modelos de escolha discreta, apresenta uma revisão da literatura mais recente em análise da demanda por serviços de telecomunicações com base nessa classe de modelos, e dedica um capítulo à discussão sobre como acomodar heterogeneidades individuais e controlar a endogeneidade dos preços.

A seção 4, por sua vez, apresenta os modelos efetivamente estimados e as estimativas obtidas para descrever o comportamento do consumidor de banda larga. Descreve-se, ao longo dessa seção, a organização das subamostras aplicadas a cada modelo.

Por fim, a seção 5 resume e propõe aplicações para os resultados alcançados nesta pesquisa. Discute também aprimoramentos nas bases de dados mantidas pelas entidades que se dedicam a acompanhar e organizar a utilização da internet no Brasil, no sentido de torná-las mais aptas à análise da demanda.

#### 2. As Bases de dados

As fontes para obtenção de dados para esta pesquisa foram as esperadas. No Ministério das Comunicações (MINICOM), um trabalho de acompanhamento de preços, que começou a ser realizado para avaliar o impacto do Plano Nacional de Banda Larga (PNBL), forneceu tabelas trimestrais dos valores praticados pelas maiores operadoras fixas e móveis, desde abril de 2011, em todas as unidades da federação.

A Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL), que realiza coletas sistemáticas de dados junto às operadoras, foi fonte de informações sobre valores praticados no atacado, que, por serem insumo para a oferta de serviços no varejo (inclusive os de banda larga), serviram para construção de instrumentos para os preços. Detalharemos os dados provenientes da Anatel ao final desta seção.

Como os levantamentos realizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) não discriminam os gastos com serviços de comunicação e de entretenimento, entre os quais estão inseridas as despesas com internet, optou-se pela utilização dos microdados da pesquisa **TIC Domicílios**, realizada anualmente, desde 2005, pelo Centro de Estudos em Tecnologias da Informação e Comunicação (CETIC), órgão ligado ao CGI.br, com a finalidade de obter estatísticas descritivas do uso da internet no País.

O volume e a diversidade das informações contidas na TIC Domicílios permitem aplicá-la para outros fins, como o proposto neste trabalho. Em conversas mantidas com técnicos do CETIC no segundo semestre de 2012, fomos informados que os dados ainda não haviam sido aplicados à modelagem da demanda, e que haveria a possibilidade de aprimorar a pesquisa para suprir lacunas identificadas pela econometria.

Como um dos objetivos deste trabalho é apontar insuficiências ou inconsistências nas bases de dados públicas que orientem futuros levantamentos, esta seção dedicará espaço para descrever as informações da TIC Domicílios.

Empresas especializadas (Ipsos e Ibope) têm sido contratadas pelo CETIC para preparar o plano amostral e o questionário<sup>10</sup> e gerenciar a execução de entrevistas presenciais em 25.000 domicílios por todo o País.

Embora não haja acompanhamento temporal de um conjunto fixo de indivíduos, o que impede o uso de técnicas de painel, as bases oferecem excelente caracterização demográfica dos domicílios, identificam claramente a presença de computador e o tipo de acesso à internet (discado ou banda larga), e registram a velocidade e o preço declarados pelo entrevistado, de forma que as variáveis essenciais aos modelos de demanda estão disponíveis.

Há ruído na informação sobre a tecnologia utilizada, na medida em que o entrevistado nem sempre consegue diferenciar entre as opções do questionário (xDSL, cable modem, satélite, rádio terrestre ou 3G). Verificamos que muitos entrevistados confundem, por exemplo, a tecnologia de rádio com o acesso 3G, possivelmente porque ambas utilizam a radiofrequência como meio de transporte. Outros simplesmente não as conhecem e respondem aleatoriamente, apontando o uso de uma tecnologia com a qual sua operadora não trabalha<sup>11</sup>.

Até o levantamento feito no final de 2010, havia a informação da operadora que atendia ao domicílio, de forma que era possível identificar e corrigir algumas dessas inconsistências, pressupondo-se que a informação da operadora é mais confiável do que a identificação da tecnologia. Como as empresas costumam usar uma única tecnologia em determinada região, se for conhecida a operadora e a localização do domicílio, muitas vezes a tecnologia é perfeitamente identificável.

<sup>10</sup> O questionário aplicado na TIC Domicílios 2011 constitui o Anexo 1 deste trabalho.

\_

<sup>&</sup>lt;sup>11</sup> O ruído no dado sobre tecnologia e a falta de informação, a partir do levantamento de 2011/12, sobre a operadora que atende ao domicílio impedem que se leve a análise econométrica até o nível do produto, para estimar, por exemplo, a elasticidade-preço cruzada entre os serviços oferecidos por uma empresa de TV por assinatura em relação aos prestados por uma concessionária do STFC. A partir de 2012/13, os dados sobre tecnologia e velocidade devem se tornar mais confiáveis, pois uma amostra de domicílios receberá equipamentos de aferição da qualidade da conexão, que será capaz de fornecer medições objetivas de parâmetros de rede. A utilização dos dados disponíveis em 2012 é não menos relevante, contudo, pois servirá de comparação e oferecerá aos reguladores uma noção do nível de informação do assinante sobre o serviço consumido.

Infelizmente, a partir de 2011 os organizadores retiraram do questionário a pergunta sobre a operadora porque os usuários confundiam frequentemente a prestadora de serviços de telecomunicações com o provedor de conteúdo na internet (UOL, Terra, BOL, IG, entre outros).

Por outro lado, a análise exploratória dos dados revela que, ao longo do tempo, os usuários passam a oferecer informações de melhor qualidade, possivelmente em razão de a tecnologia e sua aplicação no domicílio terem se tornado mais conhecidas. Os custos com o serviço não são exceção à curva de aprendizagem. Os entrevistados declararam valores que, em média, estão mais consistentes na última coleta (realizada entre outubro de 2011 e janeiro de 2012), conforme nos mostram as Figuras 1 e 2, que contrastam preços médios e faixas de velocidade.

Figura 1 – Preços médios regionais da banda larga, por faixa de velocidade, segundo dados da TIC Domicílios 2010

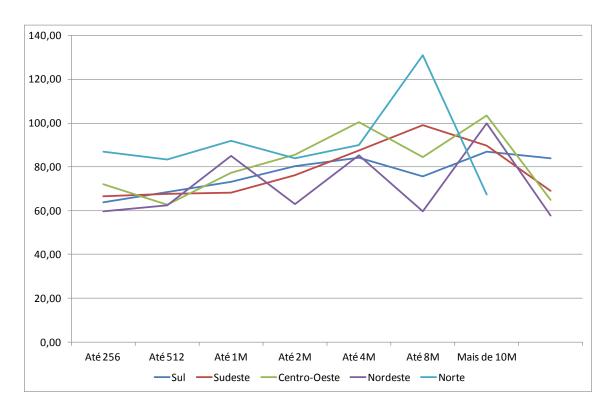
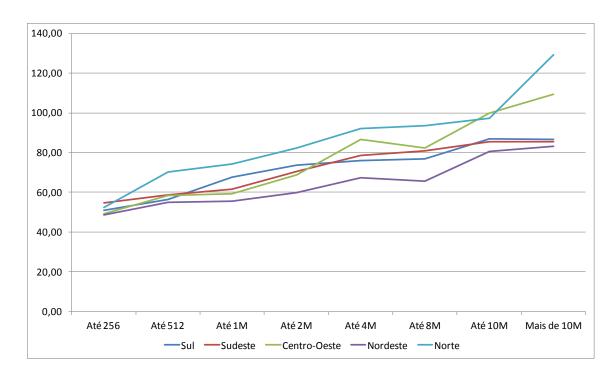


Figura 2 – Preços médios regionais da banda larga por faixa de velocidade, segundo dados da TIC Domicílios 2011



A comparação dos gráficos anteriores evidencia melhorias na consistência da informação sobre o valor pago pelo serviço. Note-se, preliminarmente, que o nível geral de preços em 2011 é menor do que o de 2010, o que está compatível com a redução contínua do "preço do Mbps" que vem sendo registrada nos serviços de banda larga no Brasil e no mundo. A redução foi mais acentuada de 2010 para 2011 em razão do lançamento do PNBL e das ofertas de serviços 3G, que exigiram um reposicionamento de preços no varejo dos serviços fixos de banda larga.

Outra indicação básica de que há consistência na informação prestada relaciona-se à correlação positiva entre os preços médios e a velocidade. Essa relação pode não existir circunstancial e temporariamente em algumas regiões, especialmente nos locais em que há intensa competição, quando se comparam serviços com velocidades relativamente parecidas. A dinâmica desses mercados tem de fato

5,00.

<sup>&</sup>lt;sup>12</sup> O preço do Mbps (megabit por segundo) refere-se ao valor pago por um determinado plano mensal de acesso à internet dividido pela velocidade nominal ofertada pela operadora. Há poucos anos, pagava-se cerca de R\$100,00 por uma conexão de 2 Mbps, o que situava o preço do Mbps em torno de R\$50,00. Hoje, é possível encontrar conexões de 10 Mbps por R\$50,00, o que reduz o preço do Mbps para R\$

provocado variações de preço aparentemente irracionais, com velocidades maiores sendo vendidas a preços relativamente mais baixos e vice-versa. Mas a amplitude de velocidades (de 256k a mais de 10M) e o nível de agregação geográfica utilizados nos gráficos das figuras 1 e 2 eliminam essas distorções, se existirem. Nota-se que a referida correlação só é evidente na base de 2011/12, sendo quase imperceptível nos dados de 2010/11. Além de uma possível melhora na experiência dos entrevistadores, tais fatos denotam que, na média, os usuários de internet têm aprimorado seu conhecimento sobre esse importante atributo do serviço que consomem.

A respeito da confiabilidade da informação de preço a ser usada para modelar a demanda, é inegável que dispor de uma série ininterrupta de faturas mensais dos serviços consumidos constituiria a situação ideal, pois, assim, seria possível discriminar valores fixos e variáveis, identificar o consumo físico do domicílio e, principalmente, sua resposta a variações nos preços de mercado.

Não obstante, quando se reflete sobre o processo usado pelas famílias para controlar as despesas mensais com serviços de comunicação (telefonia, banda larga e TV por assinatura, muitas vezes relacionadas na mesma fatura), é razoável admitir que elas costumam se concentrar no valor total e o comparar com uma expectativa prévia de gasto, associada aos meses anteriores. A decisão sobre o nível de consumo físico, a cada mês, normalmente não é tomada com base na análise dos preços unitários, até porque as pessoas costumam preferir planos de serviço que associam valores fixos a uma franquia que supostamente cobrirá suas necessidades.

As empresas oferecem frequentemente promoções para captar novos clientes, mas os consumidores já aprenderam que é difícil determinar exatamente o valor da fatura no mês seguinte, tendo em vista a impossibilidade de se prever a quantidade que será consumida, e a complexidade das estruturas de preço dos planos oferecidos. Alterações de plano ou mesmo de operadora são promovidas pelas famílias quando os valores totais das faturas se afastam sistematicamente - e não esporadicamente - de uma faixa pré-estipulada de despesa para esse tipo de serviço. E é comum as famílias demorarem para tomar tal decisão, o que reduz o valor absoluto das elasticidades-preço.

Nesse sentido, a despesa declarada (ou seja, o valor que o responsável pelo domicílio tem em mente como sendo sua despesa mensal com o serviço) pode ser tão relevante quanto o valor efetivamente pago a cada mês para se determinar a resposta média a preço da população. Os valores declarados pelos entrevistados foram comparados com as tabelas de preço praticadas pelas operadoras, por faixa de velocidade, no período da coleta<sup>13</sup>, com a finalidade de verificar o grau de consistência e eliminar valores extremos (improváveis ou irreais) presentes na base.

À exceção da região Norte, onde a baixíssima capacidade de rede ainda dificultava a oferta de velocidades acima de 1 Mbps<sup>14</sup> e criava sérias distorções nos preços, o valor de entrada praticado pelas maiores operadoras<sup>15</sup> nas capitais, no segundo trimestre de 2011, era de R\$ 40,00 para acessos fixos de 1 Mbps. No interior, esse valor subia para cerca de R\$ 55,00<sup>16</sup>. Aliás, naquele momento, as principais operadoras já haviam deixado de comercializar, nas capitais, acessos fixos com velocidades inferiores a 1 Mbps, mantendo-as disponíveis apenas no interior de alguns estados.

Em média, os valores declarados na base de 2011 não estão muito distintos dos de mercado, dado que as capitais e o interior têm pesos semelhantes na amostra: R\$ 55,58 no Nordeste; R\$ 59,28 no Centro-Oeste; R\$ 61,58 no Sudeste e R\$ 67,62 na região Sul, todos referentes a conexões de 1 Mbps. A diferença entre os preços de mercado registrados pelo Minicom e a média dos valores declarados na última pesquisa do CETIC para os acessos de 1 Mbps (em torno de R\$ 60,00) deve-se à

-

<sup>&</sup>lt;sup>13</sup> Conforme reportado, o Minicom forneceu tabelas dos preços praticados, em cada região geográfica, pelas maiores operadoras fixas e móveis, resultado de um acompanhamento sistemático de preços que começou a ser feito logo após o lançamento do PNBL.

<sup>&</sup>lt;sup>14</sup> Os enlaces de fibra ótica, que permitem substituir a transmissão até então exclusivamente via satélite, começaram a chegar na região Norte apenas em meados de 2012. Acre, Rondônia e Roraima só serão conectados por fibra ao longo de 2013, segundo informações do Ministério das Comunicações.

<sup>&</sup>lt;sup>15</sup> Oi, Telefonica, GVT, Net, Claro, TIM e Vivo.

<sup>&</sup>lt;sup>16</sup> É preciso ter em mente que os valores praticados pelas concessionárias são as principais referências para o posicionamento de preço por parte dos pequenos provedores locais de acesso em cada localidade.

assimetria de informações e à inércia dos usuários, que demoram para ajustar antigos contratos.

Em modelos de demanda (de produtos diferenciados) que se baseiam no comportamento do consumidor, é fundamental identificar e levantar informações sobre **atributos observáveis** dos produtos que contribuem para explicar a escolha. No caso de serviços de banda larga, além do preço, são determinantes da compra a **velocidade nominal**, essencial para explicar a variação de preços observada; a **portabilidade do acesso**, que ajuda a explicar a preferência pela tecnologia 3G como conexão principal do domicílio, a despeito da relação preço-velocidade menos favorável; e, em tese, a **franquia incluída na mensalidade do serviço**, pois afeta o tempo de utilização e, em alguns casos, o próprio valor total a ser pago.

A base nos oferece informação individualizada sobre velocidade e portabilidade, mas não há indicação do plano de serviço contratado pelo domicílio, não sendo possível separar o valor (fixo) da assinatura do valor (variável) associado à utilização além da franquia. Tivemos de considerar que o custo declarado pelo domicílio representa a soma dos valores fixo e variável médios, incorporando, assim, à variável "preço" o efeito do atributo "limite de *download* incluído na franquia" Assim começa a se caracterizar a endogeneidade da variável preço, cujos tratamentos serão discutidos nas próximas seções.

Em relação à variável "velocidade", há duas considerações importantes. As tecnologias de redes móveis utilizadas até o início de 2012 limitavam a velocidade de conexão a 1 Mbps, de forma que toda observação conflitante com esse limite superior foi ajustada<sup>18</sup>. Além disso, há a possibilidade de modelar essa variável como dependente e estudar, preferencialmente, a demanda pelos serviços fixos de banda

franquia, situação que permanece até o fim do mês, quando a velocidade de 1 Mbps é reestabelecida.

<sup>&</sup>lt;sup>17</sup> Essa questão afeta principalmente as operadoras móveis, na medida em que a franquia dos serviços fixos é inexistente ou quase sempre superior às necessidades do domicílio. No caso da conexão 3G, as prestadoras costumam reduzir de 5 a 10 vezes a velocidade da conexão após o usuário ter excedido a

<sup>&</sup>lt;sup>18</sup> Os planos do serviço móvel (3G ou inferior) contemplavam velocidades inferiores a 1 Mbps, embora esse atributo não fosse destacado na publicidade do produto até o lançamento do 3G+, em meados de 2012, que permite um incremento de até três vezes na velocidade do assinante.

larga, colocando o preço como único atributo observável para explicar a escolha do consumidor<sup>19</sup>.

Como teste de consistência para a informação de velocidade, analisamos sua correlação com o tipo de acesso contratado no domicílio e checamos sua evolução temporal. Para contornar o já mencionado ruído na informação sobre a tecnologia, classificamos o tipo de acesso em banda larga como Cabeado, FWA (Fixed Wireless Access<sup>20</sup>) **ou 3G**. A maioria dos domicílios da base possui apenas uma dessas opções, mas há uma pequena parcela da amostra que informa ter contratado duas ou mais formas de acesso.

O grupo de acessos denominado "cabeado" incorpora as tecnologias xDSL e cable modem e permite a oferta de velocidades sensivelmente maiores do que as dos demais grupos. Sua disponibilidade é menor, dado o elevado custo de implantação das redes, fato que motiva sua oferta apenas em bairros de renda média e alta. Assim, espera-se que a velocidade média declarada desse grupo seja a maior entre todos os grupos analisados. No grupo denominado "FWA" estão agrupadas as tecnologias de rádio e satélite, normalmente utilizadas em regiões afastadas dos centros urbanos ou de menor poder aquisitivo. Esses dois grupos (Cabeado e FWA) compõem o conjunto de acessos fixos. O grupo "3G" (acessos móveis), por sua vez, pode incorporar rendas e níveis educacionais bem variados, pois pode resultar de escolhas únicas do domicílio - por falta de oferta de serviços fixos no bairro - ou da opção por portabilidade.

A Tabela 2 mostra a relação entre o tipo de acesso domiciliar contratado e a velocidade declarada para os anos de 2010 e 2011. Confirmam-se algumas das expectativas a respeito da informação sobre velocidade em cada grupo: em 2010, a

<sup>&</sup>lt;sup>19</sup> Essa opção de modelar a velocidade escolhida como variável dependente será interessante quando, a partir de 2013, houver dados mais precisos sobre a velocidade efetivamente obtida no domicílio. Será útil compará-la com a velocidade nominal contratada e medir o efeito dos tipos de serviço, aplicação e conteúdo acessados no domicílio na escolha de um plano de serviço.

<sup>&</sup>lt;sup>20</sup> Os acessos fixos sem fio agrupam as tecnologias que utilizam radiofrequência como meio de transporte dos sinais, podendo ser implementadas por rádio (terrestre) ou por satélite. Não incluem as tecnologias que conferem portabilidade aos terminais dos usuários, como o 3G.

velocidade média no grupo cabeado era de 1 Mbps - o dobro da registrada no grupo FWA - passando, em 2011, para mais de 2 Mbps, sem que houvesse grande variação no outro grupo de tecnologias fixas (cuja velocidade média permaneceu abaixo de 1 Mbps). Isso demonstra consistência com as tecnologias e sua aplicação social e geográfica, e com a tendência geral de incremento da velocidade no tempo. Por outro lado, confirma-se a falta de conhecimento desse atributo entre os consumidores dos serviços móveis (3G), que continuam a afirmar que operam a taxas superiores à capacidade da rede.

Tabela 2 - Velocidades por tipo de acesso em banda larga contratado pelo domicílio

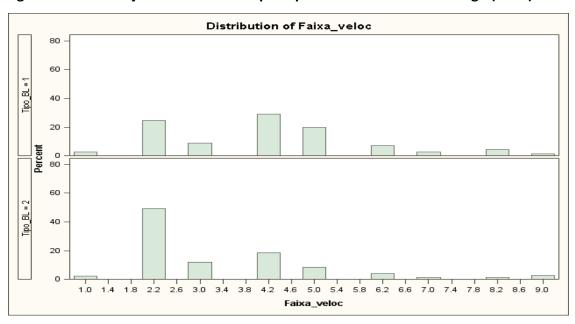
		2010					2011			
Tipo_BL	N Obs	Média	Dp	Min	Max	N Obs	Média	Dp	Min	Max
Apenas Cabeado	2.231	4,00	1,73	1	9	3.358	5,29	1,79	2	9
Apenas FWA	747	3,23	1,73	1	9	718	3,87	1,48	2	9
Apenas 3G	661	3,78	1,59	1	9	1.225	4,60	1,65	2	9
Fixo + 3G, com fixo principal	29	4,72	1,81	1	8	130	5,74	1,71	2	9
Fixo + 3G, com 3G principal	19	4,47	1,81	2	8	72	5,44	1,76	2	9
Não sabe	79	2,94	1,65	1	9	49	4,98	1,84	2	9
Não respondeu	2	3,50	2,12	2	5					

Codificação: 1 = 64kbps; 2 = 256kbps; 3 = 512kbps; 4 = 1 Mbps; 5 = 2 Mbps; 6 = 4 Mbps; 7 = 8 Mbps; 8 = 10 Mbps; 9 > 10 Mbps

A pequena parcela de domicílios que contratou ambos os tipos de serviço (fixo e móvel) aumentou em 2011 e agrupa domicílios de maior renda e escolaridade (Tabela 3), o que explica o fato de a velocidade ser maior nesse grupo.

As Figuras 3 e 4, por sua vez, ilustram a distribuição das velocidades (que seguem a codificação apresentada na Tabela 2) para os grupos Cabeado e FWA nos anos de 2010 e 2011, respectivamente. Observa-se um aumento, no tempo, da frequência de velocidades maiores do que 2 Mbps, além do fato de haver, no grupo FWA, uma enorme concentração de conexões até 1 Mbps. Nesse grupo, é bem reduzida a parcela de conexões maiores do que 2 Mbps, o que é consistente com a realidade dessas tecnologias.

Figura 3 – Distribuição de velocidades por tipo de acesso em banda larga (2010)

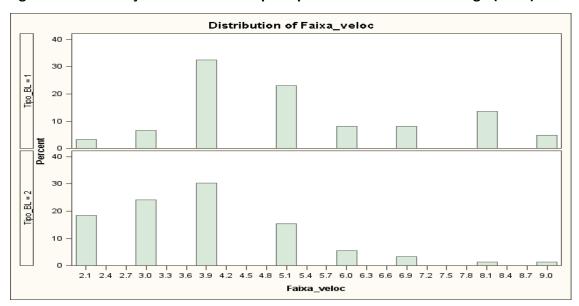


Legenda:

Tipo\_BL = 1 representa os acessos fixos cabeados (xDSL e cable modem)

Tipo\_BL = 2 representa os acessos fixos via radiofrequência (satélite e rádio)

Figura 4 – Distribuição de velocidades por tipo de acesso em banda larga (2011)



Além de procurar testar a consistência dos dados referentes a esses dois importantes atributos dos serviços de banda larga (preço e velocidade), pode ser útil para a compreensão da demanda tabular o relacionamento entre o tipo de acesso contratado e a demografia domiciliar. A Tabela 3 nos apresenta essa informação para as seguintes variáveis: número de moradores (HHSize), existência de pessoas com idade de 10 a 17 anos (Jovens), renda familiar, escolaridade do responsável e

localização em área rural. A renda familiar está classificada em seis níveis e a escolaridade do responsável pelo domicílio em cinco, conforme segue:

- a) Renda: 1 Até 1 salário mínimo
  - 2 de 1 a 2 salários
  - 3 de 2 a 3 salários
  - 4 de 3 a 5 salários
  - 5 de 5 a 10 salários
  - 6 mais de 10 salários
- b) Escolaridade: 1 Analfabeto até 5º ano incompleto
  - 2 Fundamental incompleto
  - 3 Ensino médio incompleto
  - 4 Superior incompleto
  - 5 Superior completo

Tabela 3 – Demografia dos domicílios segundo tipo de acesso (2011)

Tipo_BL	N Obs	Variável	Média	Std Dev	Min	Max
		HHSize	3,65	1,40	1	12
Apenas		Renda	3,87	1,27	1	6
Fixo	3.358	Jovens	55,6%	0,51	0	1
Cabeado		Escolar_chefe	3,65	1,14	1	5
		Rural	2,7%	0,17	0	1
		HHSize	3,92	1,69	1	11
		Renda	3,40	1,34	1	6
Apenas FWA	718	Jovens	69,2%	0,51	0	1
FWA		Escolar_chefe	3,23	1,34	1	5
		Rural	9,3%	0,32	0	1
	1.225	HHSize	3,81	1,59	1	15
		Renda	3,62	1,05	1	6
Apenas Móvel		Jovens	59,7%	0,44	0	1
Wiovei		Escolar_chefe	3,56	1,01	1	5
		Rural	3,1%	0,16	0	1
	130	HHSize	3,65	1,08	1	7
Ambos,		Renda	5,02	0,95	1	6
com fixo sendo o		Jovens	44,0%	0,47	0	1
principal		Escolar_chefe	4,35	0,80	2	5
		Rural	0,7%	0,08	0	1
		HHSize	4,32	1,54	1	9
Ambos,		Renda	4,52	1,17	1	6
com móvel sendo	72	Jovens	63,7%	0,47	0	1
principal		Escolar_chefe	3,52	1,23	1	5
		Rural	10,0%	0,29	0	1

Essa tabulação simples revela algumas correlações entre o tipo de acesso escolhido e as variáveis demográficas utilizadas para caracterizar o comportamento de consumidores, e nos faz refletir sobre o conjunto de escolha<sup>21</sup>.

A frequência de domicílios rurais na base de 2011 é de 15,5%, sendo de apenas 4% entre aqueles que dispõem de acesso em banda larga. A tabela 3 nos mostra, contudo, que quase 10% dos domicílios que contrataram um acesso fixo do tipo FWA estão em área rural, sinal de correlação entre a escolha de tecnologias FWA e o fato de o domicílio estar em área rural. Tal constatação era de se esperar, pois as tecnologias *wireless* são muitas vezes as únicas opções viáveis para atendimento de áreas remotas e de baixa densidade populacional.

Ao analisarmos as bases de 2009 e 2010, que contêm a informação da operadora que serve o domicílio, observamos que, nas regiões metropolitanas<sup>22</sup>, onde a frequência de domicílios rurais é cerca de metade da média amostral (2,3%), a presença de operadoras que usam tecnologias FWA é ínfima, novamente uma indicação de correlação entre tecnologia e localização do domicílio.

As evidências amostrais e o nosso conhecimento a respeito do uso das diversas tecnologias no País<sup>23</sup> indicam não ser possível definir um mesmo conjunto de escolha para todos os indivíduos da amostra: ou se trabalha com uma subamostra mais homogênea (e, assim, avaliam-se questões de aplicação mais restrita), ou se definem conjuntos de escolhas distintos para diferentes grupos populacionais, quando possível.

Conjunto de escolha é definido como o conjunto finito, exaustivo e com alternativas mutuamente excludentes com que se depara o indivíduo no momento da contratação do serviço.

<sup>&</sup>lt;sup>22</sup> São nove as regiões metropolitanas presentes na TIC Domicílios 2011: Belém, Fortaleza, Recife, Salvador, Belo Horizonte, São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba e Porto Alegre. Os domicílios situados nessas regiões correspondem a cerca de 30% da amostra total.

<sup>&</sup>lt;sup>23</sup> Uma das principais tecnologias de rádio usadas para prover o acesso em banda larga à internet no Brasil, o MMDS, vem sendo descontinuada em razão de decisões regulatórias (associadas à alocação de espectro) tomadas pela Anatel em 2009. Assim, será observado um número muito reduzido de domicílios servidos por tecnologia de rádio (um tipo de FWA) em área urbana.

Devido a limitações de velocidade e à falta de portabilidade, o rádio e o satélite são, em muitas situações, as únicas alternativas à indisponibilidade de tecnologias cabeadas, e não realmente as preferências dos consumidores. No entanto, ainda oferecem ao usuário, em média, taxas de conexão maiores do que os serviços móveis. Logo, há um *trade-off* entre os atributos dos serviços fixos e os móveis (capacidade versus portabilidade no acesso à internet), o que ajuda na identificação dos parâmetros do modelo.

Além disso, com as informações contidas no próprio questionário<sup>24</sup>, associadas às publicadas anualmente sobre cobertura de redes e serviços de banda larga, é possível construir uma subamostra tal que, para todos os domicílios remanescentes, sempre haverá, no mínimo, uma alternativa de acesso fixo e uma móvel. Assim, ao unirmos os grupos Cabeado e FWA para formar o conjunto "Fixo", somos capazes de construir um conjunto de escolha coerente para todos os indivíduos de uma subamostra convenientemente selecionada.

Na formulação das políticas públicas de banda larga, seria útil esclarecer em que nível a oferta de redes cabeadas pode ser substituída por redes sem fio, tendo em vista a rapidez e o custo relativamente reduzidos com que são construídas. Sob a ótica do controle da concorrência, não se sabe se os serviços fixos e móveis são substitutos ou complementares, ou seja, se fazem ou não parte do mesmo mercado relevante.

As respostas a essas questões virão da análise do comportamento dos consumidores, que pode variar significativamente com base na demografia. A resposta a preço sabidamente varia com o nível de renda, mas será que renda e escolaridade têm correlação com a escolha entre um acesso fixo ou um móvel?

Nessa linha de raciocínio, organizou-se a base de dados da TIC Domicílios 2011 para analisar o efeito dessas variáveis na escolha entre acessos fixos (cabeado ou FWA) e móveis (representados pela tecnologia 3G). Interessa também analisar o impacto da demografia e dos atributos dos serviços na decisão de compra de

<sup>&</sup>lt;sup>24</sup> Os entrevistados informam, por exemplo, quando a falta de acesso à internet no domicílio deve-se à indisponibilidade de oferta em seu bairro.

algum serviço de banda larga, fixo ou móvel. Essas questões são respondidas na seção 4 deste documento.

Em uma análise preliminar, tabulamos a variação temporal das principais características demográficas de duas populações complementares na amostra: com e sem acesso domiciliar de banda larga<sup>25</sup>. As Tabelas 4 e 5 apresentam os resultados dessa tabulação, que considerou os dados de 2009 a 2011.

O comportamento temporal da renda média em ambos os grupo está dentro do esperado, indicando que o serviço tem penetrado lentamente em famílias de menor poder aquisitivo. Fica clara também a diferença no nível médio de renda entre os grupos.

Tabela 4 - Evolução temporal dos aspectos demográficos do grupo de domicílios com acesso a serviços de banda larga (2009 a 2011)

Ano	N Obs	Variable	Média	Std Dev	Min	Max
		Renda	2,88	1,20	1	6
		Escolar_chefe	2,84	1,14	1	5
2009	6.353	Jovens	35%	0,47	0	1
		HHSize	4,06	1,68	1	16
		ldade_chefe	44,48	14,10	10	99
	18.196	Renda	2,45	0,95	1	6
		Escolar_chefe	2,27	1,08	1	5
2010		Jovens	44%	0,49	0	1
		HHSize	3,65	1,77	1	25
		ldade_chefe	48,96	15,74	4	103
	16.528	Renda	2,40	1,12	1	6
		Escolar_chefe	2,52	1,17	1	5
2011		Jovens	53%	0,50	0	0
		HHSize	3,71	1,83	1	18
		ldade_chefe	47,59	14,70	15	98

Legenda informada à página 26.

31

 $<sup>^{25}</sup>$  O grupo sem acesso de banda larga inclui a parcela da amostra que declara ter acesso discado à internet.

Tabela 5 - Evolução temporal dos aspectos demográficos do grupo de domicílios com acesso a serviços de banda larga (2009 a 2011)

Ano	N Obs	Variable	Média	Std Dev	Min	Max
		Renda	3,97	1,26	1	6
		Escolar_chefe	3,50	1,18	1	5
2009	3.355	Jovens	34%	0,49	0	1
		HHSize	3,88	1,58	1	15
		ldade_chefe	45,75	13,65	11	99
	4.362	Renda	3,72	0,98	1	6
		Escolar_chefe	3,34	1,21	1	5
2010		Jovens	53%	0,53	0	1
		HHSize	3,90	1,57	1	15
		ldade_chefe	46,72	14,28	11	99
		Renda	3,78	1,26	1	6
		Escolar_chefe	3,54	1,16	1	5
2011	7.806	Jovens	58%	0,50	0	1
		HHSize	3,80	1,53	1	19
		ldade_chefe	46,61	13,16	16	98

Tendo em vista haver correlação positiva entre renda e escolaridade, poderia ser possível observar uma redução também no nível de escolaridade ao longo do tempo em ambos os grupos, o que não ocorre, possivelmente em razão de o intervalo temporal ser muito estreito. Há, contudo, clara distinção nos níveis dessa variável entre os grupos, sugerindo relevância estatística para explicar a escolha.

Não se observam diferenças, nem temporais nem entre os grupos, quanto à idade do responsável e ao número médio de moradores (que poderia influenciar a renda per capita do domicílio e, assim, o poder de compra do serviço). Com relação à presença de crianças e adolescentes, a tabulação não revela o tipo de influência dessa variável.

As Figuras 5 e 6 apresentam a distribuição, respectivamente, da renda e do nível de escolaridade no grupo com acesso em banda larga. Ao tempo em que a distribuição de renda se altera visivelmente e na direção desejável, nada pode ser afirmado a respeito do nível de escolaridade com base apenas nesse histograma.

A tabulação indica também a necessidade de se descartar algumas observações extremas, decorrentes, provavelmente, de erros de transcrição das respostas. Em todos os períodos analisados, o tamanho amostral é suficiente para fazer as médias se aproximarem do valor populacional.

Em suma, para que possa produzir estimativas mais detalhadas e precisas sobre a demanda por banda larga, a pesquisa TIC Domicílios precisa evoluir nos seguintes aspectos:

- i) Voltar a levantar a informação sobre a operadora que fornece o acesso à internet, e inserir o nome das prestadoras dos demais serviços de telecomunicações contratados pelo domicílio, pois a venda em *bundles*<sup>26</sup> dos serviços constitui importante fator a explicar a escolha do consumidor;
- ii) Eliminar o ruído na informação da tecnologia, especialmente aquele que possa gerar dúvida em relação ao tipo de acesso, se fixo ou móvel, se cabeado ou não;
- iii) Fornecer informação mais desagregada sobre a localização do domicílio amostrado, para que seja mais precisa a definição do conjunto de escolha de cada indivíduo;
- iv) Identificar o tipo de plano de serviço contratado, se limitado ou ilimitado na relação entre o valor devido e a quantidade de tráfego no final do período de faturamento, como forma de controlar essa fonte de endogeneidade nos preços.

A base de dados da TIC Domicílios 2011 será usada, nesta pesquisa, para explorar a relação entre a demografia e a escolha do consumidor, seja a escolha de ter ou não um acesso em banda larga, seja a opção entre acessos fixos e móveis. Para analisar a sensibilidade a preço, complementou-se a base do CGI.br com dados obtidos da Anatel, para que fosse possível estimar um modelo de coeficientes aleatórios capaz de controlar a endogeneidade nos preços.

\_

<sup>&</sup>lt;sup>26</sup> Bundle é o jargão, em inglês, para designar a oferta casada de dois ou mais serviços de telecomunicações. Hoje, são muito comuns as ofertas *triple play*, que unem banda larga, telefone e TV por assinatura.

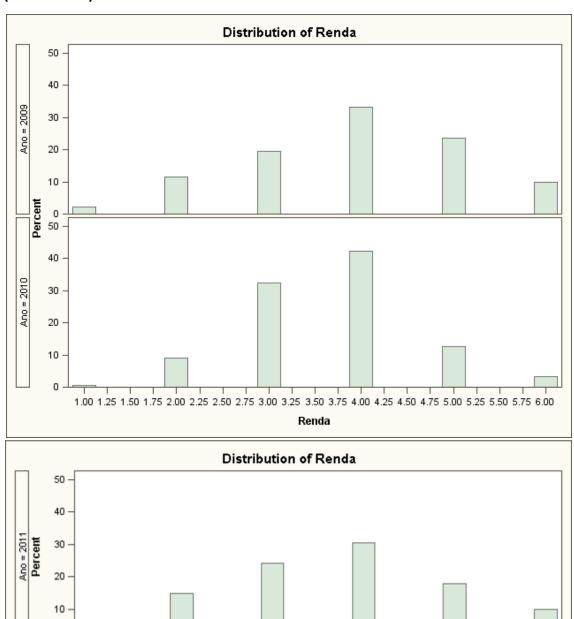
O órgão regulador das telecomunicações reúne dados, periodicamente, para acompanhamento do setor. Há diversos sistemas de informação em funcionamento na agência, entre os quais se destaca o Sistema de Coleta de Informações (SICI), que enfoca alguns serviços prestados no regime privado, entre eles o Serviço de Comunicação Multimídia (SCM). Entre outras informações, o SICI oferece o *market share*, em cada município, por faixa de velocidade, das prestadoras do SCM, bem como potenciais *cost shifters* dessas empresas (como a capacidade instalada, em Mbps, por município), que podem servir para construir variáveis instrumentais para os preços dos serviços.

Obteve-se também uma extensa relação de ofertas reais de linhas dedicadas de diversas velocidades. A Exploração Industrial de Linha Dedicada (EILD) é o principal serviço ofertado entre operadoras de telecomunicações (ou seja, no atacado) e constitui importante insumo para precificação no varejo, especialmente em locais onde a empresa não possui rede própria. Essa informação foi imprescindível à estratégia de identificação das elasticidades-preço dos serviços fixos e móveis.

A próxima seção apresentará as classes de modelos de análise da demanda usadas nesta pesquisa e descreverá, aproveitando o contexto, os ajustes necessários sobre a base da TIC Domicílios para se obter uma subamostra adequada para a estimação, especialmente no que se refere à construção de conjuntos de escolha coerentes para os indivíduos da amostra.

A seção também debaterá o desafio de tratar a endogeneidade nos preços, contrastando o método BLP, desenvolvido em 1995, com outras abordagens mais recentes.

Figura 5 - Histogramas da renda familiar para domicílios com acesso à banda larga (2009 a 2011)



2.0

1.5

1.0

2.5

3.0

3.5

Renda

4.0

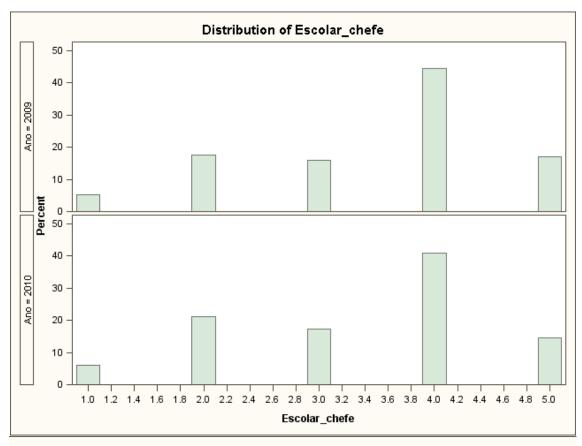
4.5

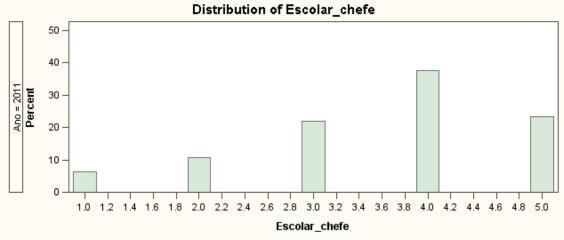
5.0

5.5

6.0

Figura 6 - Histogramas do nível de escolaridade do responsável pelo domicílio no grupo com acesso à banda larga (2009 a 2011)





# 3. Sistemas de demanda por serviços de acesso à internet

#### 3.1 Descrição Geral dos Modelos de Escolha Discreta

Apesar da infinidade de modelos DCM ainda inexplorados, eles vêm se tornando cada vez mais flexíveis para representar a realidade econômica de mercados específicos. Train (2009) apresenta as propriedades de quatro grandes classes: *Standard Logit, Generalized Extreme Value* (GEV), *Probit e Mixed*<sup>27</sup>. Nessa ordem, essas classes aportam mais flexibilidade na modelagem das respostas individuais. Em todas elas, a proposta é estimar parametricamente o efeito de variáveis que supostamente podem explicar a decisão do indivíduo com a escolha efetivamente observada.

As diferenças entre as classes residem, essencialmente, na maneira como lidam com os padrões de substituição entre produtos, com a correlação temporal entre termos de erro e com variações (eventualmente não sistemáticas) nas preferências individuais.

Como sempre ocorre nas tentativas de representar a realidade, o econometrista consegue observar e medir apenas algumas variáveis explicativas (como a renda familiar e os preços dos produtos analisados), sendo obrigado a agrupar fatores não observáveis em um termo de erro aleatório. O conjunto de premissas e restrições imposto a esse termo de erro determina o modelo<sup>28</sup>.

A ideia básica de um DCM é que, conhecidos o perfil do tomador de decisão e os atributos de uma dada alternativa y do conjunto **J** de escolha<sup>29</sup>, a probabilidade (condicional) de escolha de y passará a dependerá apenas da distribuição dos fatores não observados na população, podendo ser calculada por

<sup>&</sup>lt;sup>27</sup> Na literatura de Estatística, *mixed functions* são médias ponderadas de outras funções, sendo os pesos definidos por uma densidade de probabilidades denominada de *mixing distribution*. Daí vem a denominação usada por Train (2009).

<sup>&</sup>lt;sup>28</sup> No Probit Clássico, por exemplo, assume-se que a influência dos fatores não observados associados a cada alternativa do conjunto de escolha tem distribuição normal multivariada com média zero na população, cuja matriz de covariância pode ser estimada por técnicas de simulação.

<sup>&</sup>lt;sup>29</sup> Exaustivo, finito e com alternativas mutuamente exclusivas são características imprescindíveis do conjunto de escolha para que se possa aplicar qualquer modelo de escolha discreta.

(1) 
$$\int I[h(x,\varepsilon) = y]f(\varepsilon)d\varepsilon$$

onde I[.] é uma função indicadora;  $\mathbf{x}$  é o vetor de variáveis observadas;  $\mathbf{\varepsilon}$  agrupa os fatores não observados (vetor de erros aleatórios);  $\mathbf{f}(\mathbf{\varepsilon})$  é a densidade de probabilidade do vetor  $\mathbf{\varepsilon}$ ; e h(.) representa o processo comportamental a ser modelado. Nesse sentido, caracterizar a demanda por acesso à internet usando modelos de escolha discreta passa por duas etapas:

- a) especificar o processo comportamental h(.), selecionando as variáveis a compor o vetor  $\mathbf{x}$  e estabelecendo uma relação matemática<sup>30</sup> entre essas variáveis e a escolha observada y; e
- b) justificar uma premissa distribucional (e eventualmente uma estrutura) para o vetor  $\mathbf{\varepsilon}$  e estimar os parâmetros que definem h(.), computando a integral (analiticamente ou por simulação computacional, se não houver forma fechada).

A seleção e aplicação de qualquer modelo econométrico a um caso concreto deve levar em consideração a qualidade dos dados disponíveis e, sempre que possível, apoiar as premissas de identificação dos parâmetros na teoria econômica. Os modelos de demanda orientam-se naturalmente pelo utilitarismo da Teoria do Consumidor, de forma que o processo comportamental h(.) nada mais é do que a escolha racional de uma alternativa i em J que maximiza a utilidade do indivíduo. Isso ocorrerá, para um indivíduo "n" qualquer, quando

(2) 
$$U_{ni} > U_{ni}, \forall j \in J$$

Supõe-se possível decompor a utilidade  $U_{ni}$  em duas parcelas: uma que pode ser escrita como função de  $\mathbf{x}$ , denominada **Utilidade Representativa V\_{ni} = g(\mathbf{x},\beta)**; e outra parcela, não observada, composta exatamente pelo termo de erro  $\boldsymbol{\epsilon}_{ni}$ . Logo,

-

 $<sup>^{30}</sup>$  Válida para todo indivíduo da amostra, mesmo que o efeito de cada componente de **x** seja distinto entre os indivíduos da população, como se permite que ocorra, por exemplo, na classe *Mixed*.

 $h(x,\epsilon) = U_{ni} = V_{ni} + \epsilon_{ni} = g(x,\beta) + \epsilon_{ni}$ , e a probabilidade de o indivíduo n escolher a alternativa i pode ser calculada como<sup>31</sup>

(3) 
$$P_{ni} = \int_{\varepsilon} I[\varepsilon_{nj} - \varepsilon_{ni} < V_{ni} - V_{nj} \ \forall j \neq i \ ] f(\varepsilon_n) d\varepsilon_n$$

Nessa abordagem, se x contém o preço das alternativas, é possível derivar as elasticidades-preço dos produtos de interesse (serviços de acesso à internet, no caso) a partir das especificações de g(.) e f(.) e das estimativas dos coeficientes β.

A heterogeneidade dos produtos é acomodada em qualquer DCM pela possibilidade de se definir, no vetor x, os atributos que os diferenciam. Com relação às heterogeneidades individuais, ou seja, ao reconhecimento de que o preço e os demais atributos que diferenciam os produtos têm efeitos distintos nos indivíduos (efeitos que podem até ser semelhantes dentro de estratos populacionais bem definidos), nem todos os modelos DCM as suportam. Entre as classes mencionadas anteriormente, Probit e Mixed são capazes de simular variações estocásticas nas preferências individuais.

Infelizmente, quanto mais flexível a representação das respostas individuais, mais complexa é a tarefa de estimação e, consequentemente, mais "sensíveis" podem se tornar os resultados<sup>32</sup>. Embora tenham sido desenvolvidos testes para validar propriedades e especificações de determinados DCM<sup>33</sup> que, se aplicados a uma base de dados reais podem auxiliar na escolha do "melhor" modelo, esse ainda é um processo que não dispõe de uma função objetivo única, clara e previamente

<sup>&</sup>lt;sup>31</sup> Essa abordagem utilitarista para o processo comportamental h(.) justifica a denominação de *Random* Utility Model (RUM) dada a essa especificação de DCM.

<sup>&</sup>lt;sup>32</sup> Knittel & Metaxoglou (2008) documentam os desafios numéricos enfrentados quando se usam modelos Mixed Logit para estimação das elasticidades-preço: os valores mínimo e máximo dessas variáveis podem diferir, a depender da combinação de algoritmo de otimização e valores iniciais (convergentes), por um fator entre 2 e 10.

<sup>&</sup>lt;sup>33</sup> McFadden & Train (2000) apresentam um teste para a necessidade de utilizar uma distribuição não degenerada para os parâmetros da utilidade representativa, que pode sugerir a aplicação de um modelo Mixed. McFadden et al. (1978) desenvolveu testes para a propriedade de Independência de Alternativas Irrelevantes (IIA), a qual, quando presente, permite a aplicação do modelo Standard Logit.

definida. Uma análise exploratória preliminar nos dados pode ajudar a visualizar a distribuição conjunta das variáveis em jogo e a identificar eventuais não linearidades que poderão exigir ajustes na especificação usualmente linear que se assume para a função  $g(.)^{34}$ .

A identificação dos parâmetros em modelos DCM merece também alguns registros. Em primeiro lugar, nota-se de (3) que apenas as diferenças de utilidade importam. Logo, os únicos parâmetros identificáveis são aqueles que capturam diferenças entre alternativas. Em um modelo com J alternativas, por exemplo, somente (J-1) constantes específicas de cada alternativa podem ser incluídas. Essa característica também afeta a estimação do efeito de variáveis sociodemográficas, como a renda, ou qualquer atributo do tomador de decisão cujo valor não se diferencie entre alternativas. Como apenas as diferenças de utilidade importam, os níveis absolutos dos coeficientes da variável renda em cada alternativa não são identificáveis, sendo necessário fixar um deles, normalizando-o para zero<sup>35</sup>.

Outro aspecto relacionado à identificação dos parâmetros: a escala geral de utilidade é irrelevante. Assim como somar uma constante às utilidades de cada alternativa não altera a decisão do indivíduo, multiplicá-las por uma constante também não afeta o resultado. É preciso então normalizar a escala da utilidade e a forma usual de fazê-lo é pela variância dos termos de erro. Assim, os coeficientes estimados refletem o efeito das variáveis observadas relativamente ao desvio-padrão dos fatores não observados<sup>36</sup>.

<sup>&</sup>lt;sup>34</sup> A exploração dos dados pode também ajudar na definição de uma estratificação conveniente da população e no cômputo de *propensity scores* que serviriam para melhorar a estimação dos parâmetros do modelo por regressão. Para uma descrição detalhada do uso de *propensity scores* como pesos em uma regressão, consultar Capítulo 5 de Morgan e Winship (2007).

<sup>&</sup>lt;sup>35</sup> Quando variáveis sociodemográficas interagem, na especificação de  $g(x,\beta)$ , com atributos das alternativas – como preço, por exemplo – não há necessidade de normalizar os coeficientes.

<sup>&</sup>lt;sup>36</sup> Se os erros forem heterocedásticos, não se pode ajustar o nível geral de utilidade pela normalização da variância dos erros em todos os segmentos, pois ela difere em cada segmento. Temos de normalizar a variância em relação a uma das diferenças de erro e tomar as demais em relação a esta.

Essas observações são fundamentais para que a interpretação dos valores estimados seja feita adequadamente. Para comparar coeficientes estimados por diferentes modelos DCM é preciso eventualmente corrigir as escalas utilizadas.

Os modelos DCM operam em nível individual, mas estamos normalmente interessados em alguma medida agregada, como a resposta média de uma determinada população à variação de algum fator observável. Logo, é preciso agregar os resultados individuais. Contudo, como os modelos DCM não são lineares, não é possível estimar respostas médias a partir dos valores médios das variáveis explicativas. O que se faz é calcular uma média ponderada das probabilidades individuais a partir de uma amostra aleatória dos dados disponíveis (sample enumeration).

### 3.2 Uso de Modelos de Escolha Discreta em Telecomunicações

Taylor (2002) nos oferece uma excelente revisão histórica da análise empírica sobre serviços de telecomunicações e de suas aplicações no campo regulatório. Durante as décadas de 1950 e 1960 o setor passou por grande avanço tecnológico, que se refletiu em queda nos custos de transporte<sup>37</sup>. Associada a um cenário de baixa inflação, essa redução nos custos gerou uma pressão por redução nos preços das chamadas telefônicas de longa distância sem prejudicar o sistema de subsídio cruzado em favor das tarifas locais.

Não interessava à operadora monopolista, contudo, apresentar e utilizar as estimativas de elasticidades-preço para os serviços telefônicos de longa distância (normalmente inelásticas), pois o órgão regulador perceberia a possibilidade de reduzir mais acentuadamente os preços, resultando o processo de revisão tarifária em perda maior de receita para a empresa.

Na década de 1970 a situação se inverteu. Com a maior parte dos ganhos tecnológicos incorporados aos preços e com a inflação em alta, tornou-se

<sup>&</sup>lt;sup>37</sup> O avanço tecnológico de maior efeito nos custos da época foi o transporte via satélite.

necessário negociar reajustes tarifários ascendentes. Sem utilizar as estimativas de elasticidades-preço das chamadas, a revisão seria menor do que o desejado e resultaria em perda de receita para a firma monopolista. Nesse cenário, a AT&T patrocinou a formação de grupos de pesquisa, internos e externos, e franqueou o acesso aos dados de tráfego, viabilizando o desenvolvimento de modelos para a demanda pelo serviço de longa distância. Assim, legitimou as estimativas de elasticidades apresentadas perante a Comissão Federal de Comunicações (FCC), órgão regulador nos Estados Unidos.

O serviço local, cuja estrutura de preços inclui o valor para se contratar o acesso, ficou temporariamente esquecido, até que a competição nos mercados de longa distância<sup>38</sup> implodiu o sistema de subsídios para os serviços locais e exigiu o desenvolvimento de modelos para se estimar a demanda pelo acesso. Nesse momento, começam a ser aplicados os *quantal-choice models*, primeira designação dos modelos de escolha discreta usados nesta pesquisa.

Até o início da década de 1980, portanto, conhecia-se mais sobre a demanda pelo uso do que pelo acesso, e havia mais informação sobre as elasticidades-preço do que sobre a resposta a variações na renda. Todas as estimativas obtidas naquela época apontavam uma resposta inelástica da demanda a variações nos preços dos serviços, sendo menores (em valor absoluto) para o acesso e maiores para os serviços de longa distância (especialmente os internacionais). As elasticidades-renda, por sua vez, pareciam ser elásticas.

Durante as duas décadas seguintes, a pesquisa em demanda nas telecomunicações avançou significativamente até mostrar certa estagnação a partir do início dos anos 2000, justamente quando a demanda por serviços na internet explodia. Segundo Taylor (2002), três inovações se destacaram no que tange à modelagem da demanda nas décadas de 1980 e 1990:

<sup>&</sup>lt;sup>38</sup> Competição introduzida no início da década de 1980.

- a) Análise da demanda de uso, levando-se em conta a "dinâmica da troca de informação"39;
- b) Uso intensivo de modelos de escolha discreta;
- c) Aplicação da metodologia de coeficientes aleatórios a um sistema de equações de demanda.

Com o foco na demanda pelo acesso acentuado em razão das políticas de fomento à internet, os modelos DCM foram de fato muito explorados. Entre os trabalhos mais relevantes, destacamos Train et al (1987); Taylor e Kridel (1990); Kridel, Rappoport e Taylor (2002); Goolsbee e Petrin (2004); e Cardona et al (2009), que passamos a descrever sumariamente, tendo em vista suas contribuições para caracterizar plenamente a demanda por acesso e uso da internet.

Até o inovador trabalho de Train, McFadden e Ben-Akiva (TMB 1987), o uso de modelos DCM limitava-se a avaliar o efeito de determinadas variáveis na escolha de contratar ou não o acesso a um serviço. TMB demonstrou a possibilidade de aplicar um modelo Nested Logit para revelar a relação entre os hábitos de uso do domicílio (número de chamadas, duração das conexões e período do dia em que o serviço é mais utilizado) e a escolha de um entre diversos planos de serviço disponíveis no mercado.

Embora tenha sido aplicado à telefonia local, o método de modelagem usado em TMB (1987) é útil para caracterizar a demanda por internet em dois aspectos:

> • Os planos dos serviços de banda larga atualmente oferecidos têm preços praticamente fixos (flat services)<sup>40</sup>. Mas há uma

<sup>40</sup> O limite de download é muito superior às necessidades da maioria dos domicílios (na banda larga fixa) ou a velocidade de conexão é drasticamente reduzida após o limite ter sido atingido (na banda larga

<sup>&</sup>lt;sup>39</sup> Termo usado por Lester Taylor para designar as externalidades associadas aos serviços de telecomunicações. Quando um indivíduo A chama B, essa ligação gera uma demanda temporalmente defasada em sentido inverso e, eventualmente, outras chamadas de B para terceiros, com o intuito de disseminar a informação transmitida por A. As externalidades de rede e de uso são reconhecidamente relevantes para explicar a demanda por serviços de telecomunicações, e ganharam importância com o crescimento da internet.

tendência de as prestadoras converterem sua oferta para planos medidos (*measured services*), em resposta às exigências de metas de qualidade e ao debate sobre neutralidade de rede. O referido artigo estuda a elasticidade-preço entre serviços *flat* e medidos e pode ser aplicado para estimar o impacto de bemestar nessa transição anunciada no mercado de banda larga;

 TMB (1987) usa modelos DCM além de sua aplicação típica (caracterização do acesso), para estudar a escolha de planos de serviço com base nos hábitos de consumo ("portifólios")<sup>41</sup> de uma amostra de domicílios.

Se estiverem disponíveis dados detalhados acerca dos hábitos de consumo de serviços e aplicações via internet para uma amostra representativa de domicílios ou indivíduos, seria possível aplicar o método desenvolvido por TMB (1987) para explicar a escolha do tipo e principalmente do plano de serviço de banda larga (definido pela velocidade, portabilidade, limite de download e eventualmente consumo casado com outros serviços).

Taylor e Kridel (1990) aplicaram um modelo *probit* para estimar parâmetros da demanda residencial por acesso à telefonia. Mencionamos esse estudo em razão da preocupação demonstrada em definir com maior precisão os conjuntos de escolha com que se defrontam os indivíduos da amostra. Estudos anteriores trabalharam com dados do censo populacional, que, por razões de sigilo estatístico, revela informações sobre a localidade do domicílio para áreas de no mínimo 100.000 pessoas. Assim, era muito impreciso o emparelhamento entre os preços ofertados e os

móvel), o que inviabiliza a continuidade de uso do serviço no restante do mês, mantendo o preço final praticamente inalterado.

41

<sup>&</sup>lt;sup>41</sup> A partir de uma amostra de portifólios aleatoriamente escolhida segundo uma distribuição de probabilidade que se assemelha à distribuição de portfólios efetivamente observada em uma amostra grande de domicílios, TMB estima parâmetros que explicam a escolha do plano de serviço (*flat* ou *measured*) e que permitem apurar a elasticidade cruzada entre produtos supostamente substitutos.

domicílios na amostra, ou seja, as alternativas do conjunto de escolha tornavam-se irreais, o que distorcia as estimativas de elasticidade<sup>42</sup>.

Taylor e Kridel (1990) usaram uma base fornecida pela *Southwestern Bell* na qual a unidade de observação é o setor censitário<sup>43</sup>, que contém poucas centenas de domicílios, agregação bem menor do que a utilizada anteriormente. Na seção 4 deste trabalho discutiremos como proceder para obter informações geográficas menos agregadas, de forma que a constituição do conjunto de escolha seja mais precisa em relação aos principais atributos dos serviços, notadamente os preços de cada alternativa.

Em outro estudo, em parceria com Paul Rappoport, esses autores aplicaram modelos DCM para caracterizar a demanda por acesso à internet. Com base em uma amostra obtida no início do ano 2000, quando os serviços fixos de banda larga estavam apenas começando, Kridel, Rappoport e Taylor (2002) usaram um *Nested Logit* para estimar as elasticidades-preço diretas e cruzadas das tecnologias líderes de mercado: xDSL e *Cable Modem*.

Novamente merece destaque a preocupação com a constituição do conjunto de escolha de cada domicílio. Os autores foram capazes de definir três áreas de oferta. Em uma delas não havia oferta de banda larga, de forma que os domicílios tinham apenas o acesso discado como alternativa de conexão à internet. Na área 2, os domicílios dispunham de acesso discado e apenas uma opção de banda larga (xDSL ou *cable*). Na área 3, todas as opções estavam disponíveis. Essa diferenciação é fundamental para legitimar as estimativas das elasticidades-preço.

Como variáveis explicativas, Kridel *et al* (2002) utilizaram o tamanho do domicílio, o nível de renda, a escolaridade do responsável, bem como sua idade e sexo. Complementaram o modelo com os preços médios dos serviços de acesso disponíveis em cada área e concluíram, à época, que os usuários ainda eram muito sensíveis a

.

<sup>&</sup>lt;sup>42</sup> Esse problema persiste na estimação de demanda baseada na TIC Domicílios, e não há base de dados mais acurada nesse sentido.

<sup>&</sup>lt;sup>43</sup> Um c*ensus tract* na base de dados americana, à época, continha tipicamente 600 domicílios.

variações nos preços da banda larga<sup>44</sup>. Hoje, é razoável esperar que a sensibilidade a preço tenha se reduzido (em valor absoluto), tendo em vista a enorme utilidade dos serviços de internet e a baixa substitutibilidade do acesso discado.

Cardona, Schwarz, Yurtoglu e Zulehner (2009) debruçaram-se sobre uma aplicação muito relevante. Usaram modelos *Nested Logit* para obter estimativas das elasticidades-preço de serviços fixos e móveis de banda larga no varejo, associaramnas a dados de custo fornecidos pelas operadoras para calcular as elasticidades-preço no atacado e usaram o teste do monopolista hipotético para simular a necessidade de incluir ou não os serviços de *Cable Modem* no mercado relevante de banda larga (xDSL) no varejo<sup>45</sup>.

Nesse caso, modelos DCM auxiliaram no cumprimento da política regulatória europeia, que determina a revisão periódica de mercados relevantes de telecomunicações potencialmente sujeitos a medidas preventivas contra o abuso de posição dominante.

O cenário no setor de telecomunicações na Áustria era, em 2007, muito semelhante àquele vivido agora no Brasil. As tecnologias xDSL e Cable dominavam o mercado de serviços fixos residenciais e a tecnologia 3G havia sido implantada três anos antes<sup>46</sup>, de forma que a base de usuários móveis já permitia que se avaliasse o grau de complementaridade entre banda larga fixa e móvel. No final de 2006, na Áustria, 52% dos domicílios tinham uma conexão à internet, sendo 19% ainda via acesso discado. A penetração total de banda larga (residencial e empresarial) era de

<sup>44</sup> Quando confrontado apenas com a alternativa discada, estimou-se que, em média, o domicílio apresentava elasticidade-preço direta igual a – 1,364 para a tecnologia xDSL (que, aliás, era ofertada pela mesma empresa que vendia o acesso discado) e -0,895 para a tecnologia de *cable modem* (ofertada pela firma concorrente da companhia telefônica).

46

<sup>&</sup>lt;sup>45</sup> A não imposição de obrigações no atacado aos fornecedores de tecnologia *cable modem* é justificada pela possibilidade de as tecnologias concorrerem no varejo e, assim, controlarem abusos de posição dominante no atacado.

<sup>&</sup>lt;sup>46</sup> No Brasil, a versão UMTS do 3G foi implantada em 2010 e a HSDPA, em 2012. Na Áustria, o UMTS estava disponível desde 2003 e o HSDPA, a partir de 2006.

39%. Enfim, números muito próximos aos reportados para o Brasil pelo CGI.br, em 2012.

Para tornar ambos os cenários ainda mais semelhantes, acaba de ser aprovado no Brasil o Plano Geral de Metas de Competição (PGMC), cuja implantação irá requerer que a Anatel demonstre a composição dos mercados relevantes e estabeleça, se necessário, no atacado, medidas compensatórias contra abusos de posição dominante. Um dos métodos para se cumprir esse processo foi sugerido no estudo de Cardona *et al* (2009).

Os dados usados no estudo austríaco foram levantados em uma pesquisa primária comissionada pelo órgão regulador daquele país (RTR), quando 4.029 domicílios foram entrevistados sobre o tipo e as características da conexão à internet usada, bem como as despesas mensais associadas. Dados demográficos como idade, educação e tamanho do domicílio também foram obtidos, assim como é feito na TIC Domicílios. Após a eliminação de registros com valores implausíveis ou faltantes, restaram pouco mais de 3.000 observações na amostra, que foram divididas em duas subamostras, de acordo com a disponibilidade das tecnologias. Em uma subamostra, domicílios que dispunham apenas de xDSL e acesso discado; na outra, todas as tecnologias (xDSL, cable, 3G e discado) estavam disponíveis para consumo. Para compensar o desbalanceamento no tipo de tecnologia em cada amostra (havia muitos domicílios com xDSL e muito poucos com *cable* e banda estreita), foram usados pesos extraídos da distribuição dos tipos de tecnologia, obtida de uma pesquisa realizada pelo órgão central de estatística daquele país.

A diferença de escopo entre a análise empírica contida nesta pesquisa e o estudo austríaco decorre da qualidade dos dados referentes ao tipo de tecnologia usada no domicílio<sup>47</sup>. O ruído presente na base do CGI.br em relação a essa informação nos obriga a agregar as tecnologias em classes, conforme discutido na seção 2: fixas cabeadas (xDSL e *Cable*), fixas sem fio (rádio e satélite), móveis (3G) e discado. Assim, não é possível estimar o nível de substituição entre as tecnologias, que dependeria

 $<sup>^{</sup>m 47}$  Não se tem informação acerca da qualidade dos dados sobre preço na pesquisa austríaca.

também da disponibilidade de dados de custos, tratados como confidenciais pela Anatel. Contudo, um primeiro passo nessa direção está sendo proposto neste trabalho.

Para concluir essa breve revisão da literatura que exemplifica a aplicação de modelos DCM para subsidiar ou avaliar decisões regulatórias no setor de Comunicações, vale destacar o estudo de Goolsbee e Petrin (2004), pois faz uso de um modelo capaz de acomodar heterogeneidades individuais (probit multinomial) para estimar o impacto da entrada da tecnologia de satélite (*Direct Broadcast Satellite* ou DBS) como competidora dos serviços de TV a Cabo no mercado americano de TV por assinatura.

Destacam-se no referido trabalho a qualidade dos dados, levantados com a finalidade de viabilizar um modelo econométrico mais robusto, e a aplicação de um modelo DCM flexível ao tratamento de variáveis não observadas. Conforme mencionamos na seção introdutória, as preferências dos consumidores variam aleatoriamente, de forma que não acomodar essa heterogeneidade costuma significar inexatidão na previsão da demanda.

#### 3.3 Tratamento da Heterogeneidade Individual e da Endogeneidade

Nevo (2010) classifica em dois tipos os sistemas de demanda usados atualmente na disciplina de Organização Industrial: os que operam no **espaço de produtos** e os que o fazem no **de características**. Em telecomunicações, a enorme variedade de planos oferecida torna a estimação no espaço de produtos bem complexa<sup>48</sup>, razão pela qual a abordagem DCM, que opera com os atributos dos serviços, torna-se mais apropriada.

Os modelos de escolha discreta resolvem o problema da dimensionalidade ao projetar os produtos no espaço das características. Eles descrevem os produtos com base em um vetor de atributos. Nesse sentido, a ideia básica do método de estimação é semelhante nos dois tipos de sistemas de demanda:

<sup>&</sup>lt;sup>48</sup> Além da infinidade de planos de serviços oferecidos no mercado, as bases de dados disponíveis não oferecem informações que permitam identificar o plano efetivamente escolhido pelos domicílios, de forma que se torna impraticável operar no espaço de produtos.

agrupar produtos que pareçam ser melhores substitutos uns dos outros. Mas ao invés de separá-los diretamente em segmentos, como faz o método no espaço de produtos<sup>49</sup>, um DCM usa atributos observáveis para derivar a substitutibilidade relativa. Como a dimensão do espaço de características é normalmente pequena, o sistema torna-se estimável.

Uma questão central é o tratamento de atributos não observáveis, que muitas vezes explicam mais as escolhas do que as variáveis observadas. Genericamente, escreve-se a utilidade indireta do indivíduo i em consumir o produto j no mercado t,  $U(x_{jt}, \zeta_{jt}, I_i - p_{jt}, \tau_i)$ , como uma função de características observáveis e não observáveis (respectivamente,  $x_{jt}$  e  $\zeta_{jt}$ ), da diferença entre a renda e o preço do produto, de características individuais  $(\tau_i)$  e de parâmetros desconhecidos  $(\Theta)$ . Comumente assume-se um modelo linear para  $U(.)^{50}$ :

(4) 
$$U_{iit} = \alpha_i (I_i - p_{it}) + x_{it} \beta_i + \zeta_{it} + \epsilon_{iit}$$

Além da especificação da distribuição de  $\epsilon_{it}$ , um DCM se diferencia pela forma como é tratado o vetor de atributos não observáveis do produto,  $\zeta_{jt}$ . Ele captura, por exemplo, o valor da marca, a qualidade do atendimento pós-venda (quando não medida), o esforço de propaganda e até choques sistemáticos de demanda<sup>51</sup>.

<sup>&</sup>lt;sup>49</sup> Após separar os produtos em segmentos hierárquicos, o método estabelece restrições (por meio de agregação, condições de simetria e separabilidade da função utilidade dos diversos produtos) para resolver a dimensionalidade.

A utilidade indireta definida em (4) resulta, na verdade, da solução de um problema de otimização em que a utilidade subjacente é quase linear, do tipo  $U = f(Q_t) + Q_0$ , com f' > 0 > f'' e  $f(Q_t) = x_{jt}$ .  $\beta_i + \zeta_{jt} + \epsilon_{ijt}$ . A linearidade no preço, portanto, resulta da assunção de quase-linearidade nas preferências. Apenas sob tal premissa, o termo  $I_i$  (renda) pode ser eliminado sem perda de generalidade, pois o deslocamento que provoca nas utilidades associadas a cada alternativa não altera a escolha do consumidor. Em termos mais gerais, contudo, o termo teria que permanecer na equação. Outra premissa implícita em (4) é que a utilidade subjacente é fracamente separável em  $(I_i - p_{jt})$  e  $f(Q_t)$ , ou seja, as interações entre o termo de preço e os demais atributos do produto são limitadas. A principal consequência dessa premissa é que não se permitem diferentes coeficientes de preço para cada alternativa.

 $<sup>^{51}</sup>$  Não pode ser confundido com o termo estocástico da utilidade,  $\epsilon_{ijt}$ , que pretende explicar, na ótica "míope" do pesquisador, por que consumidores confrontados com o mesmo conjunto de alternativas fazem escolhas diferentes.

No modelo *Standard Logit* (SL), considera-se  $\alpha_i = \alpha$ ,  $\beta_i = \beta$  e  $\zeta_{jt} = \mathbf{0}$ , ou seja, estimam-se os parâmetros como se as respostas aos atributos dos produtos (inclusive o preço) fossem iguais para todos os indivíduos da população e a única fonte de variação em relação a esse comportamento médio fosse um vetor estocástico independente e "convenientemente" distribuído para facilitar o cálculo. Nessa perspectiva, ficam evidentes as limitações do modelo SL.

Para compreender os benefícios de modelos mais flexíveis, deixemos que os parâmetros em (4) variem aleatoriamente em função de aspectos demográficos do decisor e de atributos (observáveis ou não) dos produtos:

(5) 
$$\alpha_{i} = \alpha + (\sum \Pi_{1r} D_{ir}) + \sigma_{1} \vartheta_{i1}$$

(6) 
$$\beta_{ik} = \beta_k + (\sum_{(k+1)r} D_{ir}) + \sigma_{(k+1)} \vartheta_{i(k+1), para} k = 1,...,K;$$

onde  $D_i$  é um vetor (dx1) de variáveis demográficas,  $\vartheta_i$  um vetor de atributos individuais não observáveis, sendo  $\sigma$  e  $\Pi$  os parâmetros dessa especificação.

Ao combinar as equações (4) a (6), chegamos à seguinte expressão para a utilidade auferida pelo indivíduo i ao consumir o produto j no mercado t:

(7) 
$$U_{iit} = \delta_{it}(x_t, p_t, \zeta_t; \alpha, \beta) + \mu_{iit}(x_t, p_t, D_i; \Pi, \sigma) + \epsilon_{iit}$$

A equação (7) denota que o comportamento de escolha do consumidor pode ser escrito como a variação em torno de uma média populacional  $\delta_{jt}$ , o que já evidencia sua flexibilidade em relação aos modelos SL. As fontes dessa variabilidade são o termo estocástico  $\epsilon_{ijt}$  e um termo  $\mu_{ijt}$  que captura a **interação** entre características demográficas do decisor e atributos das alternativas que compõem o conjunto de escolha desse decisor.

A probabilidade de um consumidor do tipo  $(D_i, \vartheta_i)$  escolher a alternativa j e o *market share* dessa alternativa no mercado t são dados, respectivamente, por:

(8) 
$$P_{ijt} = \int_{\epsilon} I[U_{ijt} \ge U_{ikt} \forall k] dF(\epsilon)$$

(9) 
$$s_{jt} = \int [P_{ijt}] dF(D) dF(\vartheta)$$

sendo a integral em (9) computada assumindo-se uma distribuição para os atributos individuais não observados  $\vartheta$ .

Os modelos SL resultam de três premissas: (i)  $\Pi$ =0 e  $\sigma$ =0; (ii)  $\epsilon_{ijt}$  são independentes; e (iii)  $\epsilon_{ijt}$  são igualmente distribuídos como *Extreme Value* Tipo 1. Um problema dessa especificação é seu impacto nos padrões de substituição e, portanto, sua capacidade de prever realisticamente o *market share* (demanda) de cada alternativa. A melhor maneira de analisar esse problema é por meio das expressões analíticas para as elasticidades-preço:

(10) 
$$\eta_{jkt} = \frac{\partial s}{\partial p} \frac{p}{s} = -\alpha.p_{jt}.(1 - s_{jt})$$
, se j = k (direta)

(11) 
$$\eta_{jkt} = \frac{\partial s}{\partial p} \frac{p}{s} = -\alpha.p_{kt}.s_{kt}$$
, se j  $\neq$  k (cruzada)

Há duas limitações com essas expressões para as elasticidades. Em primeiro lugar, se os *market shares* são pequenos, o termo  $\alpha(1 - s_{jt})$  é praticamente constante e as elasticidades diretas acabam proporcionais ao preço, predizendo rigidamente *market shares* maiores para alternativas de menor preço. Pode até ocorrer de tal previsão ser adequada para determinado mercado, mas não é esse o ponto. O problema é que essa previsão deriva da forma funcional. As elasticidades-preço diretas são determinadas pela forma funcional.

Um segundo problema diz respeito às elasticidades-preço cruzadas e é conhecido como propriedade IIA do modelo SL. Como a única fonte de heterogeneidade individual é um erro estocástico i.i.d., o que ocorre em resposta a um aumento no preço de k é que os consumidores dessa alternativa valoram igualmente as demais, escolhendo-as proporcionalmente aos seus respectivos market shares. Assim, a alteração percentual de  $S_{it}$  é constante,  $\forall j \neq k$ .

Espera-se, contudo, que a variação na participação de mercado de uma alternativa seja tanto maior quanto mais semelhantes forem suas características em relação às da alternativa cujo preço aumentou. Para tal, é preciso haver correlação entre as utilidades associadas a produtos semelhantes. E para emular esse comportamento, o modelo precisa comportar variabilidade em torno da utilidade média. Como bem resume Nevo (2010), isso pode ser feito de duas maneiras:

- a) Gerando correlação em  $\epsilon_{ijt}$  entre as alternativas (na dimensão j), ou seja, relaxando a premissa (ii) associada ao modelo SL;
- b) Permitindo que haja heterogeneidade de gostos (na dimensão i), ou seja, relaxando a premissa (i) do modelo SL<sup>52</sup>.

Os modelos *Mixed Logit* oferecem toda a flexibilidade desejada para as elasticidades-preço diretas e cruzadas, ao custo de maior complexidade para computar (8) e (9). A classe de modelos Mixed, de forma geral, acomoda heterogeneidades individuais na forma da opção "b" anterior.

Os modelos *Nested Logit*, por sua vez, amenizam o problema das elasticidades cruzadas, mas não tratam a questão afeta às elasticidades diretas. Um modelo *Nested Logit* é obtido das equações (4) a (6) ao se gerar correlação entre as parcelas estocásticas das utilidades associadas a alternativas <u>consideradas semelhantes pelo pesquisador</u> (opção "a" anterior).

Agrupam-se as alternativas em cestas (ou *nests*) g = 1,...,G mutuamente exclusivas<sup>53</sup> e assume-se que  $\epsilon_{ijt} = \lambda.\epsilon_{ig(j)t} + \xi_{ijt}$ . O parâmetro  $\lambda$  mede a importância relativa entre os termos que compõem a parcela estocástica da utilidade, sendo  $\xi_{ijt}$  um choque i.i.d. EV<sup>54</sup>. Mesmo mantendo  $\Pi$ =0 e  $\sigma$ =0 (ou seja, tomando-se apenas as

<sup>53</sup> Embora haja especificações NL que permitem flexibilizar a premissa de que cada alternativa pertence apenas a um Nest, conforme descreve Train (2009), pp. 89 a 91 (seção "*Overlapping Nests*").

<sup>&</sup>lt;sup>52</sup> A premissa (iii) do modelo SL não afeta o padrão de substituição (forma das elasticidades).

Note-se que, se  $\lambda$  = 0, retorna-se ao modelo SL, ou seja, quanto menor o valor de  $\lambda$ , maior é a independência entre alternativas. Registre-se que a definição desse parâmetro muda entre autores e sua implementação em pacotes estatísticos precisa ser compreendida para que a interpretação correta possa ser feita. Train (2009), por exemplo, o define inversamente.

respostas médias dos indivíduos aos atributos dos produtos), se  $\lambda \neq 0$ , então utilidades associadas a alternativas pertencentes a uma mesma cesta de produtos passam a ser correlacionadas.

Essa alocação de produtos em cestas, dentro de uma estrutura hierárquica em que cada nível tem opções explicadas por atributos arbitrariamente escolhidos pelo pesquisador motiva uma das principais críticas aos modelos *Nested Logit*. Afinal, pressupor correlações entre alternativas, quando não existem de fato, produzirá, inevitavelmente, previsões irrealistas de demanda  $^{55}$ . Outra limitação do *Nested Logit* é não considerar o efeito dos atributos não observáveis  $\zeta_{it}$ .

Conforme relatado anteriormente, não se conhecem os planos de serviço contratados pelos domicílios da amostra, de forma que um dos atributos que caracterizam os serviços de acesso à internet (franquia de *download*) e que pode influenciar a escolha do domicílio não é observado pelo pesquisador. Como o custo mensal declarado pelo domicílio provavelmente incorpora tanto o preço da franquia como o valor pago pelo tráfego adicional à franquia (além de outros atributos não observados que eventualmente influenciam a demanda de cada alternativa do conjunto de escolha), pode haver correlação significativa entre o preço e o termo de erro (parcela estocástica da utilidade).

Nevo (2001) registra que, na maioria dos estudos que utilizam microdados, essa correlação entre regressores e o termo de erro é ignorada<sup>56</sup>. Contudo, segundo esse autor, ela pode estar presente por duas razões. A primeira é

Não obstante, parece-nos razoável admitir que alternativas de acesso à internet em banda larga sejam segregadas do acesso discado, e que, entre elas, haja uma separação em *nests* entre serviços fixos e móveis. De fato, há diversas maneiras de se definir a estrutura hierárquica de um modelo *Nested Logit* para essa aplicação de banda larga.

<sup>&</sup>lt;sup>56</sup> Em 2001, quando Nevo escreveu o mais utilizado guia do método BLP, então pouco difundido, apenas um artigo mereceu citação pelo autor por ter se preocupado em controlar a endogeneidade nos preços: o trabalho de Villas-Boas e Winner (1999). Importantes referências bibliográficas de uso de DCM em serviços de telecomunicações, como Rappoport, Kridel e Taylor (2002) e Cardona et al (2007), que são posteriores ao referido trabalho de Nevo, continuaram a desprezar os efeitos adversos da endogeneidade nas estimativas das elasticidades-preço (baseadas em microdados). Em artigo mais recente, Nevo (2010) reafirma que "...a common claim that with consumer level data endogeneity is not a concern, is in general not correct".

que, mesmo que consumidores tomem preços ou outros atributos como dados, suas escolhas ótimas, feitas a partir de um menu de ofertas, podem implicar endogeneidade "econométrica". A segunda razão é que, a menos que haja controles suficientes, atributos não observados podem viesar as estimativas, exatamente o que parece estar acontecendo quando utilizamos a base da TIC Domicílios.

Uma das premissas de identificação mais usadas para lidar com a potencial endogeneidade entre regressores e o termo de erro é assumir que a localização dos produtos no espaço de características é exógena. Traduzindo essa premissa para o problema das operadoras de telecomunicações, significa dizer que a escolha da velocidade, da franquia de download e da estrutura de preços dos planos de serviço de banda larga é feita sem conhecimento prévio do valor atribuído pelo consumidor às características não observadas (pela firma) que influenciam a escolha.

A dinâmica do setor torna essa premissa não absurda para alguns atributos usados como regressores, como velocidade e portabilidade. É preciso considerar, nessa análise, que as firmas operam em um ambiente altamente competitivo, procurando preservar posições alcançadas e assegurar um nível mínimo de rentabilidade, que já convergiu para valores abaixo da média internacional. A capacidade de investimento das firmas - e, portanto, sua possibilidade de diferenciação nos produtos - está, no contexto atual, restrita ao necessário para acompanhar as sucessivas ondas de renovação tecnológica geradas pelos fabricantes de equipamentos e exigidas pelos órgãos reguladores.

Como a tecnologia é definida por terceiros - especialmente no Brasil, que apenas adota, com defasagem de alguns anos, as tecnologias disponíveis no mercado internacional -, velocidade e portabilidade nas soluções de acesso à internet são atributos fixados exogenamente. Não há muito espaço, nesses atributos, para diferenciações que levem em consideração as preferências do consumidor.

Com relação ao preço, contudo, aquela premissa não se aplica adequadamente. É verdade que, desde o início da oferta de acesso à internet em banda larga (no final da década de 1990), e com mais ênfase nos últimos cinco anos, em função do aumento na concorrência, o preço dos serviços apresentou

comportamento monotonicamente decrescente, sem que houvesse empresa capaz de se diferenciar a ponto de alterar essa trajetória, mesmo quando a oferta era casada com outros serviços<sup>57</sup>.

Embora o cliente de um serviço de acesso à internet não troque de operadora como decide trocar a marca de seu sabão em pó (pois o custo de troca é alto e o benefício, duvidoso), as empresas têm margem reduzida para diferenciar preços, dadas as condições do ambiente em que operam. Nesse sentido, alguém poderia argumentar que, ao estabelecerem seus preços, as operadoras não têm muito espaço para levar em consideração fatores comportamentais do consumidor<sup>58</sup>.

No mercado de banda larga, contudo, há importantes determinantes do preço que não são observados. A operadora selecionada para a telefonia móvel, que normalmente atende individualmente a vários moradores do domicílio, tem enorme correlação com a que oferece o acesso à internet no domicílio, especialmente se a escolha é por um serviço móvel de banda larga. E o preço ofertado ao comprador de banda larga depende de este ser ou não cliente de telefonia da operadora. Além da franquia (não observada na TIC Domicílios), altera o preço o fato de o plano de banda larga ser pré ou pós-pago, o que também não é observado. Para franquias maiores, os planos pós-pagos oferecem o *minimodem* sem custo para o cliente, ao passo que esse equipamento pode custar mais de R\$ 50,00 em planos pré-pagos.

As operadoras investem bastante em publicidade e lançam constantemente promoções e descontos para evitar ou em resposta a perdas de *market share*, fatores também não observados que guardam direta correlação com o

<sup>57</sup> A Net, por exemplo, conseguiu capturar mercado com sua oferta *triple play* de TV por assinatura, telefone e acesso à internet, mas o preço individual do acesso em banda larga não se diferenciava do valor cobrado pelas concessionárias.

F0

No Brasil, há que se considerar também a elevada carga tributária, que reduz ainda mais a margem das empresas para alterarem preços em resposta à demanda. Os tributos representam, hoje, mais de 40% do valor retido pelas operadoras. Além disso, a variabilidade de preços que se observa no varejo é pequena, sendo mais significativa na região Norte em função da baixíssima capacidade de transmissão instalada (severa restrição na oferta), e não em resposta a um comportamento específico daquele consumidor. Não se trata, portanto, de uma diferenciação clássica de preços.

preço praticado a cada período. A TIC Domicílios não oferece os dados em painel, de forma que não é possível capturar respostas individuais a essas variações de preço.

Nesse cenário, presumir que a localização dos serviços de banda larga no espaço de características é inteiramente exógena não resolve a endogeneidade nos preços, sendo indispensável o uso de variáveis instrumentais. Admitimos, contudo, que velocidade e portabilidade são variáveis exógenas e, assim, candidatas a integrar o vetor de instrumentos.

Para modelos de escolha discreta, que são não lineares, o uso de variáveis instrumentais não segue o método já consagrado para modelos lineares. Outros métodos têm sido desenvolvidos para estimar um DCM na presença de regressores endógenos. O mais conhecido, aplicado e estudado atualmente é o método BLP, acrônimo para as iniciais dos pesquisadores que o desenvolveram há quase vinte anos: Steven Berry, James Levinsohn e Ariel Pakes.

Embora enfrente severas complicações durante a simulação computacional, que vêm sendo reportadas em trabalhos mais recentes  $^{59}$ , o método é simples de entender. Considerando novamente (4) e simplificando o termo ( $I_i$  -  $p_{jt}$ ) para  $p_{jt}$  temos que

(12) 
$$U_{ijt} = -\alpha_{i.}p_{jt} + x_{jt}.\beta_i + \zeta_{jt} + \epsilon_{ijt} = V(p_{jt}, x_{jt}, s_{ij}, \beta_i) + \zeta_{jt} + \epsilon_{ijt}$$

onde  $s_i$  é um vetor de características demográficas do consumidor e V(.) denota a possibilidade de a relação entre a demografia e os atributos dos produtos não ser linear. Assume-se, contudo, que o impacto dos não observáveis sobre a utilidade é igual para todos os indivíduos, ou seja,  $\zeta_{jt}$  é uma média dos efeitos dos atributos não observados do produto j no mercado t.

A abordagem BLP resume-se a mover  $\zeta_{jt}$  para a porção observada da utilidade. Com tal finalidade, separa-se V(.) em duas parcelas:  $V_a$  é a porção de V(.) que

-

<sup>&</sup>lt;sup>59</sup> Dube, Fox e Su (2009), Romeo (2010) e Knittel e Metaxoglou (2008) são exemplos de pesquisas que descreveram a natureza das dificuldades computacionais (múltiplos pontos ótimos, por exemplo) e procuraram alternativas para superá-las.

varia apenas entre produtos e mercados, mas não entre consumidores, podendo ser compreendida como a utilidade média proporcionada por cada produto, em um dado mercado; e  $V_{\nu}$  é a variação em torno dessa média, que pode ser explicada por idiossincrasias individuais. Reescreve-se (12) então como

(13) 
$$U_{ijt} = \delta_{jt} + V_{v}(p_{jt}, x_{jt}, s_{ij}, \beta_{i}) + \varepsilon_{ijt}$$

onde  $\delta_{jt}$  = [  $V_a(p_{jt}, x_{jt}; \beta_a) + \zeta_{jt}$ ] não varia entre indivíduos.

Um DCM baseado nessa especificação de utilidade não mais apresenta endogeneidade de preços derivada de fatores não observados dos produtos. O método BLP controla a endogeneidade com a introdução de uma constante para cada combinação de produto e mercado, que subsume  $\zeta_{jt}$  e permite estimar (8) consistentemente. Se assume-se que  $\epsilon_{ijt}$  tem distribuição Gumbel (EV Tipo I), a probabilidade de escolha é um *Mixed Logit*:

(14) 
$$P_{ijt} = \int \frac{e^{\delta it + Vv(p,x,s,\beta i)}}{\sum j(e^{\delta jt + Vv(p,x,s,\beta i)})} f(\beta_i/\Theta) d\beta_i$$

cuja estimação pode ser feita por máxima verossimilhança simulada ou por meio de equações de momento amostrais definidas segundo alguma estrutura teórica. O desafio computacional é estimar (14) corretamente, dadas algumas características não desejáveis da função-objetivo que se formará. BLP (1995) propõe um método, conhecido como contração<sup>60</sup>, que, a cada iteração no processo de otimização da função de máxima verossimilhança (*outer loop*), faz com que o valor de *market share* estimado seja igual ao observado (*inner loop*):

(15) 
$$\delta_{it}^{k+1} = \delta_{im}^{k} + \ln[S_{it}/S_{it}(\delta^{k})]$$
, sendo:

<sup>&</sup>lt;sup>60</sup> Berry (1994) demonstrou que, para qualquer valor de Θ em (14), existe um único conjunto de constantes produto-mercado no qual a participação de mercado estimada se iguala à observada.

 ${\delta_{jm}}^k$  o valor estimado desse parâmetro na k-ésima iteração e  $S_{jt}(\delta^k)$  o valor estimado de *market share* nessa mesma iteração.

A contração é necessária, para substituir métodos de simulação baseados no gradiente da função-objetivo, se a quantidade de produtos e de mercados reintroduz o problema da dimensionalidade. Em uma situação com 5 produtos e 5 mercados, por exemplo, teríamos uma matriz 25x25 para inverter a cada iteração, problema que se complica exponencialmente à medida que cresce o número de constantes na equação da utilidade.

Estimados os parâmetros da distribuição dos coeficientes tratados como aleatórios ( $\Theta$ ) e as constantes  $\delta_{jt}$ , retorna-se à definição de  $\delta_{jt}$  para se estimar, pelo método de variáveis instrumentais aplicado a modelos lineares, o último conjunto de coeficientes ( $\beta_a$ ):

(16) 
$$\zeta_{it} = \delta_{it} - \beta_a' \cdot V_a(p_{it}, x_{it})$$

Nesse segundo estágio do BLP serão necessários instrumentos  $z_{jt}$  para o vetor de preços, supondo que  $E[\zeta_{jt}/z_{jt}]=0$ . Os instrumentos recomendados pela literatura analisada procuram explicar variações de custo associadas a cada produto. Tipicamente, contudo, não se dispõe de informações de custo, ou, quando existem, não apresentam variações vinculadas às diferentes alternativas do conjunto de escolha. Dispõe-se nesta pesquisa, por exemplo, da capacidade total instalada (em Mbps) em cada município, que serviria como uma *proxy* para os custos de produção nas regiões metropolitanas contempladas na TIC Domicílios. O problema com esse potencial instrumento é que não ele não introduz variação entre as alternativas do conjunto de escolha (caracterizadas, essencialmente, por diferentes velocidades de acesso e pela portabilidade).

Na busca por instrumentos, é preciso ter em mente que a identificação dos parâmetros de um DCM vem da observação de como as escolhas mudam à

medida que variam os atributos (inclusive o preço) dos serviços e a composição do conjunto de escolha no tempo<sup>61</sup>.

Nos microdados da TIC Domicílios, há variação inclusive nos preços pagos por cada indivíduo, informação que os métodos de controle de endogeneidade desenvolvidos na literatura não aproveitam. As referências bibliográficas para modelos de escolha discreta trabalham com médias ou preços de lista de cada produto em cada mercado, de forma que essa fonte de variação é ignorada ou mencionada apenas para explicar a endogeneidade e justificar a aplicação de algum tratamento.

A incerteza em relação aos conjuntos de escolha com que se deparam os domicílios amostrados na TIC Domicílios (conforme discussão feita na seção 2) elimina outra importante fonte de identificação, restando as diferenças na demografia e nos valores dos atributos dos serviços entre os mercados.

Na busca por bons instrumentos, que serão imprescindíveis, independentemente de se trabalhar com dados individuais ou agregados, vale percorrer a literatura e analisar se as variáveis propostas se aplicam ao problema de estimação da demanda por banda larga.

Hausman (1997), Nevo (2001) e Goolsbee e Petrin (2004) usam medidas indiretas de variações nos custos: os preços dos produtos da mesma firma em diferentes mercados geográficos. A premissa fundamental é que, controlando-se alguns efeitos comuns (por meio de *dummies* para cada produto e de variáveis demográficas, por exemplo), fatores não observados que influenciam a demanda tornam-se independentes entre os mercados. Os preços são correlacionados devido a choques comuns nos custos de produção.

A premissa de independência entre mercados é violada, por exemplo, se campanhas promocionais, não observadas, são correlacionadas entre mercados. Infelizmente, essa parece ser uma realidade em mercados de serviços de

<sup>&</sup>lt;sup>61</sup> Por exemplo, suponha-se que, no instante inicial, observa-se a escolha do indivíduo i entre cinco produtos disponíveis. No momento seguinte, observa-se novamente a escolha desse indivíduo, mas em um conjunto de escolha em que a alternativa escolhida antes não está mais disponível.

telecomunicações: grandes operadoras, que cobrem todo o País, coordenam campanhas publicitárias nacionalmente, embora anunciem preços diferentes de acordo com a situação de cada mercado geográfico. Assim, há que ser ter cautela na aplicação dos instrumentos propostos originalmente por Hausman nesta pesquisa.

BLP (1995) sugere instrumentos baseados na lógica de precificação. Uma firma precifica cada um de seus produtos levando em conta a substituição no seu portifólio e, principalmente, por produtos de outras firmas. Se pretende elevar o preço de parte de seus serviços, uma operadora definirá um rearranjo que busque maximizar a substituição dentro seu próprio portifólio.

A ideia é que o *markup* de cada produto depende do grau de competição por ele enfrentado. Se, em dado mercado geográfico, a competição ocorre apenas nas baixas velocidades, a operadora mantém um serviço de entrada com preço bem competitivo e eleva mais do que proporcionalmente os preços dos serviços com maiores velocidades. Isso ocorre, por exemplo, no interior do País, onde as grandes operadoras enfrentam a competição apenas de pequenos provedores, que adotam tecnologias incapazes de atingir taxas mais elevadas. O oposto ocorre, por exemplo, nas regiões metropolitanas em que a GVT opera. Além de não oferecer produtos abaixo de 5 Mbps, a GVT posiciona o preço abaixo do praticado pelas concessionárias em outras áreas, forçando uma reação.

Com base nesse raciocínio, BLP (1995) propõe dois instrumentos: (i) a média dos atributos (exceto o preço) dos outros produtos da mesma firma naquele mercado, e (ii) a média desses mesmos atributos para produtos de outras firmas. A depender da variabilidade nos atributos observáveis, a precisão das estimativas pode ser prejudicada pela elevada colinearidade entre os instrumentos gerados e os regressores que lhe serviram de base<sup>62</sup>.

Train e Winston (2007) aprimoram essa ideia e constroem variáveis que refletem a extensão com que cada produto se difere dos demais. Eles tomam o vetor

6

<sup>&</sup>lt;sup>62</sup> Avaliar se os instrumentos são fracos (*weak instruments*) é uma questão ainda em desenvolvimento na literatura de OI, mas importante pelas implicações sobre a precisão das estimativas e a performance numérica dos algoritmos de estimação. Vale destacar os trabalhos de Chesher et al (2011) e Kasy (2012).

 $x_{jt}$  de atributos de cada produto, em cada mercado, e calculam a soma dos quadrados das diferenças desse vetor para todos os demais. O grau de competição, fonte de variação dos preços de cada produto, é medido pela distância no espaço de características. Novamente, **esses instrumentos são válidos sob a premissa de que os atributos que compõem x\_{jt} são <b>exógenos**, ou seja, foram estabelecidos antes da revelação de  $\zeta_{jt}$ , de forma que  $E[\zeta_{jt}/x_{jt}]=0^{63}$ . Essa abordagem melhora a variabilidade do instrumento, mantendo-a correlacionada à referida lógica de formação do preço.

Recentes trabalhos<sup>64</sup> se dedicaram a demonstrar que, em teoria, a identificação no método BLP é sólida, e que os problemas seriam empíricos. Romeo (2010) mergulha na relação entre a escolha de instrumentos e a estrutura do modelo, estudando as propriedades da função-objetivo, e conclui que, em determinadas classes de problemas, a identificação empírica do método BLP pode ser melhorada pela inclusão das médias demográficas no conjunto de instrumentos.

As classes de problemas nas quais as médias demográficas tendem a ser importantes como instrumentos são as que as firmas variam preços, sempre que podem, em resposta a diferenças na própria demografia. A demanda por bens alimentícios vendidos em redes de supermercados ou em lojas de conveniência parece ser um bom exemplo. No caso da banda larga, a correlação entre renda e escolaridade e a disposição a pagar por um serviço de acesso à internet de boa qualidade (quantificada na próxima seção) torna essas médias demográficas boas candidatas a instrumentos no método BLP.

O problema com variáveis instrumentais baseadas nos próprios regressores (supostamente exógenos) foi apontado em Nevo (2001) e reforçado por Romeo (2010): a maioria das alternativas - quando não todas - do conjunto de escolha estão disponíveis em todos os mercados geográficos, o que retira dos atributos que

 $<sup>^{63}</sup>$  Se  $\zeta_{jt}$  for serialmente correlacionado, a premissa temporal não será suficiente para justificar esse tipo de instrumento.

<sup>&</sup>lt;sup>64</sup> Berry e Haile (2009), Bajari, Fox, e Ryan (2012) e Fox e Gandhi (2009) provam, por métodos não paramétricos, que a identificação do método BLP é robusta e que não depende das premissas feitas sobre a distribuição dos coeficientes aleatórios do *Mixed Logit*.

geram os instrumentos a capacidade de explicar as variações de preço. Por essa razão, os instrumentos usados em BLP (1995), que são agregações específicas de atributos exógenos, seriam provavelmente incapazes de explicar as mudanças nos níveis de preço, sugerindo que a demografia seria a única fonte plausível de identificação.

O fundamento da ideia de Romeo (2010) também pode ser usado para avaliar os instrumentos usados em Nevo (2001). Diferenças não explicadas de valoração, em cada mercado geográfico, relacionadas a diferenças demográficas são fontes de choques de demanda. Logo, incluir as médias demográficas no modelo *Mixed Logit* controla esse choques e ajuda a tornar as médias regionais de preços instrumentos válidos, como pretendido pelo autor.

Embora seja o método mais conhecido e utilizado, o BLP não é sempre aplicável. Se a participação de mercado de algum produto em qualquer mercado for nula, o método não pode ser estimado, uma vez que as constantes  $\delta_{jt}$  não seriam identificáveis (qualquer valor finito dessa constante significa um *market share* estritamente positivo para o respectivo produto, que nunca seria igual a zero, como requer o processo iterativo interno do algoritmo).

O método BLP também não se aplica quando a endogeneidade está relacionada ao comportamento dos decisores, ao invés de resultarem de fatores não observados dos produtos. Ao estudar a demanda por diferentes tipos de transporte urbano, o tempo de deslocamento de cada modal é o principal atributo explicativo da decisão, que se torna uma variável endógena a partir do momento que o decisor escolhe um local de residência que determina o tempo de deslocamento de seu modal preferido. Nesse caso, constantes associadas a cada modal não resolvem o problema.

Nessas situações, o controle da endogeneidade pode ser feito por uma "função de controle" (control function - CF), que nada mais é do que uma proxy para a parcela do erro estocástico ( $\varepsilon_{ij}$ ) correlacionada com a variável endógena<sup>65</sup>. Adicionada como regressor na função utilidade, essa proxy torna a estimação consistente.

-

<sup>&</sup>lt;sup>65</sup> Vale notar que, nessa abordagem, a variável endógena pode variar entre os decisores, e não apenas entre mercados, razão pela qual se eliminam mercados da especificação da utilidade.

A variável endógena pode ser expressa como uma função de variáveis instrumentais e de fatores aleatórios  $\mu_{ij}$ . Ao decompor o erro estocástico em uma média condicional a  $\mu_{ij}$  mais a variação em torno dessa média  $\{\epsilon_{ij} = E[\epsilon_{ij}/\mu_{ij}] + \eta_{ij}\}$ , temse, por construção, que  $E[\epsilon_{ij}/\mu_{ij}]$  é a *proxy* desejada. O desafio dessa abordagem é definir a distribuição conjunta de  $\epsilon_{ij}$  e  $\mu_{ij}$ , de forma que  $E[\epsilon_{ij}/\mu_{ij}]$  esteja corretamente especificado, sob pena de invalidar o método.

Nota-se, portanto, que independentemente do método usado (BLP ou CF) para controlar a endogeneidade, há necessidade de instrumentos. O método BLP é mais sensível à qualidade desses instrumentos, ao passo que os resultados da abordagem CF dependem mais da estrutura que se estabelecerá para relacionar a variável endógena com os instrumentos disponíveis<sup>66</sup>.

Na próxima seção serão apresentados os modelos estimados e os resultados alcançados para se explicar o comportamento da demanda por banda larga a partir dos dados publicamente disponíveis no Brasil. A explicação sobre a escolha de cada DCM estimado precederá, em cada capítulo, a discussão dos resultados.

<sup>&</sup>lt;sup>66</sup> Villas-Boas (2007) demonstrou que o pesquisador pode aplicar a abordagem CF mesmo quando os preços dependem das elasticidades, pois saberá que existe alguma função de custo marginal e uma distribuição conjunta de  $\varepsilon_{ij}$  e  $\mu_{ij}$  que tornam a abordagem consistente.

## 4 Aplicação de Modelos de Escolha Discreta às Bases Nacionais

## 4.1 Análise da influência de variáveis demográficas

O modelo *Standard Logit* (SL) deriva da premissa de que a distribuição  $f(\epsilon_{nj})$  das parcelas estocásticas das utilidades associadas às alternativas que compõem o conjunto de escolha é i.i.d. Extreme Value Tipo 1 (Gumbel):

(17) 
$$f(\varepsilon_{nj}) = \exp(-\varepsilon_{nj}).\exp(-\exp(-\varepsilon_{nj})).$$

Essa premissa tem várias consequências. Primeiramente, ela normaliza a escala de utilidades, dado que  $Var(\epsilon_{nj})=\pi^2/6$ . Além disso, como a diferença entre duas variáveis Gumbel tem distribuição Logística, a integral em (3) tem forma fechada e a estimação pode ser feita analiticamente, dispensando a simulação computacional.

Na forma, a distribuição Gumbel é muito parecida com a Normal, mas com caudas mais grossas. Contudo, a premissa-chave para os erros não é tanto a forma, mas a independência entre eles, que pode ser interpretada como o resultado natural de um modelo bem especificado, em que a utilidade representativa  $V_{nj}$  levou em consideração fatores suficientes, de forma que a parte residual  $(\epsilon_{nj})$  é "white noise". Nessa perspectiva, o modelo SL é ideal, e não restritivo.

Em outras perspectivas, o modelo SL pode ser bastante restritivo. Tudo depende de como percebemos a relação entre os termos de erro. O modelo SL é aplicável nas seguintes situações:

a) Para representar variações <u>sistemáticas</u> de preferências, ou seja, variações que se relacionam com características observáveis do tomador de decisão. Como exemplo, se pudermos escrever que o coeficiente de preço varia sistematicamente com o inverso da renda do indivíduo, o modelo SL pode ser aplicado para estimar a resposta a preço. Ele não se aplicaria se esse coeficiente variasse aleatoriamente na população. Nesses casos, usaríamos um *Probit* ou um *Mixed Logit* na estimação.

- b) Quando mudanças no atributo de uma alternativa acarretam substituição <u>proporcional</u> entre as demais alternativas. Isso decorre da propriedade IIA, que torna a razão entre probabilidades dependente apenas dos atributos das alternativas envolvidas<sup>67</sup>.
- c) Para capturar a dinâmica de escolhas repetidas, quando os fatores não observados forem independentes no tempo.

Claramente, a restrição "b" afeta a capacidade de o modelo SL prever o comportamento do usuário de banda larga. Se o preço do serviço xDSL sobe, espera-se que seus assinantes tornem-se relativamente mais propensos a substituí-lo por outro serviço de banda larga (fixo ou móvel), e não por um acesso discado. Logo, a razão de probabilidades não se altera proporcionalmente entre todas as alternativas, conforme implica a propriedade IIA.

As restrições do modelo SL tornam-se mais brandas, contudo, se reduzirmos o conjunto de escolha a duas alternativas e limitarmos a análise a aspectos demográficos. Podemos então aplicá-lo às decisões binárias de interesse: ter ou não acesso à internet; contratar ou não um acesso em banda larga; e, condicionado a ter banda larga, contratar um acesso fixo ou um acesso móvel. Em todos os casos, apenas características demográficas dos domicílios serão tomadas como variáveis explicativas.

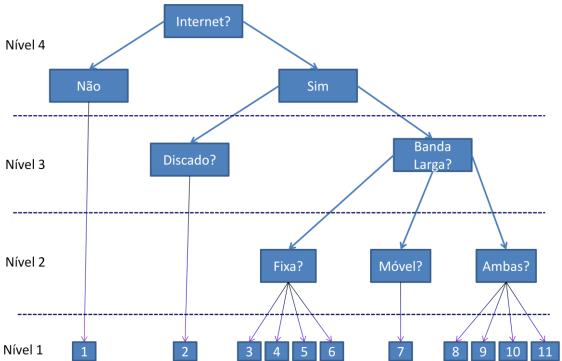
O objetivo é investigar o nível de influência de cada variável demográfica disponível. Assim, assume-se a utilidade representativa do modelo SL como:

(18)  $V_{ni} = \beta_0 + HHSize.\beta_1 + Renda.\beta_2 + Jovens.\beta_3 + Escolar_chefe.\beta_4 + Idade chefe.\beta_5 + Rural.\beta_6$ 

<sup>&</sup>lt;sup>67</sup> No modelo SL, a razão P<sub>ni</sub>/P<sub>nj</sub> não se altera com mudanças em qualquer atributo de alternativas distintas de i e j do conjunto de escolha. Assim, o modelo SL é aplicável se for razoável admitir que as probabilidades de um indivíduo n substituir uma alternativa m, cujo preço subiu, por qualquer outra alternativa do conjunto de escolha não sofreram variação relativa. **Note-se que essa restrição não se aplica e, assim não afeta casos em que o conjunto de escolha é formado por apenas duas alternativas**.

A equação (18) poderia representar o nível decisório superior na hierarquia estabelecida em um modelo *Nested Logit*, como o proposto na Figura 7: ter ou não acesso à internet em casa. Teríamos um 3º nível de decisão, em que o usuário que escolhesse contratar o serviço deveria selecionar entre a alternativa discada ou alternativas em banda larga, para eventualmente chegar em um 2º nível, no qual escolheria o tipo de tecnologia (fixa ou móvel)<sup>68</sup>. Por fim, no nível inferior, o modelo agruparia os planos de serviço disponíveis para cada domicílio.

Figura 7 - Hierarquia de um modelo Nested Logit voltado à estimação da demanda por acesso à internet



A aplicação de modelos *Nested Logit* provoca viés na estimação de todos os coeficientes se a estrutura em *nests* escolhida for equivocada. Além disso, esse modelo não trata a endogeneidade nos preços, variáveis que teriam de ser inseridas no nível inferior da hierarquia. Optamos, então, por um modelo mais simples para extrair, com consistência, a informação sobre o efeito das variáveis demográficas na decisão de contratar acesso à internet.

hierárquicos inferiores). Esse parâmetro pode ser compreendido como a parcela da utilidade associada aos atributos das alternativas ligadas ao respectivo ramo da árvore.

<sup>68</sup> A diferença na expressão da probabilidade de escolha entre um *Standard Logit* e os níveis superiores de estimação de um *Nested Logit* é o **Valor Inclusivo (IV)** que o último carrega dos *lower models* (níveis

Além de identificar determinantes sociodemográficos da escolha, as estimativas agrupadas por região geopolítica podem ser comparadas entre si e com uma média nacional para ressaltar eventuais diferenças entre os mercados geográficos.

Antes de estimar os modelos, contudo, foi necessário eliminar da base registros com informações faltantes ou implausíveis. Eis os descartes na TIC Domicílios 2011 (25.000 registros no total), na ordem em que foram realizados:

- 3 registros cujo respondente não soube informar se o domicílio tinha ou não computador;
- 32 registros cujo respondente não soube informar se o domicílio dispunha ou não de acesso à internet;
- 479 registros cujo respondente não soube informar que tipo de conexão à internet o domicílio havia contratado<sup>69</sup>;
- 152 registros sobre os quais não há qualquer informação sobre a tecnologia utilizada<sup>70</sup>;
- 1.699 registros cujo respondente afirma não haver disponibilidade de acesso à internet no lugar em que reside<sup>71</sup>.

Nessa subamostra, 8.638 dos 22.635 domicílios possuem acesso à internet (sendo 7.806 por meio de acessos em banda larga). Estatísticas descritivas dessa subamostra constam da Tabela 6.

67

<sup>&</sup>lt;sup>69</sup> Mesmo sendo possível estimar, com essas observações, um modelo SL para a decisão de ter ou não acesso em banda larga, o desconhecimento do tipo de conexão impede a estimação do modelo que realça as diferenças demográficas entre a contratação de acessos fixos ou móveis. Preferimos rodar os modelos sobre uma base única de observações.

<sup>&</sup>lt;sup>70</sup> Mesmo havendo ruído no tipo de tecnologia, precisamos de alguma informação para agrupar a observação no grupo cabeado, FWA ou móvel. A ausência de informação impede o aproveitamento do registro na estimação.

<sup>&</sup>lt;sup>71</sup> Alguns afirmam não dispor de alternativa para acessar a internet no local em que residem, mas declaram possuir telefone fixo. Não descartamos tais observações da base de estimação.

Tabela 6 - Estatísticas demográficas da base de dados usada nos modelos Logit

Região	Internet	N Obs	Variável	Média	Dp	Mínimo	Máximo	Região	Internet	N Obs	Variável	Média	Dp	Mínimo	Máximo
Norte			HHSize	4,27	1,75	1	15	Nordeste	0	5.111	HHSize	3,98	1,76	1	15
			Renda	2,24	0,89	1	6				Renda	1,85	0,87	1	6
	0	1.636	Jovens	0,64	0,42	0	1				Jovens	0,60	0,46	0	1
			Idade chefe	45,55	12,13	17	90				Idade chefe	47,84	14,60	15	98
			Escolar chefe	2,56	1,02	1	5				Escolar chefe	2,22	1,14	1	5
			Rural	0.23	0,37	0	1				Rural	0,32	0.44	0	1
			HHSize	4,24	1,61	1	12		1	1.774	HHSize	4,04	1,30	1	13
			Renda	3,64	1,01	1	6				Renda	3,31	1,15	1	6
			Jovens	0,62	0,42	0	1				Jovens	0,63	0,41	0	1
	1	509	Idade chefe	45,62	11,80	16	93				Idade chefe	47,03	11,73	16	93
			Escolar_chefe	3,63	0,97	1	5				Escolar_chefe	3,44	1,07	1	5
			Rural	0,03	0,14	0	1				Rural	0,06	0,21	0	1
			HHSize	3,52	1,59	1	12				HHSize	3,42	1,90	1	15
	0	1.202	Renda	2,50	0,99	1	6	Sudeste	0	4.149	Renda	2,71	1,17	1	6
			Jovens	0,50	0,46	0	1				Jovens	0,47	0,55	0	1
			ldade_chefe	46,95	13,80	15	96				ldade_chefe	47,90	16,57	16	98
			Escolar_chefe	2,53	1,03	1	5				Escolar_chefe	2,72	1,23	1	5
Centro-			Rural	0,15	0,33	0	1				Rural	0,12	0,36	0	1
Oeste	1	816	HHSize	3,92	1,35	1	11		1	3.876	HHSize	3,79	1,70	1	19
Oeste			Renda	3,88	1,14	1	6				Renda	3,79	1,35	1	6
			Jovens	0,63	0,43	0	1				Jovens	0,57	0,56	0	1
			ldade_chefe	45,86	11,08	18	98				ldade_chefe	46,76	14,48	16	98
			Escolar_chefe	3,54	1,08	1	5				Escolar_chefe	3,51	1,29	1	5
			Rural	0,04	0,16	0	1				Rural	0,03	0,20	0	1
	0	1.899	HHSize	3,21	1,50	1	15	Nacional	0	13.997	HHSize	3,67	1,79	1	15
			Renda	2,77	1,07	1	6				Renda	2,37	1,08	1	6
			Jovens	0,46	0,48	0	1				Jovens	0,53	0,49	0	1
Sul			ldade_chefe	47,89	13,52	17	97				ldade_chefe	47,60	14,77	15	98
			Escolar_chefe	2,68	1,05	1	5				Escolar_chefe	2,52	1,15	1	5
			Rural	0,20	0,39	0	1				Rural	0,21	0,40	0	1
	1	1.663	HHSize	3,62	1,34	1	12			8.638	HHSize	3,83	1,53	1	19
			Renda	3,94	1,17	1	6		1		Renda	3,75	1,26	1	6
			Jovens	0,56	0,49	0	1				Jovens	0,58	0,50	0	1
			Idade_chefe	46,85	12,59	19	89				ldade_chefe	46,70	13,14	16	98
			Escolar_chefe	3,48	1,12	1	5				Escolar_chefe	3,50	1,18	1	5
			Rural	0,05	0,22	0	1				Rural	0,04	0,20	0	1

- Renda: 1 = até 1 salário; 2 = 1 a 2; 3 = 2 a 3; 4 = 3 a 5; 5 = 5 a 10; 6 = mais de 10.
- **Escolaridade** do responsável pelo domicílio: analfabeto ou primário incompleto (nível 1); ginásio incompleto (2); ensino médio incompleto (3); superior incompleto (4); superior completo (nível 5).

Os histogramas e os diagramas *Box-Whisker* das distribuições dessas variáveis demográficas apontam claramente os determinantes principais da escolha de ter ou não internet: **renda e escolaridade**. Tal fato não se altera quando analisamos separadamente cada região geopolítica. As Figuras 8 a 11 apresentam os histogramas e diagramas Box-Whisker para renda e escolaridade do responsável pelo domicílio.

Figura 8 - Histograma da renda familiar na base usada pelo modelo Logit

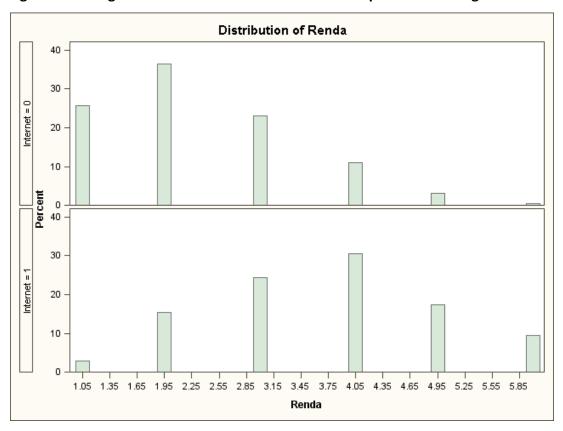


Figura 9 - Diagrama Box-Whisker da renda familiar na base usada pelo modelo Logit

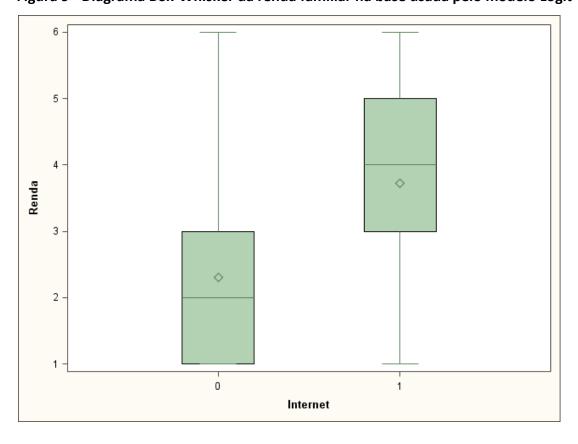


Figura 10 - Histograma da escolaridade do responsável pelo domicílio (Logit)

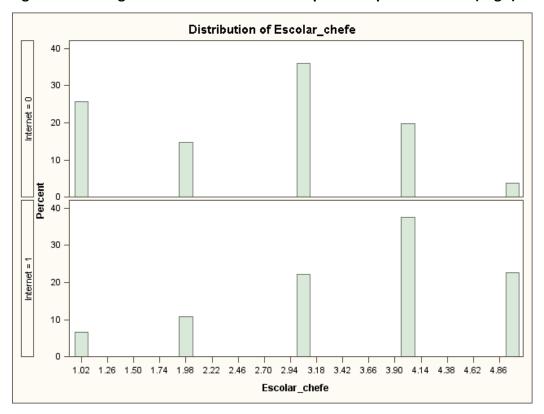
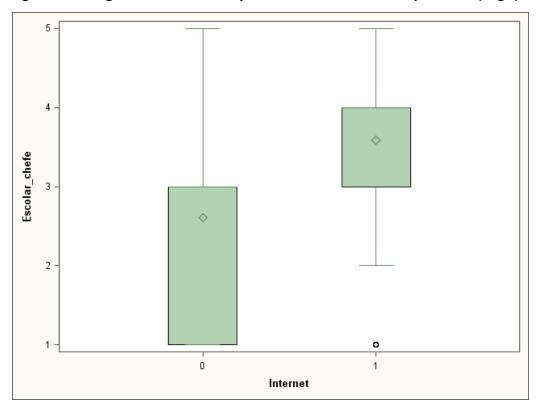


Figura 11 - Diagrama Box-Whisker para a escolaridade do responsável (Logit)



Para inferir sobre a influência das outras variáveis (bem como quantificar seus efeitos) é preciso avançar na análise e estimar o modelo SL<sup>72</sup>. A especificação desse modelo (para quantificar o efeito da demografia sobre a propensão a contratar **algum** acesso à internet, designado "Modelo 1"), bem como os resultados dessa estimação, são apresentados nas Tabelas 7 a 10.

Tabela 7 - Detalhes da especificação do modelo Logit para propensão a contratar algum acesso à internet (Modelo 1)

Number of Observations Read 22635 Number of Observations Used 22635											
Sum of Weights Read 22504.16											
Sum of Weights Used 22504.16											
Response Profile											
Ordered Total Total Value Internet Frequency Weigh											
		et	Fre		Weight						
1	_				997		13642.507 8861.649				
2	1			8	638	ď	001.	049			
Class Level Information											
Class Value Design Variables											
Renda		1		1	0	0	0	0			
		2		0	1	0	0	0			
		3		0	0	1	0	0			
		4		0	0	0	1	0			
		5		0	0	0	0	1			
	obofo	6		-1 1	-1 0	-1 0	-1 0	-1			
Ecocler .	Escolar_chefe				_	_	-				
Escolar_		2		0	- 1	(1)	111				
Escolar_		2		0	1 0	0	0				
Escolar_		3		0	1 0 0	1 0	0				
Escolar_		3		0	0	1	0				
Escolar_		3		0	0	1	0				
_		3 4 5		0 0 -1	0	1	0				
_		3 4 5 0		0 0 -1	0	1	0				
Jovens		3 4 5 0		0 0 -1 1 -1	0	1	0				

As variáveis renda e escolaridade foram codificadas em referência ao seu nível mais elevado (segundo o quadro "Class Level Information" da Tabela 7). Assim, esperam-se coeficientes negativos e *odds ratio* menores do que a unidade nos níveis inferiores.

-

<sup>&</sup>lt;sup>72</sup> A estimação foi feita por meio do *software* SAS Enterprise Guide com base na referida amostra de 22.635 domicílios, sendo modelada a probabilidade de o domicílio contratar qualquer acesso à internet (P=1). A técnica de otimização foi o Fisher's scoring e o critério de convergência foi satisfeito.

A Tabela 8 apresenta variados testes que indicam a significância estatística do modelo (conforme especificado) e de cada um dos regressores individualmente.

Tabela 8 - Testes de significância do Modelo 1 e de seus regressores

-											
		Mo									
						nte	ercept				
			In	Intercept			and				
		Criterion		Only			riates				
		AIC	301	30175.943 2		1946.856					
		SC		30183.970		22059.238					
		-2 Log L		173.943 219		191	8.856				
D 6	`~	0.2056	May	rangala	4 D	С.		0.41	<u> </u>		
K-3	Square	0.3056	viax-	rescare	u K	-30	luare	0.41	50		
Г	Testing Global Null Hypothesis: BETA=0										
7	Test			hi-Squa					ī		
ī	Likelihood Ratio			8255.08	_	13		<.0001			
9	Score			7165.14	14	13	<	.0001			
١	Wald			4975.02	78	13	<	.0001			
_						_			_		
		Type 3	Ana	alysis o		_	ts				
					Wal		_				
	Effect		DF	Chi-So	•	_					
	HHSi	ze	1		.687	_		0001			
	Idade_chefe		1	63	63.4180		<.	0001			
	Rend	lenda		2409	09.9526		<.	0001			
	Esco	colar_chefe		1096	96.3666		<.0001				
	Jover	ovens		226	.035	2	<.	0001			
	Rural		1	298	.907	1	<.	0001			

Avaliando o modelo segundo a associação entre as probabilidades preditas e as respostas efetivamente observadas, obtivemos 83,4% de concordância.

Tabela 9 - Estimativas dos coeficientes do Modelo 1

Analysis of Maximum Likelihood Estimates											
				Standard	Wald						
Variável	Nível	DF	Estimativa	Error	Chi-Square	Pr > ChiSq					
Intercepto		1	-1.2485	0.0849	216.0834	<.0001					
HHSize		1	0.0522	0.0112	21.6875	<.0001					
Idade_chefe		1	0.0106	0.00134	63.4180	<.0001					
Renda	1	1	-2.1372	0.0650	1079.4951	<.0001					
Renda	2	1	-1.0422	0.0389	716.4225	<.0001					
Renda	3	1	-0.2726	0.0366	55.5085	<.0001					
Renda	4	1	0.4995	0.0385	168.4428	<.0001					
Renda	5	1	1.0385	0.0538	372.8305	<.0001					
Escolar_chefe	1	1	-1.0634	0.0435	597.3722	<.0001					
Escolar_chefe	2	1	-0.3340	0.0382	76.6326	<.0001					
Escolar_chefe	3	1	-0.3042	0.0297	104.7509	<.0001					
Escolar_chefe	4	1	0.5244	0.0317	273.4889	<.0001					
Jovens	0	1	-0.2907	0.0193	226.0352	<.0001					
Rural	0	1	0.5569	0.0322	298.9071	<.0001					

A Tabela 9 confirma a significância dos coeficientes estimados e a Tabela 10 apresenta as estimativas dos "Odds Ratio" com seus respectivos limites de confiança a 95%.

Tabela 10 - Estimativas de Odds Ratio e intervalos de confiança (Modelo 1)

Wald Confidence Interval for Odds Ratios											
				nites de							
Efeito	Unidade	Estimativa	confi	ança 95%							
HHSize	1.0000	1.054	1.031	1.077							
Idade_chefe	1.0000	1.011	1.008	1.013							
Renda 1 vs 6	1.0000	0.017	0.013	0.023							
Renda 2 vs 6	1.0000	0.052	0.040	0.067							
Renda 3 vs 6	1.0000	0.112	0.087	0.145							
Renda 4 vs 6	1.0000	0.243	0.188	0.314							
Renda 5 vs 6	1.0000	0.417	0.318	0.546							
Escolar_chefe 1 vs 5	1.0000	0.106	0.091	0.125							
Escolar_chefe 2 vs 5	1.0000	0.221	0.190	0.256							
Escolar_chefe 3 vs 5	1.0000	0.227	0.199	0.259							
Escolar_chefe 4 vs 5	1.0000	0.521	0.457	0.593							
Jovens 0 vs 1	1.0000	0.559	0.518	0.603							
Rural 0 vs 1	1.0000	3.046	2.685	3.456							

A análise dos resultados do modelo SL para a probabilidade de um domicílio contratar um acesso qualquer à internet, com base em suas características demográficas, revela que o tamanho do domicílio e a idade do responsável praticamente não mais influenciam a decisão, diferentemente do que já foi registrado em pesquisas internacionais realizadas há cerca de uma década.

Por outro lado, a presença de jovens em idade escolar, a renda familiar e a escolaridade do responsável são fatores determinantes da decisão. O fato de o domicílio possuir crianças ou adolescentes resultou, no modelo estimado, em uma probabilidade quase duas vezes superior, tudo o mais constante. Em relação ao nível de escolaridade do responsável, a falta de ensino superior representou uma queda de 50% na chance de contratação do serviço, *ceteris paribus*. Essa queda de propensão chega a 80%, em média, nos níveis inferiores de ensino, indicando a importância dessa dimensão.

Domicílios com renda de até 2 salários têm, em média, segundo o modelo estimado, apenas 5% da propensão a consumir algum acesso à internet,

quando comparados a domicílios sem restrição de renda. Mesmo em níveis intermediários de renda (nova classe C, com rendimentos de 3 a 5 salários), a queda estimada pelo modelo na propensão a consumir chegou a 75%.

Estimou-se um segundo modelo SL (**Modelo 2**) para avaliar como as variáveis demográficas mais relevantes (renda, escolaridade e presença de jovens) influenciam a probabilidade de o domicílio contratar um <u>acesso em banda larga</u>. A Tabela 11 descreve a frequência de banda larga segundo as referidas variáveis:

Tabela 11 - Frequência de banda larga segundo variáveis demográficas relevantes

					An	alysi	s Vari	able : B	L						
	Escolar_								Escolar_						
Renda	chefe	Jovens	N Obs	Mean	Std Dev	Min	Max	Renda	chefe	Jovens	N Obs	Mean	Std Dev	Min	Max
	1	0	647	0.0015456	0.0393141	0	1		1	0	801	0.0337079	0.1805889	0	1
		1	655	0.0106870	0.1029028	0	1			1	697	0.0860832	0.2806883	0	1
	2	0	131	0.0534351	0.2257629	0	1		2	0	322	0.0683230	0.2526920	0	1
		1	361	0.0581717	0.2343928	0	1			1	605	0.1685950	0.3747036	0	1
1	3	0	796	0.0175879	0.1315307	0	1	2	3	0	1219	0.0648072	0.2462864	0	1
' '		1	591	0.0524535	0.2231285	0	1	_		1	878	0.1753986	0.3805245	0	1
	4	0	221	0.0995475	0.3000754	0	1		4	0	582	0.2027491	0.4023930	0	1
		1	257	0.0894942	0.2860127	0	1			1	601	0.2562396	0.4369193	0	1
	5	0	21	0.0952381	0.3007926	0	1		5	0	98	0.3877551	0.4897433	0	1
		1	26	0.3461538	0.4851645	0	1			1	111	0.4504505	0.4997952	0	1
	1	0	370	0.0864865	0.2814617	0	1		1	0	162	0.1975309	0.3993707	0	1
		1	334	0.2095808	0.4076201	0	1			1	132	0.3409091	0.4758206	0	1
	2	0	249	0.1566265	0.3641803	0	1		2	0	158	0.3734177	0.4852497	0	1
		1	465	0.2666667	0.4426929	0	1			1	227	0.4008811	0.4911600	0	1
3	3	0	818	0.1577017	0.3646841	0	1	4	3	0	464	0.2909483	0.4546899	0	1
3		1	685	0.2948905	0.4563267	0	1	4		1	388	0.4742268	0.4999800	0	1
	4	0	701	0.3309558	0.4708932	0	1		4	0	650	0.5415385	0.4986553	0	1
		1	705	0.4312057	0.4955963	0	1			1	646	0.6114551	0.4877972	0	1
	5	0	171	0.4795322	0.5010481	0	1		5	0	367	0.6730245	0.4697486	0	1
		1	117	0.5897436	0.4939958	0	1			1	232	0.6939655	0.4618406	0	1
	1	0	48	0.4375000	0.5013280	0	1		1	0	8	0.1250000	0.3535534	0	1
		1	31	0.4516129	0.5058794	0	1			1	5	0.8000000	0.4472136	0	1
	2	0	56	0.5714286	0.4993502	0	1		2	0	17	0.7647059	0.4372373	0	1
		1	61	0.5901639	0.4958847	0	1			1	16	0.5625000	0.5123475	0	1
5	3	0	179	0.4413408	0.4979400	0	1	6	3	0	39	0.6153846	0.4928641	0	1
9		1	133	0.6090226	0.4898142	0	1	0		1	30	0.7666667	0.4301831	0	1
	4	0	323	0.6408669	0.4804907	0	1		4	0	96	0.8333333	0.3746343	0	1
		1	280	0.7535714	0.4317026	0	1			1	60	0.8666667	0.3428033	0	1
	5	0	283	0.8021201	0.3991068	0	1		5	0	261	0.8544061	0.3533762	0	1
		1	159	0.7861635	0.4113082	0	1			1	123	0.9430894	0.2326192	0	1

Nota-se que há domicílios com e sem acesso em banda larga em todos os estratos sociais definidos pelas referidas variáveis. Mesmo no estrato de renda mais baixo, a diferença de frequência é marcante entre os extremos do nível de escolaridade. Entre os lares com renda familiar de até um salário mínimo, apenas 1% da amostra havia contratado um serviço em banda larga no nível 1 de escolaridade,

contra 34,6% no nível 6 (superior). A presença de jovens continua a influenciar claramente em todos os níveis de renda e escolaridade.

Os resultados da estimação são apresentados nas Tabela 12 e 13.

Tabela 12 - Estimativas dos coeficientes de modelo Logit para a propensão a contratar um acesso em banda larga (Modelo 2)

Analysi	s of Maxim	num	Likelihoo	d Estimate:	S		
Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Pr > Chi Sq		nfidence nits
Intercept		1	2,450	0.1181	<.0001	2,218	2,681
Renda	1	1	-3,962	0.1426	<.0001	-4,241	-3,682
Renda	2	1	-2,805	0.1183	<.0001	-3,037	-2,573
Renda	3	1	-2,044	0.1163	<.0001	-2,272	-1,816
Renda	4	1	-1,298	0.1158	<.0001	-1,525	-1,071
Renda	5	1	-0,678	0.1234	<.0001	-0,920	-0,436
Escolar_chefe	1	1	-2,166	0.0829	<.0001	-2,329	-2,004
Escolar_chefe	2	1	-1,394	0.0763	<.0001	-1,543	-1,244
Escolar_chefe	3	1	-1,395	0.0679	<.0001	-1,528	-1,262
Escolar_chefe	4	1	-0,563	0.0661	<.0001	-0,693	-0,434
Jovens	0	1	-0,491	0.0385	<.0001	-0,566	-0,415
Em referência a r	enda 6 e e	scol	aridade 5				

Tabela 13 - Estimativas de Odds Ratio para Modelo 2

Wald Confi	dence	Interval for	Odds Ratios		
Efeito	Unit	Estimativa	Limites de co	onfiança	Inverso
Renda 1 vs 6	1	0,019	0,014	0,025	52,63158
Renda 2 vs 6	1	0,061	0,048	0,076	16,39344
Renda 3 vs 6	1	0,129	0,103	0,163	7,751938
Renda 4 vs 6	1	0,273	0,218	0,343	3,663004
Renda 5 vs 6	1	0,508	0,399	0,647	1,968504
Escolar_chefe 1 vs 5	1	0,115	0,097	0,135	8,695652
Escolar_chefe 2 vs 5	1	0,248	0,214	0,288	4,032258
Escolar_chefe 3 vs 5	1	0,248	0,217	0,283	4,032258
Escolar_chefe 4 vs 5	1	0,569	0,5	0,648	1,757469
Jovens 0 vs 1	1	0,612	0,568	0,66	1,633987

A última coluna da Tabela 13 nos dá uma ideia da magnitude do efeito de cada uma das variáveis na propensão de contratar um serviço de banda larga. Um domicílio com renda familiar superior a 10 salários tem propensão cinquenta vezes

maior a contratar o serviço se comparado a um domicílio com renda inferior a 1 salário. As famílias da classe C também sentem o efeito da renda: em comparação àquelas com renda superior, um domicílio com renda entre 3 e 5 salários chega a ter, segundo essa estimativa, uma propensão quase quatro vezes menor.

Embora não tão impactante quanto a renda, o nível de escolaridade também influencia decisivamente na contratação da banda larga domiciliar. Sem nível superior, o responsável pelo domicílio pode reduzir à metade a probabilidade de sua família dispor de um acesso em casa.

A Figura 12 ilustra a distribuição de probabilidades preditas pelo Modelo 2. No eixo horizontal estão todas as combinações possíveis de renda, escolaridade e presença de jovens. No eixo vertical, as respectivas probabilidades de consumo de um acesso em banda larga.

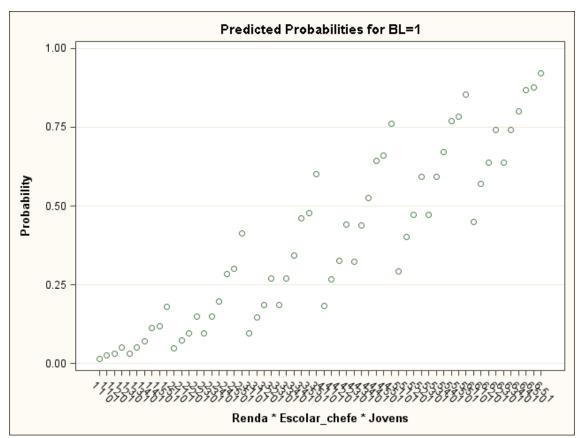
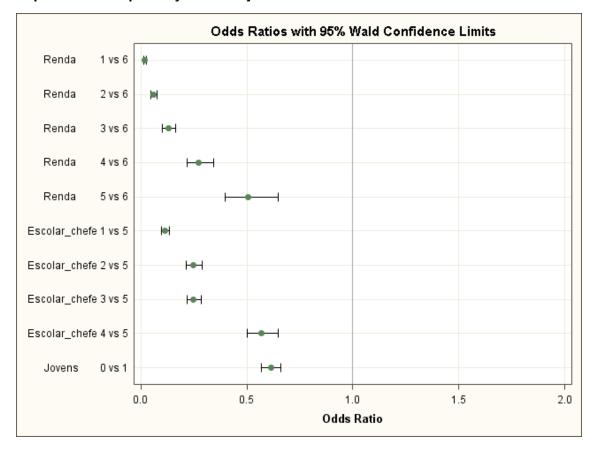


Figura 12 - Mapa de probabilidades predito pelo Modelo 2

**Legenda**: BL=1 representa a probabilidade de contratar um acesso em banda larga.

A Figura 13 representa graficamente os limites dos efeitos associados a cada um dos níveis de renda e escolaridade, bem como à presença de crianças e adolescentes, na propensão ao consumo de serviços de banda larga.

Figura 13 - Limites de confiança a 95% para os efeitos da renda, da escolaridade do responsável e da presença de crianças e adolescentes no domicílio no Modelo 2



Embora insuficientes para apreender o comportamento do consumidor de serviços de banda larga, esses resultados já têm aplicação na formulação de políticas setoriais. Em um programa que pretendesse subsidiar o acesso para famílias "excluídas", por exemplo, podem ajudar na definição dos beneficiários, de forma a melhorar a eficiência do investimento.

Tome-se, por exemplo, o conjunto de famílias que, a despeito de terem computador em casa, não mantêm um acesso de banda larga. Afinal, em tese, a propensão a contratar o serviço nesse conjunto é maior, se comparada à média dos excluídos, pois a barreira ao consumo tornou-se menor. Levando-se em conta apenas aspectos demográficos, como essa população se diferencia da constituída por domicílios com acesso à banda larga?

Ao se comparar a evolução temporal das médias demográficas disponíveis (Tabelas 5 e 14), percebe-se que as diferenças são sutis entre os grupos, indicando uma variação contínua da propensão a consumir. Essa análise pode oferecer uma boa aproximação dos "pontos de corte" associados a cada variável demográfica. Na dimensão da renda, por exemplo, a comparação sugere que, *ceteris paribus*, o limiar crítico na decisão entre comprar ou não um serviço de banda larga estaria em torno de 3,4, valor que, na codificação deste trabalho, equivale hoje a uma renda familiar de cerca de R\$ 2.000,00.

Em ambos os grupos, a renda média parece ter caído ao longo dos últimos 3 anos, denotando que a falta de acesso a essas tecnologias tem sido um problema para famílias de renda cada vez menor. Nessa comparação, destaca-se uma frequência maior de jovens no grupo sem acesso à internet, que pode ser percebida como a razão para a compra do computador, mesmo estando a família abaixo do ponto de corte de renda.

Tabela 14 - Perfil dos domicílios com computador e sem acesso à internet

Ano	N Obs	Variável	Média	Dp	Min	Max
		HHSize	4,17	1,66	1	13
		Renda	3,30	1,19	1	6
2009	1.028	Jovens	41%	0,50	0	1
	1.020	Idade_chefe	44	13,61	10	99
		Escolar_chefe	3,07	1,11	1	5
		HHSize	4,08	1,69	1	25
		Renda	3,13	0,81	1	6
2010	1.752	Jovens	64%	0,48	0	1
	1.732	Idade_chefe	46	13,71	10	99
		Escolar_chefe	2,82	1,10	1	5
		HHSize	3,91	1,60	1	15
		Renda	2,97	1,14	1	6
2011	1.751	Jovens	62%	0,50	0	1
	1.731	Idade_chefe	45	13,70	17	98
		Escolar_chefe	2,98	1,20	1	5

Essas referências podem ajudar a definir o conjunto de beneficiários de uma política de subsídios. Por exemplo, famílias com renda entre R\$ 1.800,00 e R\$ 2.200,00 e com filhos com idade entre 10 e 17 anos e frequência escolar comprovada.

Na sequência, esse perfil demográfico poderia ser utilizado para estimar, com maior precisão, o ajuste na margem extensiva em resposta ao subsídio, passos essenciais para se determinar a diferença entre custos e benefícios da política.

Um terceiro modelo SL (**Modelo 3**) estimado procurou investigar o efeito da demografia na decisão sobre o tipo de acesso em banda larga: se fixo ou móvel. Estimou-se a probabilidade de o domicílio selecionar alguma tecnologia fixa de acesso, dado que ele contratou um serviço de banda larga. O resultado encontrado para duas subamostras distintas - uma idêntica à utilizada na estimação do Modelo 2 e outra filtrando apenas as regiões metropolitanas da amostra total - foi inequívoco: renda, escolaridade e presença de crianças e adolescentes são fatores irrelevantes na escolha do tipo de acesso em banda larga, o que sinaliza na direção de que as tecnologias sejam boas substitutas.

As Figuras 14 a 18 apresentam evidências dessa conclusão. Na Figura 14 estão descritas as composições das duas subamostras e a categorização das variáveis.

Figura 14 - Composição amostral e categorização das variáveis no Modelo 3

iber of Obs	ervation	s Read	7806	Number	of Observat	ions Read	278	
er of Obs	ervation	s Used	7806	Number	of Observat	ions Used	2785	
ım of Weights	Read		7983.877	Sum of V	Veights Rea	nd	3381.772	
um of Weights	Used		7983.877		Veights Use		3381.772	
Re	sponse	Profile			Respon	se Profile		
Ordered Total			Total	Ordered	Ordered Tota			
Value Tipo_	BL Fre	equency	Weight	Value	Tipo_BL	Frequency	Weight	
1 0		1903		1	0	567	622.9405	
2 1		5903	6409.5108	2	1	2218	2758.8311	
		formatio			01000 2010	el Informatio	•••	
Class	Value		Variables	Class	Val		Variables	
Renda 1 1 0								
	-		0 0 0	Renda	1	1 0	0 0 0	
	2	0 1	0 0 0	Renda	2	0 1	0 0 0	
	3	0 1	0 0 0	Renda	2	0 1	0 0 0	
	3 4	0 1 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0	Renda	3 4	0 1 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0	
	3 4 5	0 1 0 0 0 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1	Renda	2 3 4 5	0 1 0 0 0 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1	
	2 3 4 5 6	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1		2 3 4 5 6	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1	
Escolar_chefe	2 3 4 5 6	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0	Renda	2 3 4 5 6 chefe 1	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0	
Escolar_chefe	2 3 4 5 6 1	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0		2 3 4 5 6 chefe 1	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0	
Escolar_chefe	2 3 4 5 6 1 2 3	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0		2 3 4 5 6 chefe 1 2	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0	
Escolar_chefe	2 3 4 5 6 1 2 3 4	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0 1 0 0 0		2 3 4 5 6 chefe 1 2 3	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0 1 0 0 0	
_	2 3 4 5 6 1 2 3 4 5	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0	Escolar_	2 3 4 5 6 chefe 1 2 3 4	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0 -1 -1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0	
Escolar_chefe  Jovens	2 3 4 5 6 1 2 3 4 5	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0 -1 -1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0 1 0 0 0		2 3 4 5 6 chefe 1 2 3 4 5	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0 1 0 0 0	
_	2 3 4 5 6 1 2 3 4 5	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0 1 0 0 0	Escolar_	2 3 4 5 6 chefe 1 2 3 4	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0 -1 -1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0 1 0 0 0	
Jovens	2 3 4 5 6 1 2 3 4 5 0	0 1 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0 -1 -1	0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 1 -1 -1 -1 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0	Escolar_ Jovens	2 3 4 5 6 chefe 1 2 3 4 5 0	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 -1 -1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0	0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0	

A Figura 15 apresenta, para ambas as subamostras, testes de relevância estatística e as estimativas dos coeficientes das variáveis, sendo renda e escolaridade medidas em relação aos seus níveis mais elevados (renda superior a 10 salários e formação superior). Nota-se que, pelo critério SC, o modelo não explica melhor a decisão do que a média (somente intercepto).

Figura 15 - Estimativas dos coeficientes e significância estatística das variáveis no Modelo 3

Tes		AIC SC	erion	ercept Only Cov	tercept and variates							Intercept			
Tes		AIC SC	erion 792	Only Cov											
Tes		AIC SC	792		rariates						ercept	and			
Tes		SC		29.778  78					Criterio			ovariates			
Tes	į		703		399.644 976.233				AIC			3217.739			
Tes	L	<b>-2 Log L</b> 7927.778 7877.644							SC			3282.991			
Tes	Toet		og L   792	27.778 78	377.644			Ŀ	-2 Log	L 323	1.017	3195.739			
	1 631	ing	Global Nu	II Hypothes	is: BETA=0		Γ	Test	ing Glo	bal Nu	II Hypoth	esis: BETA	<b>\=0</b>	T	
Lile	t		Cl	ni-Square D	F Pr > ChiS	q		Test		Ch	i-Square	DF Pr > 0	ChiSo	ī	
LIK	elih	ood	Ratio	50.1344	10 <.000	1		Likelih	ood Ra	tio	35.2786	10 (	0.0001		
Sco	re			49.6124	10 <.000	1		Score			35.8365	10 <	.0001		
Wal	ld			49.1332	10 <.000	1		Wald			35.3273	10 (	0.0001		
		т.	una 2 A	lysis of Eff	anta	Т			Turn	2 Ar-	lysis of E	ffooto			
			ype 3 Ana	lysis of Em		_			тур	e 3 Ana	lysis of E Wa				
Ef	fect		DF		o e Pr > ChiSo			Effect		DF		ire Pr > C	hiSa		
	enda		5	26,270				Renda		5	6.87		2303		
		ar cl		17.1822				Escola			27.13		0001		
	ven		1	1.1393				Joven		1	0.00		9404		
									_						
Ar	naly	sis (	of Maximu		od Estimates			Analy	sis of I	1aximu		ood Estim			
				Standard			_		_		Standar		Vald		
Parameter	+	DF					Parameter			stimate		r Chi-Squ			
Intercept Renda	1	1	1.4551 -0.1707		1112.3467 1.3993	<.0001 0.2368	Intercept Renda	-	1	1.5316 -0.0739			978	<.0	001 545
Renda	2		-0.1707		1.5258	0.2366	Renda	2	-	0.1051	0.236	_	7011		024
Renda	3				11.5746	0.2167	Renda	3		-0.1332	0.123		3506		737
Renda	4	-			0.0023	0.0007	Renda	4		-0. 1332 -0. 1374	0.097		3784		230
Renda	5				3.2251	0.0725	Renda	5		0.0748			1838		867
Escolar chefe					9.5192	0.0020	Escolar ch			0.3852	0.107		2592		390
Escolar chefe			-0.1596		5.2953	0.0020	Escolar ch			-0.2373			821		433
Escolar chefe					5.0188	0.0214	Escolar ch			-0.2373	0.117	-	1118		002
Escolar chefe					1.1314	0.2875	Escolar ch			0.2023	0.032		7960	0.0	
Jovens	0		0.0313		1.1393	0.2858	Jovens	0		0.2023			056		404

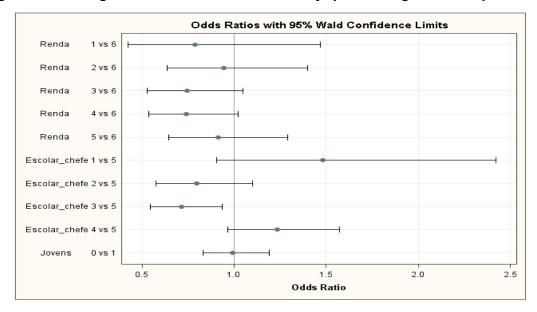
Na Figura 16, os intervalos de confiança a 95% ajudam a demonstrar que renda, escolaridade e presença de jovens pouco influenciam a decisão da tecnologia de acesso. Para a maioria dos coeficientes, o intervalo de confiança contém o zero. A estimação baseada na subamostra maior indica que a renda influenciaria em favor da contratação de acessos fixos, mas como há muita incerteza a respeito da disponibilidade de ambos os tipos acessos para todos os indivíduos, optou-se por repetir a estimação apenas nas regiões metropolitanas (RM), onde a ampla maioria dos domicílios têm à disposição tecnologias fixas e móveis de acesso à internet. Nessa segunda estimação, a influência da renda desapareceu estatisticamente.

Figura 16 - Intervalos de confiança (95%) para coeficientes e odds ratios no Modelo 3

	Oc	lds Ratio E	Estimat	tes						Od	ds Ratio E	stimat	es	
				_	5% W								95%	Wald
Effect		Point Es	stimate	Confi	idenc	e Limits	Eff	ect			Point Es	stimate	Confide	nce Limit
Renda 1 vs	6		0.598	0.4	403	0.890	Re	nda	1 vs 6			0.788	0.423	1.46
Renda 2 vs	6		0.649	0.	501	0.841	Re	nda	2 vs 6			0.942	0.63	1.39
Renda 3 vs	6		0.579		456	0.735		nda	3 vs 6			0.742	0.52	1.04
Renda 4 vs			0.708		562	0.891		nda	4 vs 6			0.739	0.53	
Renda 5 vs			0.804		629	1.027		nda	5 vs 6			0.914	0.64	7 1.29
Escolar_chefe 1 v			1.456		110	1.909		colar_	chefe 1 vs	5 5		1.480	0.90	2.42
Escolar_chefe 2 v			0.917		747	1.125	_		chefe 2 vs			0.794		
Escolar_chefe 3 v			0.949		796	1.131			chefe 3 vs			0.715		
Escolar_chefe 4 v			1.134		966	1.333		colar_	chefe 4 vs	5		1.233	0.96	
Jovens 0 vs	1		1.065	0.9	949	1.194	Jo	vens	0 vs 1			0.993	0.829	1.18
Percent Discordant         43           Percent Tied         4           Pairs         112334							Percent Tied Pairs							
· oroont riou		1123		Tau-a C		0.032 0.544	_		t Tied		1257	7.5 <b>T</b> a 7606 <b>c</b>	au-a	0.039 0.561
Pairs	onfic	1123	33409	С	eters		_			nfid	1257	7606 <b>c</b>		0.561
Pairs	onfic	dence Inter Estimate	33409 o	c r Param Confider	nce Li	0.544 imits	P		Wald Cor	nfid	lence Inter	7606 c val for 95% C	Paramete Confidence	0.561
Pairs  Wald Co Parameter Intercept		dence Inter Estimate 1.4551	33409 o	r Parame Confider 1.3696	nce Li	0.544 imits	P	Paran Interc	Wald Conneter		lence Inter Estimate 1.5316	7606 c val for 95% C	Paramete confidence	0.561 rs Limits 1.6763
Pairs  Wald Co Parameter Intercept Renda	1	dence Inter Estimate 1.4551 -0.1707	33409 o	r Paramo Confider 1.3696 0.4535	nce Li 1	0.544 imits 1.5407 0.1121	P	Paran Interd	Wald Cor neter cept	1	lence Inter Estimate 1.5316 -0.0739	7606 c val for 95% C 1.	Paramete confidence 3870 5368	0.561 Frs Limits 1.6763 0.3891
Pairs  Wald Co Parameter Intercept Renda Renda	1 2	lence Inter Estimate 1.4551 -0.1707 -0.0896	33409 crval for 95% C	r Parame Confider 1.3696 0.4535 0.2318	nce Li 1 0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526	P	Paran Paran Interd Renda Renda	Wald Cor neter cept a	1 2	lence Inter Estimate 1.5316 -0.0739 0.1051	7606 c val for 95% C 1. -0.	Paramete confidence 3870 5368 1409	0.561 rs Limits 1.6763 0.3891 0.3510
Pairs  Wald Co Parameter Intercept Renda Renda Renda	1 2 3	lence Inter Estimate 1.4551 -0.1707 -0.0896 -0.2042	33409 (rval for 95% (	r Parame Confider 1.3696 0.4535 0.2318 0.3218	nce Li 1 0 0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526 0.0865	P	Paran Interd Renda Renda Renda	Wald Corneter rept a	1 2 3	Estimate 1.5316 -0.0739 0.1051 -0.1332	7606 c val for 95% C 100.	Paramete onfidence 3870 5368 1409 3251	0.561 rs Limits 1.6763 0.3891 0.3510 0.0587
Pairs  Wald Co Parameter Intercept Renda Renda Renda Renda Renda	1 2 3 4	1.4551 -0.1707 -0.0896 -0.2042 -0.00274	33409 (rval for 95% () 1 - () - () - () - ()	r Parame Confider 1.3696 0.4535 0.2318 0.3218 0.1144	nce Li 1 0 0 -0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526 0.0865 0.1090	P	Paran Interc Renda Renda Renda Renda	Wald Cor neter eept a a a	1 2 3 4	Estimate 1.5316 -0.0739 0.1051 -0.1332 -0.1374	7606 c val for 95% C 1000.	Paramete confidence 3870 5368 1409 3251 3120	0.561 rs Limits 1.6763 0.3891 0.3510 0.0587 0.0372
Pairs  Wald Co Parameter Intercept Renda Renda Renda Renda Renda Renda Renda	1 2 3 4 5	Estimate 1.4551 -0.1707 -0.0896 -0.2042 -0.00274 0.1244	95% ( 95% ( -0 -0 -0	r Parame Confider 1.3696 0.4535 0.2318 0.3218 0.1144 0.0114	1 0 0 -0 0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526 0.0865 0.1090 0.2602	P	Paran Interc Renda Renda Renda Renda Renda	Wald Corneter ept a a a a	1 2 3 4 5	Estimate 1.5316 -0.0739 0.1051 -0.1332 -0.1374 0.0748	7606 c val for 95% C 10000.	Paramete confidence 3870 5368 1409 3251 3120 1360	0.561 rs Limits 1.6763 0.3891 0.3510 0.0587 0.0372 0.2857
Pairs  Wald Co Parameter Intercept Renda Renda Renda Renda Renda Renda Renda Renda Escolar_chefe	1 2 3 4 5	lence Inter Estimate 1.4551 -0.1707 -0.0896 -0.2042 -0.00274 0.1244 0.3031	774 for 95% (	r Parame Confider 1.3696 0.4535 0.2318 0.3218 0.1144 0.0114 0.1105	1 0 0 0 0 0 0 0 0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526 0.0865 0.1090 0.2602 0.4956	P	Paran Interc Renda Renda Renda Renda Renda Escol	Wald Conneter Lept a a a a a a a a a ar_chefe	1 2 3 4 5	Estimate 1.5316 -0.0739 0.1051 -0.1332 -0.1374 0.0748 0.3852	7606 c val for 95% C 10000. 0.	Paramete confidence 3870 5368 1409 3251 3120 1360 0194	0.561 Iss Limits 1.6763 0.3891 0.3510 0.0587 0.0372 0.2857 0.7511
Pairs  Wald Control Parameter Intercept Renda Escolar_chefe Escolar_chefe	1 2 3 4 5 1	lence Inter Estimate 1.4551 -0.1707 -0.0896 -0.2042 -0.00274 0.1244 0.3031 -0.1596	774 for 795% ( 7	r Paramo Confider 1.3696 0.4535 0.2318 0.3218 0.1144 0.0114 0.1105 0.2955	0 0 0 -0 0 0 0 0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526 0.0865 0.1090 0.2602 0.4956 0.0237	F	Paran Interc Renda Renda Renda Renda Renda Escol	Wald Conneter cept a a a a a a ar_chefe lar_chefe	1 2 3 4 5	Estimate 1.5316 -0.0739 0.1051 -0.1332 -0.1374 0.0748 0.3852 -0.2373	7606 c val for 95% C 100000.	Paramete confidence 3870 5368 1409 3251 3120 1360 0194 4675	0.561  ITS Limits 1.6763 0.3891 0.3510 0.0587 0.0372 0.2857 0.7511 -0.00710
Pairs  Wald Control Parameter Intercept Renda Renda Renda Renda Renda Renda Renda Renda Escolar_chefe Escolar_chefe	1 2 3 4 5 1 2 3	1.4551 -0.1707 -0.0896 -0.2042 -0.00274 0.1244 0.3031 -0.1596 -0.1248	33409 orval for 95% C	r Parame Confider 1.3696 0.4535 0.2318 0.3218 0.1144 0.0114 0.1105 0.2955 0.2339	0 0 0 -0 0 0 0 0 -0 0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526 0.0865 0.1090 0.2602 0.4956 0.0237 0.0156	F	Paran Interc Renda Renda Renda Renda Renda Escol	Wald Conneter cept a a a a a a ar_chefe ar_chefe	1 2 3 4 5 1 2	1.5316 -0.0739 0.1051 -0.1332 -0.1374 0.0748 0.3852 -0.2373 -0.3431	7606 c  val for  95% C  1000000.	Paramete onfidence 3870 5368 1409 3251 3120 1360 0194 4675 5248	0.561  S. Limits 1.6763 0.3891 0.3510 0.0587 0.0372 0.2857 0.7511 -0.00710 -0.1615
Pairs  Wald Control Parameter Intercept Renda Escolar_chefe Escolar_chefe	1 2 3 4 5 1 2 3	lence Inter Estimate 1.4551 -0.1707 -0.0896 -0.2042 -0.00274 0.1244 0.3031 -0.1596	33409 orval for 195% C	r Paramo Confider 1.3696 0.4535 0.2318 0.3218 0.1144 0.0114 0.1105 0.2955	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	0.544 imits 1.5407 0.1121 0.0526 0.0865 0.1090 0.2602 0.4956 0.0237	F	Paran Interc Renda Renda Renda Renda Renda Escol	Wald Conneter cept a a a a a a a ar_chefe ar_chefe	1 2 3 4 5	Estimate 1.5316 -0.0739 0.1051 -0.1332 -0.1374 0.0748 0.3852 -0.2373	7606 c  val for  95% C  1.  -0.  -0.  -0.  -0.  -0.  0.  0.  0.	Paramete confidence 3870 5368 1409 3251 3120 1360 0194 4675	0.561  Iss Limits 1.6763 0.3891 0.3510 0.0587 0.0372 0.2857 0.7511 -0.00710

A visão gráfica dos intervalos de confiança para os *odds ratio* ajuda na conclusão de que dispor de mais ou menos renda, escolaridade e filhos não são determinantes para que o domicílio opte por um ou outro tipo de acesso.

Figura 17 - Visão gráfica dos intervalos de confiança para as Regiões Metropolitanas



Para esgotar essa análise, a Figura 18 mostra que a probabilidade (predita pelo Modelo 3) de contratar um acesso fixo de banda larga praticamente não se altera ao longo de toda a faixa de valoração das variáveis demográficas estudadas.

Predicted Probabilities for Tipo\_BL=1

1.00

0.75

Plot of Predicted Probabilities for Occasion (Company)

Plot of Predicted Probabilities for Occasion (Company)

Renda \* Escolar\_chefe \* Jovens

Figura 18 - Mapa de probabilidades preditas pelo Modelo 3 (subamostra das RM)

**Legenda:** Tipo BL = 1 significa a escolha por um acesso fixo, cabeado ou não.

A análise do efeito das variáveis demográficas serve como ponto de partida para se investigar o efeito dos atributos dos serviços de banda larga, notadamente do preço. Usando a TIC Domicílios 2011, estimou-se, pelo **método BLP** (*Mixed Logit* com controle de endogeneidade para os preços), as elasticidades-preço de mercado dos serviços fixos e móveis de banda larga.

Antes de se estimar o modelo desejado, foi preciso selecionar uma subamostra adequada, preparar as variáveis de acordo com o referido método e encontrar instrumentos para tratar a endogeneidade dos preços. A subseção seguinte apresenta os detalhes dessa preparação.

## 4.2 Análise do efeito dos atributos dos serviços de banda larga

## 4.2.1 Preparação das bases de dados

A previsão de demanda estimada por um modelo DCM é uma agregação (ponderada) de probabilidades individuais de escolha de cada alternativa posta à disposição do domicílio. Logo, é preciso que a amostra de estimação contemple apenas indivíduos cujo conjunto de escolha seja conhecido.

Contudo, além da imprecisão na informação sobre a tecnologia de acesso usada, a base de dados do CGI.br também não fornece informação desagregada sobre a localização da unidade consumidora<sup>73</sup>. Como definir então um conjunto de escolha razoável para cada indivíduo de uma amostra extraída da TIC Domicílios 2011?

Para equacionar esse problema e facilitar a avaliação do padrão de substituição entre serviços fixos e móveis, optou-se por agregar as tecnologias disponíveis no mercado em três classes de acesso: discado, banda larga fixa (que reúne as tecnologias xDSL, cable modem, rádio e satélite) e banda larga móvel (que supostamente reúne tecnologias de 2ª e 3ª gerações, como GPRS, WCDMA, UMTS e HSDPA). Essa opção parte da premissa de que, em todos os domicílios urbanos observados, há alguma alternativa de conexão fixa (cabeada ou não) a competir com o serviço oferecido pelas operadoras celulares, a não ser que, na entrevista, a pessoa tenha declarado não haver disponibilidade de acesso em seu bairro.

O Atlas Brasileiro de Telecomunicações 2012, editado pela Converge Comunicações com base em dados obtidos da Anatel e das próprias operadoras, e que se refere à situação do mercado no 2º semestre de 2011 - período que imediatamente antecede a coleta dos dados utilizados nesta pesquisa - confere razoabilidade para tal premissa. Segundo a publicação, houve um grande salto na cobertura dos serviços de banda larga móveis de 3º geração de 2010 para 2011. Em outubro de 2011, a Vivo havia atendido 1.600 municípios; a Claro havia atingido 483; a TIM, 331; e a Oi cobria

83

<sup>&</sup>lt;sup>73</sup> Se estivessem disponíveis as coordenadas geográficas de cada domicílio, seria possível construir conjuntos individuais de escolha corretos a partir de informações sobre a localização das redes.

213 cidades. Eliminadas as sobreposições, o Brasil tinha 1.747 municípios com cobertura 3G, correspondendo a 86,85% do Índice Potencial de Consumo (IPC)<sup>74</sup>.

O *market share* nacional de terminais de dados 3G (minimodems), em novembro de 2011, segundo o referido Atlas, a partir de dados da Anatel, está descrito na Figura 19. Naquele momento, havia 7.679.420 terminais ativos.

Apenas 80 municípios em todo o País, concentrados fortemente no interior dos estados do Amazonas, Pará, Maranhão e Piauí, não dispunham de nenhuma oferta de acesso em banda larga móvel em outubro de 2011. Nesse cenário, é alta a probabilidade de que, em áreas urbanas, todos os domicílios amostrados tenham, em seus respectivos conjuntos de escolha, pelo menos uma oferta de acesso móvel (2G ou 3G).

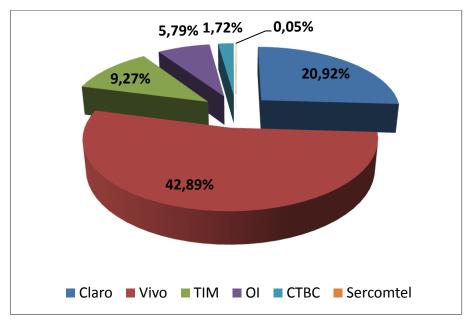


Figura 19 - Participação de mercado de terminais de dados (nov/2011)

Contudo, interessa a esta pesquisa avaliar o grau de substituição entre os serviços fixos e móveis "residenciais", e essa avaliação faz sentido se compararmos as tecnologias fixas com a tecnologia 3G. O mundo 2G se presta apenas a conexões feitas do próprio aparelho celular ou entre terminais M2M (medidores, leitores, sensores, etc), não de *desktops* e *notebooks*. Por essa razão, **restringimos a amostra** 

\_

<sup>&</sup>lt;sup>74</sup> Registre-se ainda a ampla cobertura de tecnologias 2G (1xRTT, GPRS, EDGE e iDEN), que já cobria 5.478 municípios em 2010, tendo atingido 5.496 em outubro de 2011.

de estimação aos domicílios situados em regiões metropolitanas (RM), nas quais há intensa competição pelo cliente de banda larga. Em todas as RM selecionadas pela TIC Domicílios<sup>75</sup> havia, em 2011, oferta de 3G das quatro maiores operadoras móveis.

Para que seja possível reproduzir a base utilizada na estimação, descrevemos as <u>exclusões realizadas</u>, na ordem em que foram feitas:

- i) Todos os domicílios em área rural, por ser impossível prever o conjunto de escolha desses indivíduos. Normalmente não há estação radiobase com 3G cobrindo o domicílio rural. Mesma nas conexões via satélite, algum suporte terrestre costuma ser necessário como canal de retorno<sup>76</sup>; e quando existe, não é possível assegurar que a operadora mantém equipe de serviços para instalar a antena no domicílio. Não dá pra saber se o STFC está disponível, pois a unidade observada pode estar fora da Área de Tarifação Básica (ATB), entre outras razões;
- ii) Domicílios que justificam não ter internet por falta de disponibilidade na área, a não ser os que declaram ter telefone fixo, pois, nesses casos, o acesso discado está disponível. Nesses casos, o conjunto de escolha é definido como "outside good"<sup>77</sup> ou "acesso discado";
  - iii) Registros que alegam ter acesso discado, mas não tem telefone fixo;
- iv) Registros sem telefone fixo, sem celular e sem TV por assinatura, que utilizam antena parabólica e cuja renda é de até 1 salário, pois essa configuração sugere não haver oferta de acesso à internet no local;

<sup>&</sup>lt;sup>75</sup> Belém, Fortaleza, Recife, Salvador, Rio de Janeiro, Belo Horizonte, São Paulo, Curitiba e Porto Alegre.

<sup>&</sup>lt;sup>76</sup> O primeiro satélite com capacidade em banda Ka para a oferta de acesso à internet residencial foi lançado em fevereiro de 2013, o Amazonas 3.

<sup>&</sup>lt;sup>77</sup> Outside good é a denominação usada na literatura para a decisão de não contratar nenhuma alternativa. O valor dos atributos dessa alternativa e, portanto, a própria utilidade representativa é zero.

v) Indivíduos que não souberam informar se em seu domicílio havia acesso à internet<sup>78</sup>; e os que não souberam informar o tipo de conexão (discado ou banda larga) ou que nada disseram sobre a tecnologia utilizada;

vi) Registros sem informação sobre preço ou velocidade do serviço contratado, e os que afirmaram que o valor de custo informado não separa o acesso à internet dos demais serviços de comunicação (telefonia, por exemplo). Quando o domicílio declara ter acesso 3G, mas não sabe informar a velocidade, seu registro não é excluído, mas imputa-se uma velocidade, de acordo com a região e o custo do serviço.

Após essas exclusões, selecionaram-se, entre as 17.967 observações restantes, apenas as 5.567 situadas nas nove RM contempladas na amostra. Definiuse, assim, para cada domicílio, um conjunto de escolha consistente e exaustivo de alternativas de acesso à internet mutuamente exclusivas<sup>79</sup>; compreensível na ótica do consumidor, pois as diferenças entre as alternativas baseiam-se apenas no preço, na velocidade e na portabilidade do acesso. Reduziu-se o ruído referente à tecnologia, considerado em si um atributo de menor relevância na escolha feita pelo domicílio; e manteve-se a utilidade do modelo, que permite analisar o grau de complementaridade entre serviços fixos e móveis de banda larga.

Os modelos *Nested* e *Mixed* requerem que, para cada domicílio, sejam informados os valores dos atributos de todas as alternativas, selecionadas ou não. A imputação desses valores constitui parte crítica do processo de estimação, razão pela qual registramos, a seguir, os critérios adotados para imputar valores de custo, velocidade e portabilidade para cada alternativa em cada observação da amostra.

navia jo

<sup>&</sup>lt;sup>78</sup> Registre-se que na grande maioria desses domicílios, o responsável tinha mais do que 50 anos e não havia jovens residentes.

<sup>&</sup>lt;sup>79</sup> Os conjuntos de escolha dos domicílios não são idênticos, porque há entrevistados que declaram ter vontade de aumentar sua velocidade de conexão em banda larga, mas não o fazem por falta de oferta. Os domicílios referenciados na alínea "ii" anterior também se deparam com um conjunto de escolha reduzido, pois não dispõem de nenhuma alternativa de acesso em banda larga.

A variável portabilidade foi definida como uma *dummy* que assume o valor unitário para toda alternativa do conjunto de escolha que integra uma conexão em banda larga do tipo 3G, independentemente da velocidade do acesso<sup>80</sup>.

No caso da velocidade, sabe-se que o consumidor não escolhe livremente sua taxa de conexão. Ele opta por um dos planos de serviço postos à disposição pelas firmas, que, tipicamente, oferecem de três a cinco faixas distintas de velocidade<sup>81</sup>. Os limites dessas faixas alteram-se constantemente com a evolução tecnológica, cabendo ao pesquisador ajustá-los à realidade observada e aos seus objetivos.

Quando a pesquisa TIC Domicílios começou a ser feita, em 2005, raros eram os planos com velocidade acima de 1 Mbps. A Figura 20 apresenta a evolução da distribuição de faixas de velocidade entre setembro de 2005 e junho de 2006, bem como os preços médios praticados em cada faixa no final desse período, segundo o Barômetro Cisco de Banda Larga.

No final de 2011, as maiores velocidades praticadas em 2006 transformaram-se nos planos de entrada das empresas, com velocidade até 1 Mbps. A maioria das ofertas concentravam-se entre 2 e 10 Mbps<sup>82</sup> e, em vários mercados, a concorrência já estava estabelecida nos planos acima de 10Mbps.

\_

Algum ruído poderá subsistir na informação feita pelo domicílio, em função da confusão entre as tecnologias de rádio (fixa) e 3G (móvel). A seção 2 apresentou indícios de que esse ruído diminuiu de 2010 - quando os serviços 3G foram lançados no Brasil - para o final de 2011, quando os consumidores responderam os questionários mais conhecedores do novo serviço.

<sup>&</sup>lt;sup>81</sup> Normalmente, as operadoras fixas oferecem um conjunto de planos de entrada, com velocidade e preço bem reduzidos para captação de novos clientes; um conjunto de planos com velocidades intermediárias; e planos *high-end*, com taxas de conexão bem elevadas, próximas do limite permitido pela tecnologia que empregam no momento.

É preciso lembrar que a velocidade declarada na entrevista é uma informação ruidosa na base da TIC Domicílios, seja porque o respondente não se recorda do plano contratado, seja por desconhecer os limites da tecnologia que utiliza. Ao se verificar as velocidades declaradas, percebe-se que a variável assume valores efetivamente não disponíveis no mercado. Agrupar as velocidades em faixas é conveniente também para reduzir esse ruído. Assim, não faz sentido trabalhar esse atributo como uma variável contínua.

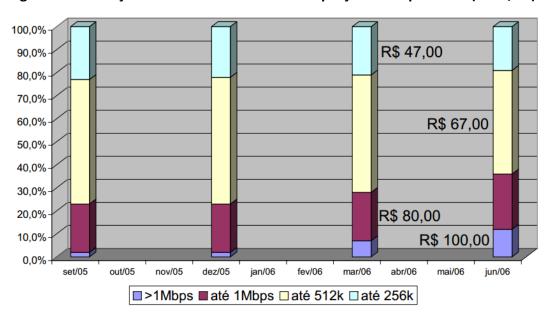


Figura 20 - Evolução das faixas de velocidade e preço médio por faixa (2005/06)

Entretanto, as mudanças proporcionadas pelas empresas nos seus portifólios não se refletem, em curto prazo, na distribuição de preços e velocidades observada no mercado, pois as pessoas não atualizam seus contratos imediatamente. O Atlas Brasileiro de Telecomunicações 2012 comprova essa afirmação ao apresentar a distribuição de faixas de velocidade em 2011 (Figura 21)<sup>83</sup>. A inércia em substituir contratos antigos e a falta de informação explicam o elevado percentual de assinantes que ainda mantinham planos de serviços fixos de até 2Mbps (59%)<sup>84</sup>.

Na definição das faixas que caracterizam o atributo "velocidade" como variável explicativa do modelo, foram determinantes a distribuição da amostra, cujas velocidades médias estão, de fato, inferiores às ofertas vigentes à época e o interesse de comparar os resultados deste trabalho com os dos anos seguintes, que revelarão o efeito da entrada no mercado de planos populares, no âmbito do PNBL, com taxas de 1 Mbps a preços reduzidos por um choque exógeno (atuação do governo)<sup>85</sup>.

<sup>&</sup>lt;sup>83</sup> As faixas de velocidade que constam do referido Atlas são as usadas nos sistemas da Anatel.

<sup>&</sup>lt;sup>84</sup> Na amostra usada na estimação esse percentual é ainda maior, chegando a 67% nas RM.

<sup>&</sup>lt;sup>85</sup> Segundo o Ministério das Comunicações, havia mais de 2,5 milhões de assinantes do plano de 1 Mbps a R\$ 35,00 (<a href="http://www.senado.gov.br/comissoes/CCT/AP/AP20130409">http://www.senado.gov.br/comissoes/CCT/AP/AP20130409</a> MinistroPauloBernardo.pdf) e cerca de 2.850 municípios atendidos até março de 2013. Na coleta da TIC Domicílios de 2013, que se inicia tipicamente no último trimestre do ano, espera-se que a base de assinantes seja suficiente para ser captada pela amostra.

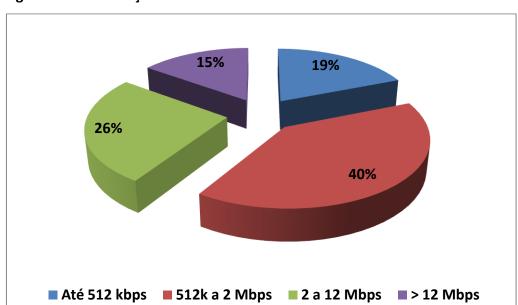


Figura 21 - Distribuição de velocidades de acesso à internet em 2011 no Brasil

Adotaram-se, assim, as faixas descritas na Tabela 15. As velocidades médias, calculadas da própria amostra de estimação, independentemente da tecnologia empregada, foram imputadas como valores desse atributo para as alternativas não selecionadas pelo domicílio.

Tabela 15 - Faixas de velocidade utilizadas para caracterizar as alternativas

Valor-limite da faixa (kbps)	Alternativas associadas <sup>86</sup>	Imputação feita ao atributo "velocidade" de cada alternativa do conjunto de escolha
0	0	Zero, que representa o <i>outside good</i> .
56	1	56, que representa a velocidade limite do acesso discado à internet.
1000	2 e 6	As alternativas 2 a 6 têm como valor do atributo,
2000	3	se selecionadas pelo domicílio, a velocidade
5000	4	declarada na entrevista. Se não selecionadas, o
> 5000	5	valor desse atributo passa a ser a média das velocidades na respectiva faixa, que difere conforme a classe de acesso (fixa ou móvel).

<sup>-</sup>

<sup>&</sup>lt;sup>86</sup> Conforme definidas na Tabela 16. As alternativas 2 e 6 referem-se, respectivamente, aos acessos fixos e móveis. Há ainda uma sétima alternativa que se refere aos domicílios que optaram por comprar ambos os tipos de acesso (fixo e móvel).

Com esses dois atributos (velocidade e portabilidade) foram definidas sete alternativas de acesso domiciliar à internet, descritas na Tabela 16. Além do *outside good* e do acesso discado (alternativa 1), foram definidas quatro alternativas de acesso fixo em banda larga (diferenciadas pelas faixas de velocidade definidas na Tabela 15), uma de acesso móvel e, por fim, uma alternativa que combina um acesso fixo (de qualquer velocidade) e um acesso móvel.

Tabela 16 - Alternativas de acesso à internet consideradas no modelo BLP

Alternativa	Tipo de Acesso	Portabilidade	Vel. Média (kbps)	Frequência	Proporção (base total)
0	Nenhum	Não	0	3.566	64%
1	Discado	Não	56	218	3,9%
2			varia		
3	BL Fixa	Não	conforme	1.323	23,8%
4	DL FIXA	Nau	0	1.525	23,0/0
5			mercado		
6	BL Móvel	Sim	varia	401	7,2%
7	Fixa & Móvel	Sim	varia conforme o mercado	59	1,1%

O terceiro atributo de cada alternativa é seu preço. Os custos fixos e variáveis dos planos de serviço de banda larga variam com a velocidade, com o fato de serem ou não acessos móveis, com a franquia de consumo estabelecida e com o nível de concorrência em cada mercado geográfico. Em tese, o custo total incorrido pelo domicílio é uma variável intervalar (contínua), porque os planos de serviços fixos e móveis disponíveis sempre associam o custo fixo a uma franquia de *download*<sup>87</sup>. Excedida a franquia, o assinante paga conforme consumir.

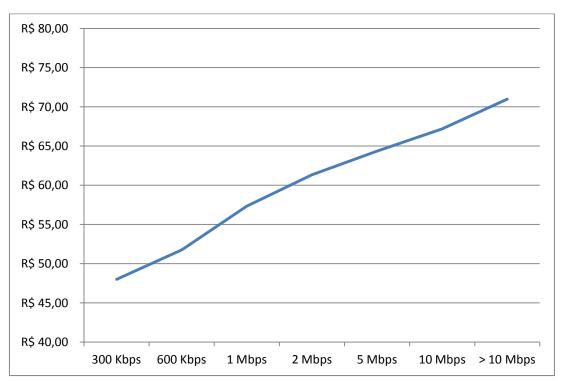
O valor declarado como <u>custo do acesso principal</u> na entrevista foi tratado como uma média do custo total (fixo + variável). Quando o domicílio declara ter contratado mais de um acesso, soma-se ao valor declarado pelo acesso principal o custo médio do outro acesso, conforme faixa de velocidade e região.

-

<sup>&</sup>lt;sup>87</sup> Quantidade máxima de dados que o usuário pode carregar da internet em seu computador sem que lhe sejam cobrados valores excedentes ao custo fixo do plano.

A Figura 22 traça as médias dos valores declarados, segundo faixas mais estreitas de velocidade do que as utilizadas na classificação das alternativas, contemplando acessos fixos e móveis conjuntamente, para demonstrar a consistência dos dados da subamostra das regiões metropolitanas.

Figura 22 - Preços médios declarados pelos domicílios na base usada na estimação do modelo BLP



Ao contrastar os cenários de 2006 e 2011, nota-se que se alteraram expressivamente a velocidade média ofertada e o "preço do Mbps", mas **o valor que o** consumidor tem de desembolsar no final do mês não apresentou grande variação.

É possível separar a lenta e gradual redução no nível geral de preços no período (de 50 a 100 reais, em 2005/06, para algo em torno de 40 a 80 reais, em 2011/12), que resulta do incremento da competição no mercado de banda larga e, possivelmente, do efeito do PNBL, da queda vertiginosa no preço do Mbps, decorrente da evolução tecnológica, que obriga as empresas a modernizar frequentemente equipamentos e redes para atender à demanda.

O sensível aumento na demanda por serviços de internet registrado nos últimos anos ocorreu, portanto, a despeito da relativamente pequena variação no valor pago pelo consumidor. Trata-se, portanto, de um ajuste de margem intensiva (o ajuste na demanda deve-se, em maior grau, ao incremento no tráfego gerado por aqueles que já dispunham do acesso), e não decorrente de um aumento proporcional no número de assinantes (margem extensiva).

Nesse contexto, é difícil prever o grau de sensibilidade da demanda ao preço, pois outros fatores, não observados, influenciam a decisão de consumo. Se o efeito médio desses fatores for expressivo, e não pudermos controlá-los adequadamente, as estimativas para as elasticidades-preço serão muito reduzidas, em módulo, ou até positivas.

Os preços dos planos de serviço ofertados pelas maiores operadoras (Oi, Embratel/Net, GVT, Claro, Vivo e TIM), em cada um dos mercados geográficos considerados na amostra, foram extraídos da planilha de acompanhamento de preços cedida pelo Ministério das Comunicações<sup>88</sup>. Computaram-se então preços médios para cada faixa de velocidade, agrupando-se as nove regiões metropolitanas em cinco mercados, segundo as operadoras que nelas atuavam em meados de 2011.

Belém continuou sendo tratado como um mercado independente, não apenas pelas restrições de capacidade que afetam os preços, mas pelo fato de a Oi não sofrer rivalidade de outra grande empresa. Nesse mercado, apenas uma pequena operação de TV a Cabo apresentava-se, à época, como alternativa de acesso fixo. As cidades do Nordeste foram agrupadas em um segundo mercado, pois nelas a concorrência à Oi advinha apenas da GVT, e os preços médios não sofriam variação.

São Paulo também foi mantida como mercado independente, no qual o grupo Telefonica é confrontado apenas pela Embratel, via cobertura da Net. Porto Alegre e Belo Horizonte foram reunidas em um mercado no qual os preços são definidos por Oi, GVT e Net. Por fim, Rio de Janeiro e Curitiba formaram um único mercado geográfico, onde Oi, GVT, Net e Telefonica disputam os acessos fixos.

<sup>&</sup>lt;sup>88</sup> Baseamo-nos na tabulação realizada entre 22 e 25 de agosto de 2011, pois os preços estabelecidos a partir daquele instante seriam os valores confrontados pelos indivíduos durante o levantamento da TIC Domicílios 2011, conduzida entre outubro e dezembro de 2011.

Em todos os mercados há oferta das quatro maiores operadoras móveis, que trabalham com tabelas nacionais, de forma que o preço médio calculado foi aplicado indistintamente a todas as regiões. Nesse preço está incluso o custo médio do *minimodem*, indispensável à conexão.

Além de controlar o efeito do nível de concorrência, esse agrupamento de regiões metropolitanas em mercados faz sentido pela falta de variabilidade nos preços médios entre cidades nas quais atua um mesmo grupo de operadoras.

Para o acesso discado, considerou-se R\$ 10,00 como custo médio do acesso (incremental ao valor pago pela assinatura da linha telefônica). Esses valores médios, obtidos das planilhas do Minicom, foram imputados como custos das alternativas não selecionadas pelo domicílio. A tabela 17 sumariza essas informações.

Tabela 17 - Preços médios, por mercado, das alternativas de acesso (em parênteses)

Mercado	Móvel (6)	< 1 Mbps (2)	< 2 Mbps (3)	< 5 Mbps (4)	+ 5 Mbps (5)
Belém	70,90	54,90	69,90	89,90	129,90
Nordeste	70,90	39,90	49,90	54,90	69,90
POA e BH	70,90	34,85	49,90	56,56	66,57
São Paulo	70,90	29,90	39,90	49,90	64,90
RJ e Curitiba	70,90	41,53	52,40	58,23	57,40

A Tabela 17 contempla apenas os custos médios dos serviços de telecomunicações prestados em cada mercado geográfico. Para compor corretamente os custos totais das alternativas não selecionadas, foi preciso levar em consideração a disponibilidade de computador e de telefone fixo indicada no levantamento primário do CGI.br. Os domicílios que não dispõem de acesso à internet precisam, eventualmente, arcar com ambos os custos adicionais (linha e computador), mesmo que desejem usar apenas um acesso discado. São custos de entrada que precisam ser contabilizados. Analogamente, aqueles que utilizam apenas o acesso móvel precisarão contratar alguma conexão fixa (cabeada ou não) para se habilitarem a ter velocidades de conexão além da faixa oferecida pela tecnologia 3G<sup>89</sup>.

-

<sup>&</sup>lt;sup>89</sup> Foi considerado um valor médio mensal de R\$ 40,00 para suprir o domicílio com uma linha fixa ou, segundo a preferência do assinante, com uma antena de rádio e set-top box, opções mutuamente exclusivas mas indispensáveis para que um domicílio sem qualquer acesso à internet contrate alguma

Nesse instante, dispunha-se de uma base com 5.567 domicílios, (a maioria dos quais<sup>90</sup>) confrontados por um conjunto de escolha com sete alternativas de acesso, e entre os quais a variabilidade capaz de explicar identificar os parâmetros do modelo (e, portanto, a escolha feita) provinha dos atributos dos serviços e da demografia.

O método BLP foi implementado em diversos ambientes de programação: MatLab, Gauss, R e, mais recentemente, em Stata. Optou-se por concluir a preparação da base para estimar o modelo no Stata, que segue Nevo (2001) e Romeo (2010). Além de se apurar os *market shares* das alternativas fixas e móveis em cada um dos cinco mercados definidos (Tabela 18), substituiu-se a informação demográfica fornecida pela TIC Domicílios por amostras aleatórias extraídas de bases do IBGE, conforme formatação exigida pelo comando no Stata.

Tabela 18 - Market Shares das alternativas, por mercado

			Mercados		
Alternativas	1	2	3	4	5
1	8,95%	3,87%	3,93%	5,33%	4,44%
2	6,77%	7,24%	10,09%	16,06%	10,79%
3	1,67%	4,44%	4,59%	13,17%	5,19%
4	0,86%	2,02%	2,51%	3,83%	6,61%
5	0,52%	4,26%	6,47%	4,12%	7,94%
6	10,83%	8,55%	13,08%	4,11%	7,86%
7	0,61%	0,89%	2,83%	0,65%	0,98%

Para construir variáveis instrumentais para o preço, seguiu-se a tradição de buscar informações sobre o custo dos serviços. A Anatel forneceu uma base com mais de 100.000 registros de preços de linhas dedicadas, ofertadas entre operadoras. A Exploração Industrial de Linha Dedicada (EILD) é o principal produto de atacado nas telecomunicações. Para empresas de pequeno e médio porte, que não possuem redes próprias de distribuição e transmissão de sinais, a EILD é indispensável para a prestação do serviço no varejo, em especial para a oferta de banda larga. Assim, o

tecnologia de conexão fixa. Um valor mensal adicional de R\$ 60,00 foi contabilizado para que os domicílios que não dispõem de computador possam financiar sua compra.

<sup>90</sup> Havia domicílios cujo conjunto de escolha não dispunha de algumas alternativas em banda larga, conforme constatado nas respostas ao questionário de pesquisa (seção 2).

preço da EILD (desde a última milha<sup>91</sup> até o circuito de longa distância interestadual) é o principal *driver* de custo do serviço de varejo.

Para as grandes operadoras, os preços também são correlacionados por duas razões. Em primeiro lugar, regulamentação editada pela Anatel vincula diretamente o preço máximo no atacado a um percentual do preço de varejo (*retail minus*), para coibir práticas anticompetitivas e evitar abusos de poder de mercado. Além disso, há um custo de oportunidade significativo envolvido. Para maximizar a receita e, ao mesmo tempo, exercer um controle sobre novos entrantes, a grande operadora relaciona preços no atacado e no varejo: vende capacidade excedente, quando lhe convém, e com base em tabelas que variam em função do nível de concorrência na localidade, sem prejudicar seu posicionamento de mercado no varejo, inclusive os indicadores de qualidade acompanhados pela Anatel.

Nessa linha, computaram-se os preços médios de EILD locais e de longa distância, em cada mercado geográfico, para velocidades variando de menos de 1 Mbps até 622 Mbps. Esses serviços são contratados ou comercializados por qualquer fornecedor de banda larga no varejo e representam importante elemento de custo (direto ou indireto, de curto ou longo prazo) para os serviços residenciais de acesso à internet.

Os valores de EILD locais de baixa velocidade tornam-se referência direta para o custo de desagregação do enlace de última milha. A EILD local de alta capacidade serve de referência de custo para serviços fixos e móveis, pois é usada para conectar estações de transmissão (DSLAM ou ERB, por exemplo<sup>92</sup>) à malha de rede local. As linhas dedicadas de longa distância servem como referência de custo do *backhaul* (entrada e saída de tráfego IP da cidade), elemento de rede que escoa o tráfego dos assinantes de banda larga para a internet.

\_

<sup>&</sup>lt;sup>91</sup> Última milha é o jargão setorial para o enlace de rede que se estende da casa do assinante até o primeiro concentrador de fios da rede da operadora.

<sup>&</sup>lt;sup>92</sup> DSLAM (multiplexador de acessos DSL) é a designação do equipamento que concentra as linhas DSL em determinado bairro. ERB (estação rádio-base) é nome técnico do conjunto formado pela torre e pelas antenas de transmissão do serviço móvel pessoal (celular).

As Tabelas 19 e 20 apresentam os custos médios para a EILD local e de longa distância, respectivamente. Nota-se, por exemplo, que os preços de EILD de longa distância no mercado 1 (Belém) são os maiores do Brasil, ao passo que no mercado 4 (São Paulo) são os menores, o que guarda estreita correlação com o observado no varejo.

Tabela 19 - Preços médios de EILD Local, por concessionária (fornecedora)

EILD Local	19,2K	64K	128K	256K	512K	2M	8M	10M	20M	34M	45M	155M	622M	1G	2,5G
Telefonica	341,27	418,84	643,19	680,35	792,73	2.292,83				9.765,00	8.347,00	9.653,00	24.307,00	35.411,00	36.555,00
Embratel		2.570,00				3.331,00				12.613,00		30.532,00			
Telemar							10.662,00	8.850,00	12.550,00	14.096,00		23.664,00	128.012,00		
Médias	341,27	1.494,42	643,19	680,35	792,73	2.811,92	10.662,00	8.850,00	12.550,00	12.158,00	8.347,00	21.283,00	76.159,50	35.411,00	36.555,00

Tabela 20 - Preços médios de EILD Longa Distância, por mercado

Mercado	<1 Mbps	1 a 2 Mbps	34 Mbps	155 Mbps	622 Mbps
1	910,65	5.998,75	23.814,62	61.396,63	123.956,55
2	1.011,89	4.369,14	27.421,00	46.453,85	123.956,50
3	816,13	4.316,00	15.185,00	27.353,00	95.396,00
4	675,94	5.655,97	14.530,00	31.679,47	45.136,80
5	910,08	3.591,62	10.689,70	41.334,92	84.546,68

Obtida uma fonte razoável e fidedigna de deslocamento dos custos para construção da variável instrumental, o desafio passa a ser gerar, de forma coerente, variabilidade entre as alternativas do conjunto de escolha a partir de valores médios únicos para cada mercado. A alocação de custos comuns entre diversos serviços de varejo, para fins regulatórios, é um problema complexo na construção do modelo de custos do setor, projeto que está em fase final na Anatel.

Como esses critérios de alocação (para repartição de custos comuns) não foram definidos (ou divulgados) pelo órgão regulador, utilizaram-se o tamanho do mercado e a velocidade do serviço no varejo. O tamanho do mercado define a composição de velocidades de EILD de longa distância cujos custos servirão como base de cálculo do instrumento. No mercado 1, por exemplo, não foram consideradas EILD de 622 Mbps: o custo a ser alocado foi composto, em iguais partes, dos custos da EILD de 34 e de 155 Mbps<sup>93</sup>. No mercado 3, formado pelas regiões metropolitanas de Porto

96

<sup>&</sup>lt;sup>93</sup> Em nenhum mercado foram usados custos de EILD de longa distância abaixo de 34 Mbps. Foram também descartados os custos de EILD locais.

Alegre e Belo Horizonte, tomou-se 35% do custo de 155 Mbps e a parcela restante veio da EILD de 622 Mbps. A Tabela 21 registra os pesos usados na composição de custos para formar a base de rateio em cada mercado.

Tabela 21 - Pesos para composição da variável instrumental (z)

	Velocidade da EILD							
Mercado	ercado 34 M 155 M							
1	0,5	0,5	0					
2	0,2	0,4	0,4					
3	0	0,35	0,65					
4	0	0,2	0,8					
5	0	0,3	0,7					

O critério de rateio propriamente dito do custo da EILD é a velocidade da conexão no varejo. Designou-se como z a variável instrumental construída segundo tais critérios alocativos. Definiu-se também uma variável instrumental z3 complementar como a soma do logaritmo natural da velocidade com o valor da variável portabilidade.

#### 4.2.2 Resultados da estimação pelo método BLP

Este capítulo apresenta os resultados da estimação de um modelo Mixed Logit pelo método BLP cujas variáveis explicativas exógenas são a velocidade e a portabilidade do acesso. O preço do serviço é o regressor endógeno.

O *outside good* foi considerado qualquer alternativa diferente de banda larga, ou seja, agregou-se o *market share* do acesso discado ao conjunto de domicílios sem qualquer tipo de acesso. Assim, o conjunto de escolha ficou reduzido a 6 alternativas, incluindo o *outside good*.

Na estimação, consideraram-se fixos os coeficientes da velocidade e da portabilidade, e aleatório apenas o coeficiente do preço, cujos instrumentos foram z e z3, conforme definidos ao final do capítulo anterior. A Tabela 22 apresenta as estimativas dos coeficientes do modelo, apresentando, no caso do preço, a média e o desvio-padrão de sua distribuição lognormal.

Tabela 22 - Estimativa, via BLP, de modelo Mixed Logit para probabilidade de contratar serviços fixos ou móveis de banda larga

	Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	P-Value	Intervalo	a 95%
	Intercepto	-0,145	0,60	0,8	-1,34	1,05
Utilidade Média	Veloc	0,00007124	0,0000326	0,026	0,00000668	0,000134
Ottilidade Media	Portab	1,495	0,35	0,000	0,794	2,188
	Price	-0,0495	0,0115	0,000	-0,072	-0,0264
Desvio-Padrão	Price	0,00504		Não ap	licável	

Os três coeficientes são significativos a 5% e seus sinais estiveram sempre dentro do esperado nas inúmeras simulações realizadas: negativo para o preço e positivo para velocidade e portabilidade, dado que são atributos desejáveis para o serviço de acesso à internet.

As Tabelas 23 a 27, por sua vez, apresentam as matrizes das elasticidades-preço em cada mercado, que devem ser lidas da seguinte forma: seu elemento ij representa, aproximadamente, a mudança percentual na demanda pelo serviço i associada a um aumento de 1% no preço do serviço j, naquele mercado.

A elevada sensibilidade do método numérico proposto por BLP (1995) talvez explique a dificuldade de convergência do modelo em que se inseriu, entre os instrumentos, as médias demográficas de renda por mercado, conforme sugerido por Romeo (2010). Outra possível explicação para que não se tenham obtidos resultados para o modelo BLP que inclui a renda como variável de controle decorre do resultado do Modelo 3: a escolha entre serviços fixos e móveis de banda larga não responde a variações de renda, de escolaridade ou à presença de jovens. Como o conjunto de escolha ficou resumido a alternativas de banda larga (fixas ou móveis), pois agregou-se no *outside good* o acesso discado, o método numérico pode não ter sido capaz de equacionar a informação de renda oferecida.

Assim, os resultados apresentados nas Tabelas 23 a 27 não foram influenciados por nenhum aspecto demográfico, o que pode explicar a falta de variabilidade no valor das elasticidades-preço cruzadas em cada mercado.

Tabela 23 - Estimativas das elasticidades-preço no mercado 1 (Belém)

<b>Produtos</b>	1 Mbps	2 Mbps	5 Mbps	> 5 Mbps	Móvel
1 Mbps	-2,51	0,057	0,038	0,033	0,376
2 Mbps	0,182	-3,37	0,038	0,033	0,376
5 Mbps	0,182	0,057	-4,37	0,033	0,376
> 5 Mbps	0,182	0,057	0,038	-6,33	0,376
Móvel	0,182	0,057	0,038	0,033	-3,097

Tabela 24 - Estimativas das elasticidades-preço no mercado 2 (FOR, RCF, SLV)

<b>Produtos</b>	1 Mbps	2 Mbps	5 Mbps	> 5 Mbps	Móvel
1 Mbps	-1,81	0,109	0,054	0,146	0,297
2 Mbps	0,142	-2,34	0,054	0,146	0,297
5 Mbps	0,142	0,109	-2,63	0,146	0,297
> 5 Mbps	0,142	0,109	0,054	-3,28	0,297
Móvel	0,142	0,109	0,054	0,146	-3,18

Tabela 25 - Estimativas das elasticidades-preço no mercado 3 (POA e BH)

Produtos	1 Mbps	2 Mbps	5 Mbps	> 5 Mbps	Móvel
1 Mbps	-1,56	0,114	0,071	0,215	0,463
2 Mbps	0,175	-2,36	0,071	0,216	0,467
5 Mbps	0,175	0,115	-2,74	0,217	0,468
> 5 Mbps	0,176	0,115	0,072	-3,09	0,47
Móvel	0,176	0,115	0,072	0,218	-3,05

Tabela 26 - Estimativas das elasticidades-preço no mercado 4 (SP)

Produtos	1 Mbps	2 Mbps	5 Mbps	> 5 Mbps	Móvel
1 Mbps	-1,26	0,266	0,097	0,136	0,149
2 Mbps	0,243	-1,74	0,097	0,137	0,15
5 Mbps	0,244	0,268	-2,42	0,138	0,151
> 5 Mbps	0,245	0,27	0,099	-3,13	0,153
Móvel	0,245	0,27	0,099	0,14	-3,42

Tabela 27 - Estimativas das elasticidades-preço no mercado 5 (RJ e Curitiba)

Produtos	1 Mbps	2 Mbps	5 Mbps	> 5 Mbps	Móvel
1 Mbps	-1,86	0,139	0,197	0,275	0,287
2 Mbps	0,229	-2,49	0,199	0,279	0,291
5 Mbps	0,229	0,141	-2,72	0,281	0,294
> 5 Mbps	0,23	0,142	0,202	-3,1	0,297
Móvel	0,231	0,142	0,203	0,285	-3,26

Em todos os mercados estimou-se que os serviços fixos e móveis de banda larga têm demanda elástica (elementos da diagonal principal maiores do que a unidade, em módulo). Da Tabela 26, por exemplo, pode-se dizer a demanda por acessos fixos com velocidade entre 1 e 2 Mbps, no mercado de São Paulo, se reduzirá em 1,74% em resposta a um aumento de 1% no preço do serviço.

Em Belém, registrou-se a maior sensibilidade a preço entre os mercados analisados, provavelmente em razão do elevado nível geral de preços que se observa naquela região do País. Nos serviços fixos com taxas acima de 5 Mbps, a elasticidade-preço foi estimada em -6,33. Embora possa haver muita imprecisão nessa estimativa, que decorre da escassez de variabilidade na base usada na estimação, o elevado valor absoluto não é de todo absurdo, tendo em vista que acessos com mais de 5 Mbps em Belém chegavam a ser ofertados por mais de R\$ 200,00.

Em todos os mercados analisados, serviços fixos e móveis servem como substitutos entre si, em graus distintos, mas, em geral, os consumidores parecem reagir com mais intensidade em favor do acesso móvel. Com exceção do mercado de São Paulo, a variação na demanda pelo acesso móvel é maior, em resposta a aumentos de preço nos acessos fixos, do que o oposto.

O coeficiente estimado para o fator portabilidade denota a relevância desse atributo na demanda por acesso à internet atualmente. Relativamente, esse atributo foi muito mais importante para explicar a demanda do que a velocidade da conexão.

Outra observação que se pode fazer da análise desses resultados é que, em geral, a substituição entre móvel (alternativa 5) e fixo é maior nos extremos de

velocidade. Em resposta a aumentos no preço do acesso móvel, o cidadão reage substituindo-o ou por um acesso fixo na mesma faixa de velocidade, ou por um acesso fixo de alta velocidade. Respostas nas faixas intermediárias foram menos intensas.

No caso de Belém, aumentos no preço do acesso móvel gerariam respostas monotonicamente decrescentes na demanda pelos serviços fixos, à medida que a velocidade aumenta. Assim, 1% de aumento no preço do acesso móvel provocaria um aumento de 0,18% na demanda por acessos fixos de até 1 Mbps (mesma faixa de velocidade); de 0,06% nos acessos de até 2 Mbps; de 0,04% nos serviços de até 5 Mbps; e de apenas 0,03% nos acessos de maior velocidade. Nos demais mercados, as respostas são mais intensas até 1 Mbps e na faixa acima de 5 M.

A próxima seção conclui a pesquisa, destacando como aprimorar a utilização de modelos de escolha discreta para analisar o comportamento do consumidor de serviços de acesso à internet em banda larga.

### 5. Conclusões

Restou demonstrada, na seção 4, a expressiva sensibilidade da demanda por serviços de banda larga aos níveis de renda e escolaridade da família, bem como a menor, embora não desprezível, importância da presença de crianças e adolescentes no domicílio. Outras características demográficas, anteriormente relevantes para explicar a compra de serviços de banda larga, como a idade do chefe da casa e o número de moradores, não mais se mostraram significantes no modelo estimado.

Não obstante, quando se condiciona a análise do comportamento do consumidor ao universo de assinantes de banda larga, para se buscar determinantes da escolha da tecnologia (fixa ou móvel), a influência dessas variáveis demográficas desaparece. A tentativa de se estimar, via método BLP, um modelo que interage atributos dos serviços (preço, velocidade e portabilidade) com influentes variáveis demográficas fracassa e, assim, parece confirmar que existem outros fatores a determinar o padrão de substituição dos "incluídos".

Serviços fixos e móveis de banda larga são percebidos como substitutos no País. Tal constatação começa a se revelar com uma simples tabulação dos dados do Comitê Gestor da Internet no Brasil, que aponta apenas 1% dos domicílios como usuários de ambos os tipos de conexão, e se consolida com as estimativas das elasticidades-preço cruzadas entre os referidos serviços em várias regiões metropolitanas, onde ambas as formas de conexão estão disponíveis para a maioria dos consumidores.

Modelos de escolha discreta são bem adaptáveis à análise da demanda por produtos diferenciados e têm evoluído nos últimos anos no sentido de tratar as diferenças individuais dos decisores e a dificuldade de observação dos diversos atributos dos serviços que influenciam a escolha. Esta pesquisa fez uso de um método conhecido e bastante aplicado na disciplina de Organização Industrial para controle da endogeneidade em regressores e das heterogeneidades individuais.

Apesar de ser mais flexível do que os métodos de estimação de demanda usados até o final da década de 1990, o desempenho do BLP ainda sofre com

a instabilidade empírica do algoritmo. Para ser útil e eficiente na estimação das elasticidades dos atributos dos serviços, esse método precisa dispor de informações acuradas para construção dos instrumentos indispensáveis à identificação de todos os parâmetros e, sobretudo, de fontes de variabilidade em quantidade e qualidade suficientes. Se há restrições para se observar os mesmos indivíduos no tempo, é preciso aumentar o número de mercados na amostra, cuidando que esse incremento produza variabilidade nos preços ou nas alternativas do conjunto de escolha, sob pena de tornar as estimativas potencialmente muito imprecisas.

Os dados disponíveis a pesquisadores na academia ainda são insatisfatórios para que se realize a estimação de todos os parâmetros estruturais desejáveis. Nesta pesquisa, limitam-nos a avaliar as respostas a tipos de serviço de acesso à internet, pois as bases de dados não nos permitiram descer ao nível da firma. Embora úteis, os resultados desta pesquisa precisarão ser complementados quando houver disponibilidade de bases que relacionem completamente, e com menos ruído, as escolhas individuais e seus fatores determinantes: tecnologia, preço e prestadora do serviço.

Os levantamentos de dados precisam se preocupar em identificar se há mais de uma prestadora de serviço de telecomunicações no domicílio e se houve troca de operadora ou de plano de serviço dentro do período de tempo estudado. Outra melhoria fundamental para os repositórios de informações em telecomunicações é dispor de dados longitudinais. Ao dispor de dados em painel, o pesquisador tem mais alternativas para controlar o efeito de variáveis não observáveis.

Estimativas mais confiáveis sobre o comportamento do consumidor de serviços de acesso à internet em banda larga dependerão, portanto, que as bases de dados evoluam nos seguintes aspectos:

 i) Tornar precisa a informação sobre a operadora que fornece cada serviço de telecomunicações, não apenas o acesso à internet, pois a venda casada e o modelo do terminal oferecido podem influenciar a escolha do consumidor;

- ii) Aferir a informação sobre a tecnologia de acesso e sobre os aplicativos mais utilizados, e tornar mais precisa a informação sobre velocidade;
- iii) Desagregar a informação sobre a localização dos domicílios, para que
   não se percam importantes fontes de variabilidade na amostra;
- iv) Identificar o tipo de plano de serviço contratado, se limitado ou ilimitado na relação entre o valor devido e a quantidade de tráfego no final do período de faturamento, como forma de controlar essa fonte de endogeneidade nos preços.

Este estudo serviu para reforçar uma tendência que se observa, qualitativamente, no comportamento do consumidor de banda larga: a importância da portabilidade, do acesso móvel à internet. Com a oferta de terminais cada vez mais poderosos e fáceis de usar, as pessoas estão se acostumando a navegar em qualquer lugar, a todo o instante, para resolver problemas ou simplesmente se entreter.

A portabilidade se revelou mais importante do que a velocidade, que será a única fonte de diferenciação dos serviços fixos no futuro, quando a fibra ótica chegar aos domicílios. Se mesmo com conexões de menor qualidade, como as oferecidas pela tecnologia 3G no Brasil, os acessos móveis já começaram a tomar o lugar das tecnologias fixas como principal forma de conexão residencial, como decidirá a parcela ainda excluída da classe C após a entrada do 4G? As empresas terão de combinar as vantagens das tecnologias fixas e móveis para que o consumidor se interesse por manter a assinatura de ambos os serviços. As plataformas terão de se integrar cada vez mais, de forma que a experiência do usuário não seja complicada quando precisar comutar entre diferentes tipos de banda larga ao longo do dia.

Entender e quantificar mais precisamente esse comportamento pode ser de grande valia na regulação setorial e na formatação de políticas públicas. Que tecnologias o governo deveria subsidiar para acelerar a penetração da banda larga no Brasil? Essas primeiras estimativas de elasticidade-preço e a natureza da influência dos aspectos demográficos podem ajudar no planejamento de expansão dos serviços fixos e móveis no Brasil nos próximos anos.

# 6. Referências Bibliográficas

- ANGRIST, J.D.; PISCHKE, J.S. (2009). Mostly Harmless Econometrics: an empiricist's companion. Princeton University Press.
- ÁVILA, F. de S. (2008) Banda larga no Brasil: uma análise da elasticidade preçodemanda com base em microdados. Monografia de Graduação do curso de Economia da Universidade de Brasília, 54p.
- BAJARI, P.; FOX, J.T.; RYAN, S.P. (2012). The random coefficients logit model is identified. The Journal of Econometrics, v. 166, pp. 204-212.
- BERRY, S. (1994). Estimating discrete choice models of product differentiation. The
   RAND Journal of Economics, v. 25, pp. 841-889.
- BERRY, S.; LEVINSOHN, J.; PAKES, A. (1995). Automobile Prices in Market Equilibrium, **Econometrica**, v. 63, pp. 841-890.
- BERRY, S.; LEVINSOHN, J.; PAKES, A. (2004). Differentiated Products Demand Systems from a Combination of Micro and Macro Data: the new car market. Journal of Political Economy, v. 112.
- BERRY, S.; HAILE, P. (2009). Identification of Discrete Choice Demand from Market Level Data. Yale University, Department of Economics.
- CAMERON, A.C.; TRIVEDI, P.K. (2005). Microeconomics: methods and applications.
   Cambridge.
- CARDONA, M.; SCHWARZ, A.; YURTOGLU, B.; ZULEHNER, C. (2009) Demand estimation and market definition for broadband Internet services. Journal of Regulatory Economics, v. 35, n. 1, p. 70-95.
- CARR, N. (2011). A Geração Superficial: o que a Internet está fazendo com os nossos cérebros. Editora Agir.
- CARVALHO, A.X.Y.; ALBUQUERQUE, P.H.M. (2011). Métodos e modelos em econometria espacial: Uma revisão. Revista Brasileira de Biometria, São Paulo, v.29, n.2, p.273-306.
- DEATON, A. (1980). Demand Analysis. Handbook of Econometrics, v. 3, Capítulo 30.
   Elsevier Science Publisher, 1986.
- DUBÉ, J.H.; FOX, J.T.; SU, C. (2009). Improving the Numerical Performance of BLP
   Static and Dynamic Discrete Choice Random Coefficients Demand Estimation.
   National Bureau of Economic Research Working paper 14991. Cambridge.

- EINAV, L.; LEVIN, J.D. (2010). Empirical Industrial Organization: a progress report.
   National Bureau of Economic Research Working Paper 15786. Cambridge.
- FOX, J.; GANDHI, A. (2009). Identifying Heterogeneity in Economic Choice Models.
   National Bureau of Economic Research Working Paper 15147. Cambridge.
- GATTO, J.; KELEJIAN, A.; STEPHAN, S. (1988). Stochastic Generalizations of Demand Systems with an Application to Telecommunications. Information Economics and Policy, V. 3, PP. 283–310.
- GOOLSBEE, A.; PETRIN, A. (2004). The Consumer Gains from Direct Broadcast Satellites and the Competition with Cable TV. **Econometrica**, v. 72, pp. 351-381.
- HAUSMAN, J. (1997). Valuation of new goods under perfect and imperfect competition, em The Economics of New Goods, editado por Gordon, R. e Bresnahan, T.: University of Chicago Press.
- HECKMAN, J.J.; URZUA, S. (2009). Comparing IV with Structural Models: what simple
   IV can and cannot identify. National Bureau of Economic Research Working Paper
   14706. Cambridge.
- KNITTEL, C.R.; METAXOGLOU, K. (2008). Estimation of Random Coefficient Models:
   Challenges, Difficulties and Warnings. National Bureau of Economic Research Working
   Paper 14080. Cambridge.
- KRIDEL, D.J.; RAPPOPORT, P.; TAYLOR, L.D. (2002). Residential Demand for Access to the Internet em Emerging Telecommunications Networks, capítulo 3, editado por Madden, G., 2003.
- LOOMIS, D.G.; TAYLOR, L.D. (2002). Forecasting The Internet: Understanding the Explosive Growth of Data Communications, Kluwer Academic Publishers.
- MAJUMDAR, S.K.; VOGELSANG, I.; CAVE, M.E. (2008). Handbook of Telecommunications Economics – Volume 2: Technology Evolution and the Internet. Emerald Group.
- MCFADDEN, D. (1974). Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior em
   Frontiers in Econometrics, Capítulo 4. Academic Press.
- MCFADDEN, D.; TRAIN, K. (2000). Mixed MNL Models for Discrete Response. The Journal of Applied Econometrics, pp. 447-470.
- MORGAN, S.L.; WINSHIP, C. (2007). Counterfactuals and Causal Inference: methods and principles for social research. Cambridge.
- NEVO, A. (2000). A Practitioner's Guide to Estimation of Randon-Coefficients Logit
   Models of Demand. Journal of Economics and Management Strategy, v.9, pp. 513–48.

- NEVO, A. (2001). Measuring Market Power in the Ready-to-Eat Cereal Industry. **Econometrica**, v. 69, pp. 307-342.
- NEVO, A. (2010). Empirical Models of Consumer Behavior. National Bureau of Economic Research Working Paper 16511. Cambridge.
- PETRIN, A.; TRAIN, K. (2009). A Control Function Approach to Endogeneity in Consumer Choice Models. **Journal of Marketing Research**, v. 46.
- ROHLFS, J.H. (1974). A theory of interdependent demand for a communication service.
   Bell Journal of Economics and Management Science.
- ROMEO, C.J. (2010). Filling Out the Instrument Set in Mixed Logit Demand Systems for Aggregate Data, disponível na Social Science Research Netowork por meio das URL http://ssrn.com/abstract=1593590 ou http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1593590.
- TAYLOR, L. D. (2002). Customer Demand Analysis, em Handbook of Telecommunications Economics Volume 1: Structure, Regulation and Competition, capítulo 4, pp. 97-142, 2008. Emerald Group.
- TAYLOR, L.D.; KRIDEL, D.J. (1990). Residential demand for access to the telephone network, em Telecommunications Demand Modeling: An Integrated View. North-Holland Amsterdam, pp. 105–117.
- TRAIN, K. (2009). Discrete Choice Methods with Simulation, 2ª edição. Cambridge.
- TRAIN, K., MCFADDEN, D.; BEN-AKIVA, M. (1987). The Demand for Local Telephone Service: A Fully Discrete Model of Residential Calling Patterns and Service Choices. The RAND Journal of Economics, Vol. 18, Nº 1. Wiley-Blackwell.
- TRAIN, K.; WINSTON, C. (2007). Vehicle choice behavior and the declining market share of U.S. automakers. **International Economic Review** v. 48, pp. 1469-1496.
- VILLAS-BOAS, M.; WINER, R. (1999). **Endogeneity in brand choice models**. Management Science, v. 45, pp. 1324-1338.
- VILLAS-BOAS, M.; KUKSOV, D. (2008). Endogeneity and Individual Consumer Choice. **Journal of Marketing Research**, pp. 702-714.
- WOOLDRIDGE, J. (2010). Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data, 2ª edição, MIT Press.