

3 Análise e Discussão dos Resultados

Ao longo deste capítulo são apresentados e discutidos os principais resultados obtidos pela aplicação da metodologia descrita na seção 2, ou seja, as previsões de mercado para a classe residencial na década 2011-2020. O capítulo encontra-se organizado em três seções. A seguir, no início da seção 3.1 tem-se uma breve discussão acerca da especificação do modelo econométrico responsável pela projeção do consumo de energia elétrica na classe residencial e em seguida são apresentadas as estimativas das elasticidades preço e renda, bem como as previsões de demanda da classe residencial segundo um cenário macroeconômico. Na seção 3.2 são apresentados os principais resultados da análise demográfica conduzida por meio do modelo IPC, em particular são apresentadas as projeções da taxa de chefia por sexo e faixa etária, a projeção do número de domicílios e a projeção do número de unidades consumidoras residenciais segundo um cenário para a taxa de atendimento até o ano de 2015, o ano da universalização do atendimento. Encerrando o capítulo, na seção 3.3 faz-se uma análise da evolução do consumo de energia elétrica na classe residencial ao longo do período 1980-2020 em que se busca avaliar as contribuições do consumo médio por unidade consumidora, da taxa de atendimento e do número de domicílios para o crescimento do consumo de eletricidade nas residências brasileiras.

3.1. Análise Econométrica

3.1.1. Especificação Empírica

Segundo Narayan e Smith (2005) um modelo empírico de demanda residencial por energia elétrica ideal deve ser representado como uma função do próprio preço, da renda real, do preço de uma fonte alternativa de energia, estoque de equipamentos, bem como de algumas outras variáveis que podem influenciar as preferências das famílias como, por exemplo, o estoque de equipamentos e a

variável temperatura, presentes em muitos estudos realizados na área como, por exemplo, os trabalhos citados na seção 1.2 desta dissertação.

Entretanto, no caso particular brasileiro, não se incluiu o preço de uma fonte substituta de energia por entender, que não ocorrerão significativas mudanças de longo prazo nos preços cobrados para os usuários finais de energia elétrica decorrente da inserção de uma nova fonte alternativa.

No que concerne a variável estoque de equipamentos a mesma não foi inserida, por ser esta uma medida problemática em razão da qualidade dos dados. Segundo Mattos (2005), o estoque de equipamentos na especificação da demanda é captado através das variações nas tarifas, na renda e no preço dos eletrodomésticos.

Por fim, em relação a inserção da variável temperatura, Pouris (1987) observa que em estudos utilizando dados anuais de países onde a classe residencial representa uma pequena parcela no total da eletricidade consumida, as mudanças em temperaturas tendem a apresentar menor poder explicativo. Diabi (1998) corrobora o Pouris (1987) argumentando que se a temperatura apresenta uma variação menor entre os anos, terá um poder explicativo para a variabilidade na demanda de energia elétrica pequeno. Outro fator que cabe ser salientado para justificar a não inserção da referida variável concerne no fato da dificuldade de encontrar uma temperatura que representasse de forma adequada os diferentes tipos de climas encontrados no Brasil.

Sendo assim, seguindo Dergiades e Tsoulfidis (2008) adotou-se uma função de demanda Cobb-Douglas para o consumo de energia elétrica na classe residencial, tendo a seguinte representação:

$$C_{e,t} = AP_t^{\alpha_1} Y_t^{\alpha_2} P_{e,t}^{\alpha_3} D_t^{\psi} e^{\varepsilon_t} \quad (3.1)$$

onde $C_{e,t}$ denota o consumo de energia elétrica para a classe residencial no Brasil em MWh no tempo t ; A é o termo de tendência; P_t é a tarifa residencial média de energia elétrica (R\$/MWh); Y_t é a renda real *per capita*, aqui representada pelo Pib *per capita*; $P_{e,t}$ é preço dos eletrodomésticos; e o número neperiano e , finalmente, ε é o termo de erro aleatório. Cabe ressaltar que uma variável *dummy* D foi

incluída no modelo com a finalidade de representar o racionamento ocorrido no Brasil ($D=0$ de 1980-2000 e 2003-2010 e $D=1$ para os anos de 2001 e 2002).

Ao aplicar uma transformação logarítmica em ambos os lados da equação (3.1) é possível obter a seguinte especificação econométrica:

$$\ln C_{e,t} = a + \alpha_1 \ln P_t + \alpha_2 \ln Y_t + \alpha_3 \ln P_{e,t} + \psi D_t + \varepsilon_t \quad (3.2)$$

Os coeficientes α_1 , α_2 , α_3 e ψ são os parâmetros a serem estimados e das equações (3.1) e (3.2) espera-se que o consumo de energia elétrica residencial responda de maneira positiva para aumentos na renda dos consumidores ($\alpha_2 > 0$), e negativamente a aumentos na tarifa da energia elétrica e no preço dos eletrodomésticos (α_1 e $\alpha_3 < 0$).

3.1.2.

Estimativas da Elasticidade-Preço e da Elasticidade-Renda

Conforme exposto anteriormente na equação (3.1) aplicou-se o logaritmo natural aos valores observados das séries objetivando identificar as elasticidades da demanda por energia elétrica como parâmetros da equação estimada.

A etapa seguinte para especificação correta do modelo consistiu em testar se as quatro variáveis eram estacionárias ou processos integrados. O teste utilizado a fim de verificar a presença ou não de raiz unitária foi o de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), uma vez que o mesmo possibilita analisar o comportamento da série, identificando a presença de não estacionariedade através da incidência de tendências estocásticas, determinística ou pela junção de ambas (PINDYCK e RUBINFELD, 2004).

Para Schmidt e Lima (2004) a necessidade de verificar a ordem de integração das séries decorre do fato da análise de cointegração só ser válida caso as séries apresentem um comportamento não estacionário e possuam a mesma ordem de integração. Os autores ressaltam ainda que séries econômicas, em sua maioria, apresentam um comportamento estacionário em primeira diferença, tendo, portanto, ordem de integração igual a um.

Os resultados obtidos são apresentados na tabela 6.

Tabela 1: Teste de Raiz Unitária das Variáveis

Level		p-valor	1ª Diferença		p-valor	Ordem de Integração
Variável	Estatística ADF		Variável	Estatística ADF		
Ce_t	-1,4777	0,5304	ΔCe_t	-3,3394**	0,0221	$I(1)$
P_t	-2,4036	0,1493	ΔP_t	-5,8424***	0,0000	$I(1)$
Y_t	1,2418	0,9999	ΔY_t	-4,7245***	0,0049	$I(1)$
Pe_t	-0,4289	0,8916	ΔPe_t	-5,1696***	0,0002	$I(1)$

Nota: Teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), Critério de Informação Akaike (AIC). Δ é o operador diferença;

Todas as variáveis estão na forma logarítmica;

Ce_t = Consumo de eletricidade; P_t = Tarifa residencial média; Y_t = Pib *per capita*; Pe_t = Preço de eletrodomésticos;

** e *** indicam níveis de significância de 5% e 1% respectivamente

¹ Resultados foram obtidos no software Eviews 6.0

A partir dos resultados expostos na tabela 6 é possível verificar que ao nível significância estatística de 5%, não se pode rejeitar a presença de raiz unitária para nenhuma das séries, tratando-se, portanto, de séries não estacionárias. Por outro lado, ao realizar o teste para as mesmas séries, porém, em primeira diferença verifica-se que, ao nível de significância de 5%, pode-se rejeitar a presença de raiz unitária permitindo a conclusão que as referidas séries são todas $I(1)$ e possivelmente cointegradas.

Uma vez atendido o pré-requisito de que as séries sejam integradas de mesma ordem, parte-se para a verificação da existência de cointegração entre elas, utilizando-se do procedimento desenvolvido por Johansen, o qual adota um vetor auto-regressivo (VAR).

Assim como no teste de raiz unitária, torna-se necessária a correta definição do número de defasagens deste modelo e também a constatação da necessidade de inserir termos determinísticos que, por sua vez podem ser uma constante, uma tendência ou ainda uma variável *dummy*. Com esta finalidade foram utilizados dois critérios a fim de determinar o número de defasagens (p) do modelo VAR cujos resultados são apresentados na tabela 7 a seguir.

Tabela 2: Estrutura de Defasagem do modelo VAR (p)

(p)	Schwarz	Hannan-Quinn
0	-3,4585	-3,7228
1	-10,7320*	-11,5248*
2	-9,6788	-11,0001
3	-9,0874	-10,9372

(*) Indica o número de defasagens escolhido pelo critério

Fonte: Dados da Pesquisa

Com base na análise da tabela 7 verifica-se que tanto o critério de informação de Schwarz quanto o de Hannan-Quinn sinalizaram que o número de defasagens do modelo VAR(p), o qual envolve as variáveis ($C_{e,t}$, P_t , Y_t e $P_{e,t}$), deve conter apenas uma defasagem. Logo, seguindo as indicações dos critérios de informações e sabendo que os modelos VAR possuem como característica principal a demanda de grande quantidade de graus de liberdade, adotou-se a inclusão de somente uma defasagem em cada uma das variáveis.

O passo seguinte consistiu em determinar a inclusão ou não de termos determinísticos como constante e tendência¹. Realizada as referidas análises concluiu-se que o modelo deveria possuir somente a constante.

Ao modelo também foi inserida uma variável exógena *dummy*, indicada por D , com o objetivo de captar uma possível mudança estrutural na demanda de energia elétrica em função do programa de racionamento do consumo implementado entre os períodos de 2001 e 2002 em quase todo o país (a exceção foi a região Sul do Brasil, tendo em vista que suas represas encontravam-se cheias). A variável D assume o valor 1 para os anos de 2001 e 2002, e o valor 0 (zero) para os demais anos. Considerando a possibilidade de que algumas alterações ocorridas durante o racionamento que porventura, tenham reduzido o consumo de energia elétrica ainda permaneçam em vigor, espera-se que o coeficiente dessa variável apresente sinal negativo² (MATTOS E LIMA, 2005).

Portanto, após a realização dos testes conclui-se que o modelo mais apropriado deveria incluir uma constante e uma variável *dummy* no modelo VAR, podendo o mesmo ser evidenciado matricialmente da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} C_{e,t} \\ P_t \\ Y_t \\ P_{e,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{10} \\ A_{20} \\ A_{30} \\ A_{40} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} & A_{14} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} & A_{24} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} & A_{34} \\ A_{41} & A_{42} & A_{43} & A_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_{e,t-1} \\ P_{t-1} \\ Y_{t-1} \\ P_{e,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{10} \\ B_{20} \\ B_{30} \\ B_{40} \end{bmatrix} D_t + \begin{bmatrix} e_t^{Ce} \\ e_t^P \\ e_t^Y \\ e_t^{Pe} \end{bmatrix}$$

Determinada a melhor especificação do modelo VAR foi aplicado o teste proposto por Johansen (1988) objetivando encontrar, caso exista relação de longo

¹ Foram utilizados os procedimentos descritos em Enders (1995).

² Para Mattos e Lima (2005) algumas dessas mudanças são: a maior conscientização dos consumidores quanto à utilização da energia elétrica, o emprego de lâmpadas fluorescentes em substituição às incandescentes, substituição de equipamentos por outros mais eficientes, dentre outras ações.

prazo entre as variáveis, o(s) vetor(es) de cointegração. Neste sentido, foram aplicados os testes do traço ($\lambda_{TRAÇO}$) e do máximo autovalor (*eigenvalue*), comumente indicado por λ_{MAX} , ambos desenvolvidos por Johansen e Juselius (1990). A partir da análise dos referidos testes torna-se evidente não apenas a existência de cointegração, mas também o número de vetores cointegrados, caso haja.

A partir das tabelas 8 e 9 os resultados dos testes do traço e do máximo autovalor, respectivamente, podem ser conferidos. Contudo, cabe salientar que tais resultados referem-se somente a primeira equação (relativa ao consumo residencial de energia elétrica).

Tabela 3: Teste do Traço ($\lambda_{TRAÇO}$)

Hipótese Nula (H_0)	Hipótese Alternativa (H_1)	Estatística do Teste	Valor Crítico	
			1%	5%
$r = 0$	$r > 0$	52,025*	54,682	47,856
$r \leq 1$	$r > 1$	15,515	35,458	29,797
$r \leq 2$	$r > 2$	6,352	19,937	15,495
$r \leq 3$	$r > 3$	0,452	6,635	3,841

Nota: r = posto de cointegração

O símbolo * indica que a hipótese nula é rejeitada ao nível de significância de 5%.

Fonte: Dados da Pesquisa

Tabela 4: Teste do Máximo Autovalor (λ_{MAX})

Hipótese Nula (H_0)	Hipótese Alternativa (H_1)	Estatística do Teste	Valor Crítico	
			1%	5%
$r = 0$	$r = 1$	36,510**	32,715	27,584
$r = 1$	$r = 2$	9,163	25,861	21,132
$r = 2$	$r = 3$	5,900	18,520	14,265
$r = 3$	$r = 4$	0,452	6,635	3,841

Nota: r = posto de cointegração

O símbolo ** indica que a hipótese nula é rejeitada aos níveis de significância de 1% e 5%.

Fonte: Dados da Pesquisa

Segundo o teste do traço explicitado na tabela 8, rejeita-se a hipótese nula de que o posto da matriz de cointegração é zero ($r = 0$) ao nível de significância de 5%, não ocorrendo o mesmo para o nível de 1%. A partir deste teste verifica-se que há no mínimo 1 vetor de cointegração estabelecendo as relações de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis. Ainda a partir da análise da tabela 8 verifica-se que a hipótese nula de no máximo 1 vetor de cointegração ($r \leq 1$) não pode ser rejeitada ao nível de 5% de significância, indicando a presença de apenas 1 vetor de cointegração.

A análise do teste do máximo autovalor (tabela 9) e o teste do traço evidenciam que a hipótese nula acerca do posto da matriz de cointegração ser igual a zero ($r = 0$) deve ser rejeitada tanto para o nível de significância de 1% quanto para o de 5%. Desta forma, o teste indica que há no mínimo 1 vetor de cointegração entre as variáveis. Como a hipótese nula de que o posto da matriz é igual a 1 ($r = 1$) não pode ser rejeitada aos níveis de significância adotados, podem-se corroborar os resultados encontrados no teste do traço, ou seja, de que existe apenas um vetor de cointegração.

Em suma, verificou-se que tanto os testes do traço quanto do máximo autovalor indicaram a presença de apenas um vetor de cointegração entre as variáveis possibilitando a assertiva de que há uma relação de equilíbrio de longo prazo entre as mesmas.

Pelo exposto, o vetor de cointegração obtido para a variável Ce_t é apresentado na tabela 10.

Tabela 5: Vetor de cointegração para a variável Ce_t

Ce_t	Constante	P_t	Y_t	Pe_t
1,000	3,907	0,892 [8,3398]	-1,339 [-5,1885]	0,257 [10,5968]

Nota: Estatística-t entre []

Fonte: Dados da Pesquisa

Então, a relação de equilíbrio de longo prazo do consumo residencial de energia elétrica e os determinantes entre as variáveis do modelo ficam estimados pela seguinte equação:

$$\ln C_{e,t} = -3,907 - 0,892 \ln P_t + 1,339 \ln Y_t - 0,257 \ln P_{e,t} \quad (3.3)$$

Analisando os sinais encontrados para a equação (3.3) é possível constatar que os mesmos apresentam sinais coerentes com a Teoria Econômica.

A partir de uma análise comparativa com alguns estudos realizados a níveis nacionais, subnacionais e internacionais é possível verificar que os valores das elasticidades estimadas neste trabalho estão em consonância com a maior parte das estimativas encontradas nos demais estudos os quais também analisaram o consumo de energia elétrica para a classe residencial, conforme indicado na tabela 11.

Tabela 6: Elasticidade Preço e Renda para a Classe Residencial

	Período Analisado	Ln (P_t)	Ln (Y_t)	Ln (Pe_t)
Estudos Nacionais				
Resultados deste Estudo	1980-2010	-0,892	1,339	-0,257
Oliveira <i>et al.</i> (2010)	1980-2003	-0,391	0,965	-0,278
Leite (2006)	1966-2005	-0,900	1,180	-
Schmidt e Lima (2004)	1969-2000	-0,085	0,539	-0,148
Silva (2001)	1970-1999	-0,010	0,937	-0,270
Andrade e Lobão (1997)	1963-1995	-0,051	0,213	-0,186
Modiano (1984)	1963-1981	-0,403	1,133	-
Estudos Regionais				
Siqueira, Junior e Castelar (2006)	1970-2003	-0,412	1,400	-0,672
Siqueira e Holanda (2005)	1970-2000	-0,412	1,429	-0,734
Mattos e Lima (2005)	1970-2002	-0,258	0,532	-0,146
Estudos Internacionais				
Amusa, Amusa e Mabugo (2009)	1960-2007	-0,298	1,673	-
Bentzen e Engsted (1993)	1948-1990	-0,465	1,213	-

Fonte: Elaboração Própria do Autor

Os coeficientes encontrados sugerem que o consumo por energia elétrica é inelástico tanto em relação ao preço da energia (tarifas) quanto ao preço dos eletrodomésticos, entretanto, em grande parte dos trabalhos o mesmo não é verificado para a variável renda dos consumidores. Tais estimativas de elasticidade mostram-se importantes uma vez que constituem elementos a serem considerados na definição das tarifas de energia elétrica, por exemplo. (SANTOS, 2011)

A referida inelasticidade do consumo em relação ao preço pode ser justificada tanto pelo fato da energia elétrica ser um serviço essencial para o bem estar das famílias, quanto pelo fato da inexistência de uma fonte energética alternativa. Por outro lado, a elasticidade em relação à renda pode ser explicada pela melhoria da distribuição de renda no Brasil vivenciada, sobretudo, nestes últimos anos o que possibilitou a maior difusão do eletrodoméstico principalmente, entre as classes de menor renda (LEON e PESSANHA, 2005).

Os procedimentos alcançados até o presente momento foram úteis na determinação da relação de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis. No entanto, Engle e Granger (1987) demonstraram que, mesmo havendo relação de equilíbrio de longo prazo entre variáveis em nível (não-estacionárias), é possível a ocorrência de algum desequilíbrio no curto prazo. Mattos e Lima (2005) ressaltam que nesses casos a dinâmica de curto prazo é influenciada pela magnitude do desvio em relação ao equilíbrio de longo prazo fazendo-se necessário a implementação de algum mecanismo que conduza as variáveis para o equilíbrio.

O referido mecanismo é denominado Mecanismo de Correção de Erros (MCE) no qual, através do termo de erro, é possível interligar o comportamento de curto prazo das variáveis ao seu comportamento de longo, além de determinar a velocidade com que os desequilíbrios são eliminados.

Desta forma, adotando-se a relação de longo prazo entre as variáveis, dada pelo vetor de cointegração explicitada em (3.3), como variável explicativa do termo de correção de erros, bem como do modelo VAR utilizado para o teste de cointegração foi estimado um Mecanismo de Correção de Erros. Os modelos VAR que possuem um MCE com vetor de cointegração são referenciados na literatura como Vetor de Correção de Erro (VEC).

Assim como em Andrade e Lobão (1997), no caso particular do modelo VAR(1) especificado, a representação do Vetor de Correção de Erro fica determinada apenas em função do termo de correção de erros, da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} \text{Representação VAR(1):} \quad X_t &= v + \beta_1 \cdot X_{t-1} + \xi_t \\ \text{Representação VEC:} \quad \Delta X_t &= v + \alpha_1 \cdot u_{t-1} + \xi_t \end{aligned} \quad (3.4)$$

onde $X_t = (C_{e,t}, P_t, Y_t, P_{e,t})$ representa o vetor de variáveis dependentes do modelo; v denota o vetor de constantes; β_1 é a matriz de coeficientes das variáveis explicativas (X_{t-1} : variáveis endógenas defasadas); ξ_t simboliza o vetor de erros, supostamente normais, homocedásticos e independentes; ΔX_t é o vetor de primeiras diferenças de X_t ; u_{t-1} é a relação de cointegração em t-1 ($u_{t-1} = C_{e,t-1} + 0,892P_{t-1} - 1,339Y_{t-1} + 0,257P_{e,t-1} = \beta'X_{t-1}$, em que β é o vetor de cointegração) e; α_1 é o vetor de coeficientes de correção de u_{t-1} , denominado por coeficiente de ajustamento.

Como o foco deste estudo foi definir as relações da demanda de energia elétrica para a classe residencial no Brasil com os seus principais determinantes, optou-se por apresentar apenas a equação referente à variável $C_{e,t}$. Os resultados obtidos, juntamente com os testes e qualidade dos ajustes podem ser verificados na tabela 12.

Tabela 7: Estimação do Modelo VEC referente à variável Ce_t

Varável Explicativa	Coefficiente	Estatística-t
U_{t-1}	-0,2099	-3,3088
Constante	0,0757	7,5972
Dummy	-0,1393	-6,0207
Estatística de testes		
R^2 :	0,7594	
R^2 Ajustado:	0,6937	
Autocorrelação (LM-Teste)	8,1826 (0,9432)	
Heterocedasticidade (White)	115,4704 (0,3418)	
Normalidade (Jarque-Bera)	11,5784 (0,1710)	

Notas: As estatísticas entre parênteses referem-se ao p-valor. LM-Teste é o *Lagrange Multiplier test* para a 1ª ordem de autocorrelação residual, sendo a hipótese nula de homocedasticidade do modelo.

Fonte: Resultados foram obtidos no software Eviews 6.0

Com base na tabela 12 é possível verificar que os resultados obtidos no modelo apresentaram boa qualidade de ajuste. A partir do teste do Multiplicador de Lagrange (LM-Teste), a hipótese nula de que não há autocorrelação serial nos resíduos estimados não pode ser rejeitada ao nível de significância de 5%. Com relação ao teste de normalidade dos resíduos (Jarque-Bera) o mesmo indicou que a hipótese nula de que os resíduos são normalmente distribuídos também não pode ser rejeitada ao mesmo nível de significância supracitado. Já o teste de *White* mostrou que a hipótese nula de homocedasticidade residual não pode ser rejeitada ao nível de significância considerado. Com isto, é possível concluir que os coeficientes estimados se mostraram fortemente significativos e os resíduos estimados são não-autocorrelacionados, normalmente distribuídos e homocedásticos.

No que tange ao coeficiente de determinação ajustado (R^2 Ajustado) encontrado foi de 0,694, indicando que, cerca de 69% das variações ocorridas na quantidade demandada de energia elétrica são explicadas pelo modelo ajustado.

Desta maneira, a equação de correção de erro relativa a variável consumo de energia elétrica ($C_{e,t}$) pode ser escrita no seguinte formato:

$$\Delta C_{e,t} = 0,0757 - 0,2099U_{t-1} - 0,1393D + e_t^{Ce} \quad (3.5)$$

Pelo coeficiente de ajustamento estimado, o qual indica a proporção do desequilíbrio de curto prazo do consumo de energia elétrica é corrigida no período seguinte, foi de 0,2099, ou seja, aproximadamente 21% do desequilíbrio de curto prazo em relação à trajetória de longo prazo é corrigida a cada período. Assim,

verifica-se que para a classe Residencial o ajuste total dos desvios do equilíbrio de longo prazo levaria cerca de 5 anos.

Com relação a variável *Dummy* salienta-se que a mesma se mostrou significativa e com sinal negativo coerente com que se esperava, uma vez que nos anos de 2001 e 2002, o padrão de consumo de energia elétrica alterou-se para níveis inferiores aos observados antes do programa de racionamento do consumo.

3.1.3. Previsões

Nesta subseção, utilizando-se de premissas básicas definidas em consonância com estudos realizados pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), em outros trabalhos cuja finalidade era similar a este, bem como nos resultados obtidos a partir da implementação da metodologia econométrica descrita na seção 2, será realizado um exercício de projeção do consumo de energia elétrica para a classe residencial para o período 2011 – 2020, conforme visualizado na sequência.

Para a variável PIB *Per Capita* supôs que a mesma crescerá a uma taxa de 5% ao ano durante o período compreendido 2011 a 2020, alavancado, sobretudo, por grandes empreendimentos como a construção de grandes hidrelétricas e as obras de infra-estrutura associadas aos eventos esportivos ao qual o Brasil se prepara para sediar – Copa do Mundo (2014), Jogos Olímpicos e Paraolímpicos (2016). No que tange a variável tarifa de energia elétrica, também foi considerada uma elevação na magnitude de 5% ao ano. Por fim, assim como realizado em outros estudos na área, foi assumido que o preço real dos bens intensivos em energia elétrica se manterão constantes ao nível de 2010.

Explicitada às hipóteses aqui adotadas, as mesmas foram inseridas junto ao Modelo de Correção de Erros Vetoriais (MCEV), expresso neste trabalho através da equação (3.5) sendo, posteriormente, comparadas com os resultados expostos na Nota Técnica DEA 03/11 divulgada pela EPE, conforme ilustrado na tabela 13 a seguir.

Tabela 8: Projeções para o Consumo de Energia Elétrica

	Previsão (MWh)*	EPE (MWh)**	Diferença (%)
2011	113.100	112.690	0,36%
2012	122.407	118.801	3,04%
2013	130.897	124.274	5,33%
2014	138.654	129.889	6,75%
2015	145.772	135.682	7,44%
2016	152.350	141.619	7,58%
2017	158.481	147.719	7,29%
2018	164.249	153.939	6,70%
2019	169.730	160.346	5,85%
2020	174.990	166.888	4,85%
Varição (% ao ano)			
2011-2015	6,15%	4,68%	-
2015-2020	3,72%	4,23%	-
2011-2020	4,98%	4,46%	-

Fontes: *Resultados da Pesquisa e **Nota Técnica DEA 03/11 - EPE

A partir da análise na tabela 13 é possível observar que as previsões geradas pelo modelo aqui desenvolvido se mostraram, em média, 5,52% superiores àquelas encontradas pela EPE. Embora mereça uma investigação mais detalhada, uma parte dos desvios entre as projeções pode ser explicada pela ausência da modelagem da conservação de energia no modelo econométrico aqui proposto.

De acordo com a Empresa de Pesquisa Energética (EPE), em sua nota técnica DEA 03/11, a previsão do consumo de energia elétrica para a classe residencial foi pautada na utilização de um modelo técnico-econômico de simulação paramétrica específico do tipo *bottom-up*, denominado MSR. O referido modelo contemplou a análise dos usos finais da eletricidade nos equipamentos eletrodomésticos, bem como em premissas básicas (cenário econômico, cenário demográfico, resultados dos estudos prospectivos setoriais).

Achão (2003) destaca que a referida metodologia mostra-se adequada à análise da eficiência energética à medida que incorpora explicitamente os diferentes usos finais, o cenário de expansão da posse e uso dos equipamentos e a análise da substituição. No entanto, a autora ressalta que:

“A elaboração da estrutura de consumo de energia no setor residencial por usos finais é um exercício laborioso e complexo, devido à presença de uma enorme variedade de equipamentos, cuja difusão e tipologia variam no tempo e no espaço, e à dinâmica e aleatoriedade de fatores que condicionam a posse e o uso dos equipamentos. Uma análise detalhada de tais aspectos e, de modo particular, do potencial de eficiência energética existente nos domicílios, requer um enorme conjunto de dados e técnicas relativamente sofisticadas de análise. Assim, quanto maior a disponibilidade de informações confiáveis e mais eficazes as técnicas empregadas no tratamento dos dados, maior a precisão e confiabilidade dos resultados obtidos.” (ACHÃO, 2003, p. 45)

Desta maneira, a aplicação dos modelos técnico-econômicos de uso final, como o MSR, para determinados objetivos, como é o caso da regionalização da demanda de energia, por vezes confronta-se com dificuldades na obtenção de dados com a desagregação adequada.

Pelo exposto, é possível verificar que os resultados obtidos, a partir da metodologia aqui aplicada, vem de maneira oportuna e consistente contribuir para, de uma forma menos complexa e sem necessidade de obtenção de vasta quantidade de dados, auxiliar os tomadores de decisão no que tange à projeção da demanda de energia elétrica para a classe residencial brasileira.

3.2. Análise Demográfica

Na classe residencial são encontradas diversas políticas públicas do setor elétrico brasileiro (LEON *et. al*, 2005), como, por exemplo: a promulgação da Resolução Aneel nº 223/2003 à qual institui metas de universalização do atendimento de novas unidades consumidoras com carga instalada de até 50 kW; o programa do Governo Federal “Luz para Todos”, criado em novembro de 2003 objetivando levar energia elétrica à lares brasileiros que permanecem sem acesso a uma fonte confiável e permanente de eletricidade; os subsídios às unidades consumidoras habitadas por famílias de baixa renda; dentre outras políticas.

As considerações acima corroboram a importância de se adotar técnicas econométricas aliadas à demográfica, uma vez que possibilitam a formação de um ferramental mais apropriado e completo tanto aos formuladores de políticas econômicas, quanto aos agentes tomadores de decisões.

3.2.1. Projeções da Taxa de Chefia por faixa etária e sexo

As taxas de chefia estimadas nos censos 1970, 1980, 1991, 2000 e 2010 podem ser dispostas em tabelas de contingência, conforme ilustrado nas tabelas 14 e 15 para as populações masculina e feminina, na quais as linhas caracterizam as faixas etárias e as colunas os períodos, enquanto as coortes são dispostas nas diagonais da tabela.

Tabela 9: Taxa de Chefia por idade, período e coorte da população masculina

Idade	Períodos				
	1970	1980	1990	2000	2010
10 a 19	1,06%	1,50%	1,45%	1,39%	2,12%
20 a 29	44,15%	48,76%	41,83%	37,44%	29,56%
30 a 39	85,87%	87,54%	80,84%	73,99%	57,82%
40 a 49	91,75%	93,13%	90,44%	84,01%	68,07%
50 a 59	93,77%	94,61%	92,45%	87,87%	72,94%
60 a 69	92,47%	92,91%	91,76%	88,30%	76,45%
70 +	79,52%	85,83%	84,65%	81,92%	72,63%

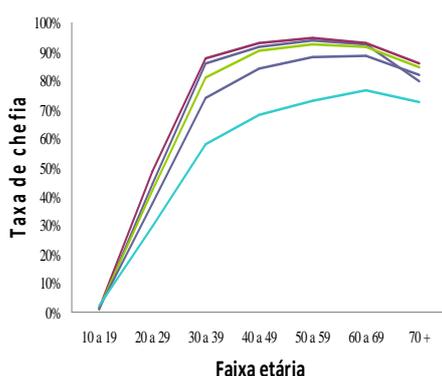
Fonte: Dados da Pesquisa

Tabela 10: Taxa de Chefia por idade, período e coorte da população feminina

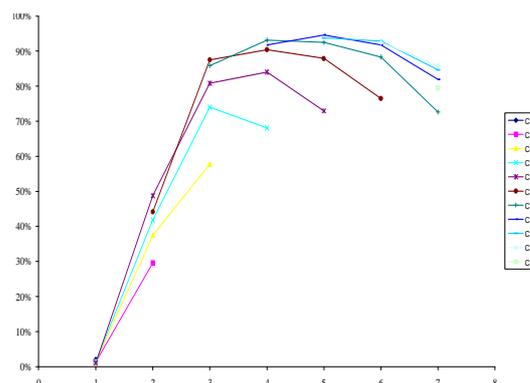
Idade	Períodos				
	1970	1980	1990	2000	2010
10 a 19	0,33%	0,68%	0,31%	0,53%	2,53%
20 a 29	3,40%	5,63%	4,31%	7,30%	16,98%
30 a 39	7,29%	9,39%	10,74%	16,13%	29,27%
40 a 49	13,25%	15,13%	17,71%	24,60%	36,12%
50 a 59	20,58%	22,19%	25,28%	31,61%	42,12%
60 a 69	26,82%	30,38%	33,30%	39,97%	48,78%
70 +	27,58%	34,69%	38,08%	44,73%	51,62%

Fonte: Dados da Pesquisa

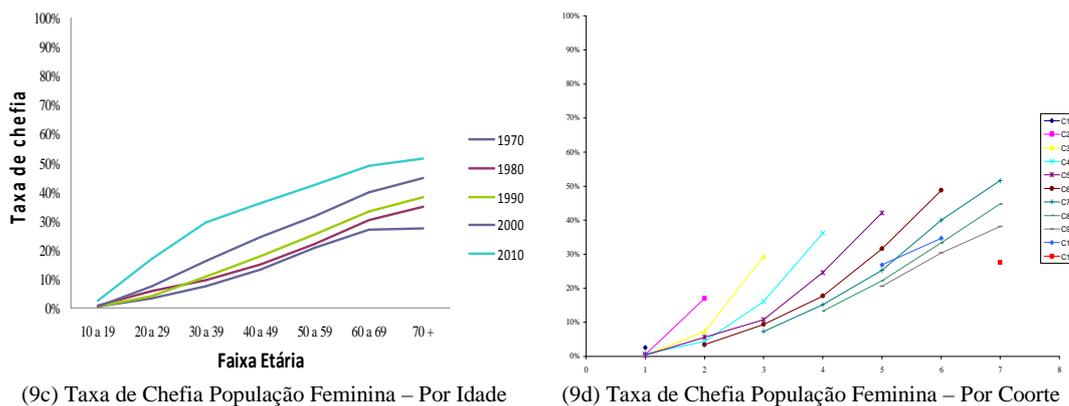
Uma forma fácil de identificar estruturas nas tabelas de contingência 14 e 15 e interpretar as dinâmicas da taxa de chefia nas populações masculina e feminina ao longo de quase 40 anos, consiste na análise pictórica dos diagramas ilustrados nas figuras 9a, 9b, 9c e 9d.



(9a) Taxa de Chefia População Masculina – Por Idade



(9b) Taxa de Chefia População Masculina – Por Coorte



Fonte: Elaboração Própria do Autor

Figura 1: Dinâmica da taxa de Chefia nas populações masculina e feminina

Conforme indicado nas figuras acima é possível perceber que a taxa de chefia aumenta com a idade em ambas as populações, porém, é perceptível que a população masculina vem diminuindo sua taxa de chefia ao longo dos anos, ao passo que a população feminina vem ganhando maior representatividade na chefia dos domicílios.

Nas figuras (9b e 9d) cada curva representa uma coorte de nascimento para os homens e para as mulheres respectivamente. Cada curva mostra a evolução da taxa de chefia de domicílios em um grupo de indivíduos nascidos em uma determinada coorte. No caso das mulheres, a figura 8d mostra que dentro de uma mesma faixa etária, as coortes mais novas apresentam maiores taxas de chefia. Entre os homens a dinâmica é invertida, mostrando que para a mesma faixa etária as coortes mais novas apresentam menores taxas de chefia.

3.2.2.

Projeção da Taxa de Chefia da população masculina e feminina

Na sequência, com auxílio do software estatístico R (<http://www.r-project.org>), foram estimados os modelos lineares generalizados segundo as especificações de Poisson e Logística (AGRESTI, 2002), cujos coeficientes são as estimativas dos efeitos idade-período-coorte, conforme descrito na subseção 2.2.1.

A seguir, nas tabelas 16 e 17 são apresentadas as estimativas dos efeitos idade-período-coorte para a população masculina e feminina, respectivamente. Uma interpretação de melhor entendimento destes resultados pode ser alcançada através da análise atenta das figuras (10a, 10b, 10c, 10d, 10e, 10f), para o caso particular masculino, e das figuras (11a, 11b, 11c, 11d, 11e, 11f) para a

população feminina, pois a partir delas pode-se inferir algumas tendências para a evolução da taxa de chefia ao longo do tempo (Efeito Período), nas diferentes faixas etárias (Efeito Idade) e nas coortes de nascimento (Efeito Coorte).

Tabela 11: Estimativas dos Efeitos idade-período-coorte para a população masculina

Efeito		Modelo de Poisson	Modelo Logístico
Intercepto	μ	-0,229***	1,357***
Coorte	1 λ_1	-0,055***	-2,101
	2 λ_2	-0,725***	-2,870*
	3 λ_3	-0,592***	-2,892**
	4 λ_4	-0,445***	-2,660**
	5 λ_5	-0,321***	-2,260**
	6 λ_6	-0,235***	-1,641**
	7 λ_7	-0,161***	-1,044*
	8 λ_8	-0,107***	-0,652
	9 λ_9	-0,051***	-0,317
Período	1980 β_2	0,102***	0,600***
	1990 β_3	0,118***	0,756**
	2000 β_4	0,144***	0,789
	2010 β_5	0,052***	0,436
Idade	10 a 19 α_1	-3,620***	-3,523***
	20 a 29 α_2	-0,309***	0,193
	30 a 39 α_3	0,226***	1,537**
	40 a 49 α_4	0,236***	1,714***
	50 a 59 α_5	0,190***	1,520***
	60 a 69 α_6	0,131***	0,996***

Significativos ao nível de 1% (***) , 5% (**) e 10% (*)

Modelo de Poisson: Deviance³ (G^2) = 91.000.537 (valor $p < 2.2e-16$) , Pseudo $R^2 = 0,9994$

Modelo de Regressão logística: Estatística F = 533,2 (valor $p < 2.2e-16$), $R^2 = 0,9985$

Fonte: Dados da Pesquisa

Na tabelas 16 e 17, as estatísticas Deviance (AGRESTI, 2002) e F são utilizadas para testar as seguintes hipóteses:

H_0 : todos os coeficientes de regressão são nulos

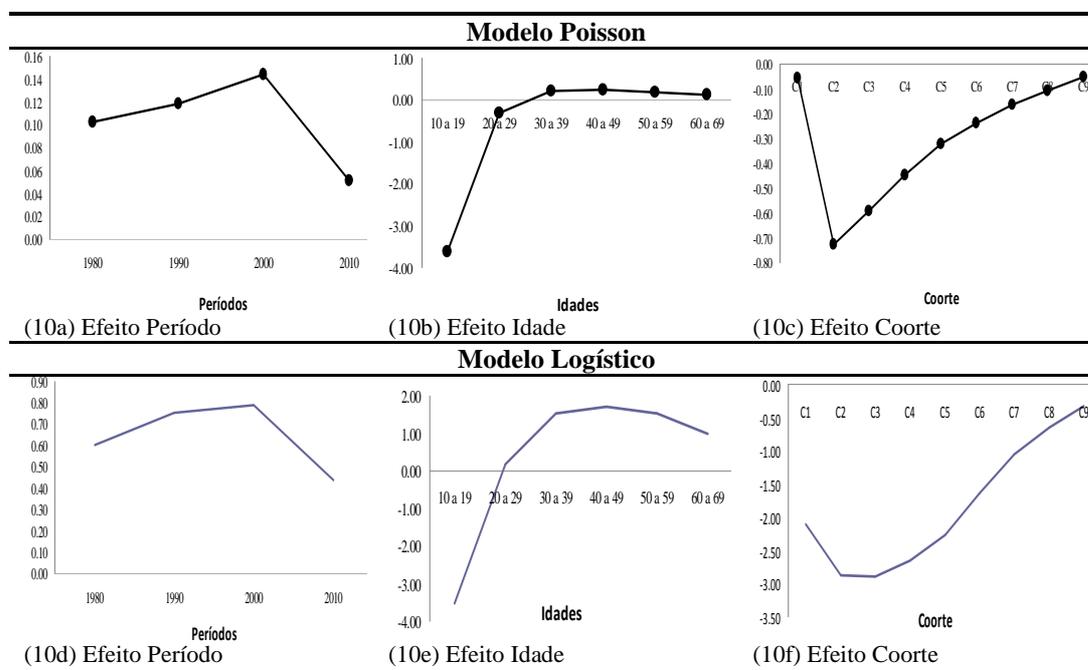
H_1 : pelo menos um dos coeficientes de regressão é diferente de zero

Os resultados das estatísticas permitem rejeitar a hipótese nula aos níveis de significância usuais, logo as regressões estimadas têm significância estatística. O valor elevado para o coeficiente de determinação R^2 e seu equivalente para o modelo de Poisson - Pseudo R^2 (AGRESTI, 2002) refletem a boa qualidade das equações ajustadas.

No caso da população masculina, os resultados obtidos pelas diferentes especificações sugerem as mesmas tendências, conforme observado nas

³ AGRESTI (2002)

semelhanças entre os perfis estimados pelos dois modelos (Poisson e Logístico) na figura 10. Os resultados corroboram a redução da taxa de chefia da população masculina ao longo do tempo, conforme explicitado pelo efeito coorte decrescente nas coortes mais novas.



Nota: Cabe mencionar que C1 corresponde a coorte de nascimento 1991 a 2000, C2 a coorte a 1981 a 1990 e assim sucessivamente até a coorte C9 relativa ao período 1911 a 1920.

Figura 2: Comportamento da Taxa de Chefia da população masculina

As figuras acima indicam o comportamento da taxa de chefia ao longo do tempo (Efeito Período), nas diferentes faixas etárias (Efeito Idade) e coortes de nascimento (Efeito Coorte). Os resultados obtidos pelas diferentes especificações indicam as mesmas tendências, conforme observado nas semelhanças entre os perfis estimados pelos dois modelos (Poisson e Logístico). Os resultados corroboram a redução da taxa de chefia da população masculina ao longo do tempo, conforme explicitado pelo efeito coorte decrescente nas coortes mais novas.

Tabela 12: Estimativas dos Efeitos idade-período-coorte para a população feminina

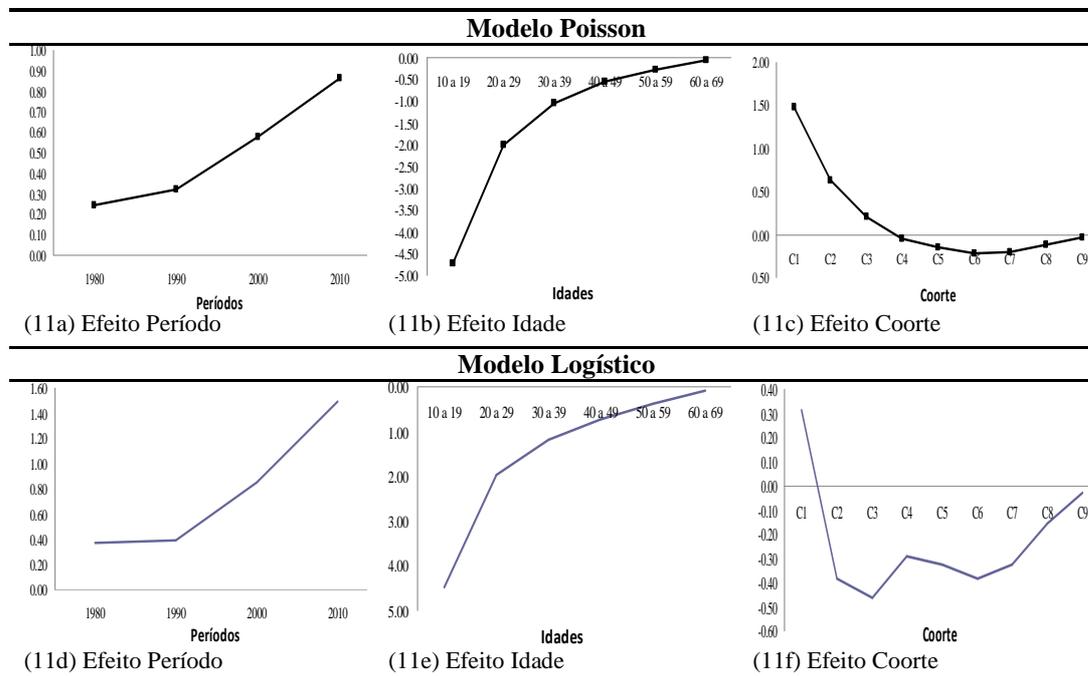
Efeito		Modelo de Poisson	Modelo Logístico
Intercepto	μ	-1,288***	-0,965***
Coorte	1 λ_1	1,471***	0,315
	2 λ_2	0,628***	-0,384
	3 λ_3	0,213***	-0,462
	4 λ_4	-0,048***	-0,294
	5 λ_5	-0,144***	-0,323
	6 λ_6	-0,216***	-0,385
	7 λ_7	-0,209***	-0,323
	8 λ_8	-0,123***	-0,157
	9 λ_9	-0,039***	-0,030
Período	1980 β_2	0,244***	0,368
	1990 β_3	0,320***	0,395
	2000 β_4	0,579***	0,853
	2010 β_5	0,862***	1,491
Idade	10 a 19 α_1	-4,723***	-4,494**
	20 a 29 α_2	-1,992***	-1,965
	30 a 39 α_3	-1,054***	-1,190
	40 a 49 α_4	-0,558***	-0,725
	50 a 59 α_5	-0,268***	-0,368
	60 a 69 α_6	-0,047***	-0,073

Significativos ao nível de 1% (***) , 5% (**) e 10% (*)

Modelo de Poisson: Deviance⁴ (G^2) = 41.754.724 (valor p < 2,2e-16), Pseudo R^2 = 0,9947

Modelo de Regressão logística: Estatística F = 98,28 (valor p = 2,144e-12), R^2 = 0,992

Fonte: Dados da Pesquisa



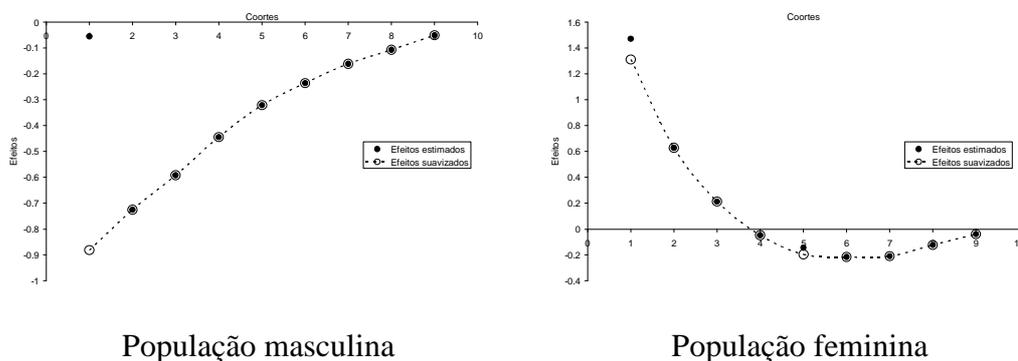
Nota: Cabe mencionar que C1 corresponde a coorte de nascimento 1991 a 2000, C2 a coorte a 1981 a 1990 e assim sucessivamente até a coorte C9 relativa ao período 1911 a 1920.

Figura 3: Comportamento da Taxa de Chefia da população feminina

⁴ AGRESTI (2002)

No caso da população feminina, os modelos de Poisson e Logístico também permitem inferir tendências semelhantes para os efeitos idade, período e coorte. Entretanto, de forma diferente da população masculina, os resultados ilustrados na figura 11 apontam para uma elevação da taxa de chefia da população feminina ao longo do tempo, conforme pode ser visualizado na figura (11f), na qual os valores obtidos para as coortes mais recentes (C1) se mostram bem superiores àqueles verificados nas coortes mais antigas (C9).

Para fins de projeção da taxa de chefia foram adotados os resultados obtidos pelo modelo de Poisson, em função do seu melhor ajuste. Assim, como supracitado na parte metodológica, os efeitos período em 2020 (β_6) e das coortes de nascimento (λ_0) não foram projetados pelo processo de estimação da equação em (2.26b). Tais projeções foram obtidas a partir da extrapolação das tendências das estimativas dos efeitos nas Tabelas 16 e 17 (ABUQRQUE, 2009). Adicionalmente, os efeitos das cortes foram suavizados por meio de polinômios, conforme ilustrado na figura 12:



População masculina

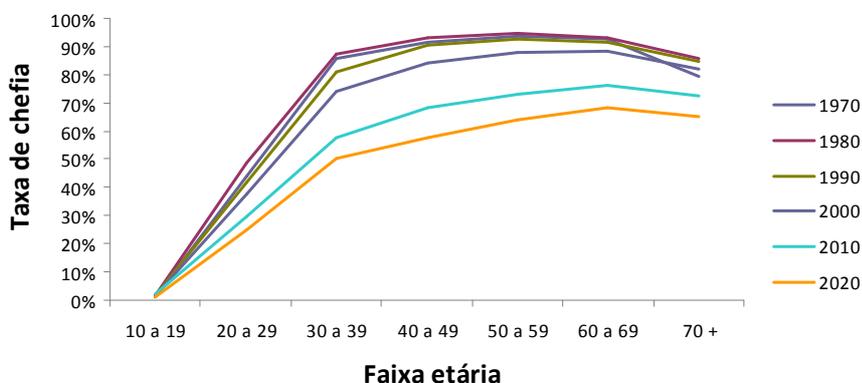
População feminina

Figura 4: Suavização dos efeitos coortes

Desta maneira, tendo todos os efeitos estimados, suavizados e projetados para o ano de 2020, a projeção da taxa de chefia para o grupo de idade i , no ano t ($t=2020$) na coorte K para as populações masculina e feminina podem ser obtidas através da seguinte expressão:

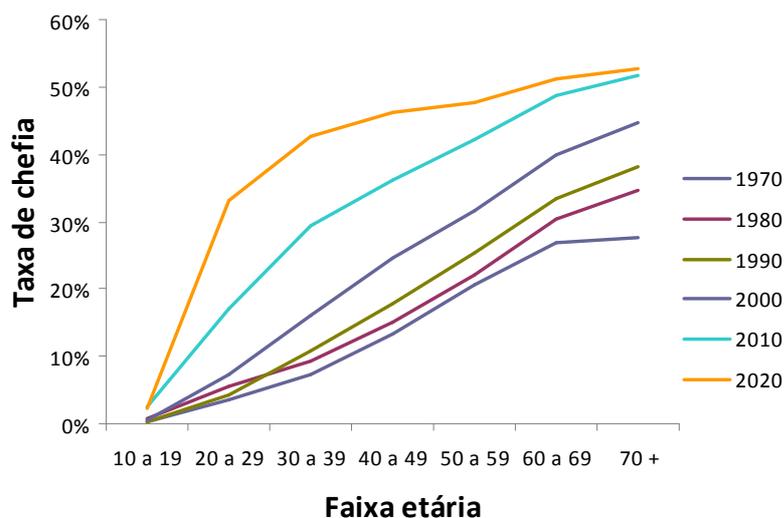
$$\hat{T}_{ijk} = \frac{\hat{H}_{ijk}}{P_{ijk}} = \exp(\mu + \alpha_i + \beta_j + \gamma_k) \quad (3.6)$$

A seguir, nas figuras 13 e 14 são apresentadas as projeções da Taxa de Chefia para as populações masculina e feminina de 2020 em conjunto com as respectivas estimativas censitárias do período compreendido de 1970 a 2010.



Fonte: Elaboração Própria do Autor

Figura 5: Projeção da Taxa de Chefia para a população masculina no ano de 2020



Fonte: Elaboração Própria do Autor

Figura 6: Projeção da Taxa de Chefia para a população feminina no ano de 2020

3.2.3. Projeção do número de domicílios

As taxas de chefia projetadas para as populações masculina e feminina são apresentadas nas tabelas 18 e 19 com as respectivas projeções da população com mais 10 anos de idade em 2020. Na tabela 20, a projeção do número total de domicílios ocupados é a soma das projeções de domicílios chefiados por homens e mulheres apresentados na mesma tabela.

Tabela 13: Taxa de chefia da população masculina

Idade	População Masculina		Taxa de Chefia	
	2010 (Censo)	2020 (Projeção)	2010 (Censo)	2020 (Projeção)
10-19	17.284.281	16.388.809	2,12%	0,92%
20-29	17.091.224	16.613.242	29,56%	25,12%
30-39	14.484.322	17.032.453	57,82%	50,15%
40-49	12.012.582	14.062.774	68,07%	57,89%
50-59	8.737.339	11.400.758	72,94%	64,03%
60-69	5.265.100	7.268.722	76,45%	68,33%
70+	3.891.011	5.087.113	72,63%	65,29%
Total	78.765.859	87.853.871	-	-

Fonte: Elaboração Própria do Autor

Tabela 14: Taxa de chefia da população feminina

Idade	População Feminina		Taxa de Chefia	
	2010 (Censo)	2020 (Projeção)	2010 (Censo)	2020 (Projeção)
10-19	16.873.352	15.949.698	2,53%	2,15%
20-29	17.258.382	16.413.090	16,98%	33,02%
30-39	15.148.769	17.259.657	29,27%	42,67%
40-49	12.830.134	14.665.616	36,12%	46,26%
50-59	9.679.284	12.771.552	42,12%	47,66%
60-69	6.084.830	8.832.669	48,78%	51,22%
70+	5.349.656	7.133.295	51,62%	52,66%
Total	83.224.407	93.025.577	-	-

Fonte: Elaboração Própria do Autor

Tabela 15: Projeções do número de domicílios ocupados

Idade	Chefiados por Homens		Chefiados por Mulheres	
	2010 (Censo)	2020 (Projeção)	2010 (Censo)	2020 (Projeção)
10-19	366.896	150.270	426.290	343.133
20-29	5.051.504	4.174.032	2.930.518	5.420.356
30-39	8.375.200	8.542.527	4.434.120	7.363.934
40-49	8.177.260	8.141.092	4.634.816	6.784.905
50-59	6.372.957	7.299.515	4.077.258	6.086.924
60-69	4.025.261	4.966.760	2.968.342	4.523.724
70+	2.825.865	3.321.320	2.761.730	3.756.225
Total	35.194.943	36.595.516	22.233.074	34.279.261

Fonte: Elaboração Própria do Autor

Portanto, segundo as projeções apresentadas verifica-se que os domicílios chefiados por homens e mulheres em 2020 totalizarão 70.874.777 domicílios ocupados. Ao aplicar a equação (2.28), apresentada na parte metodológica, foi possível obter a projeção de 5.478.620 domicílios de uso ocasional para 2020. Portanto, para o ano de 2020 são projetados 76.353.397 domicílios potencialmente consumidores de energia elétrica.

3.2.4.

Projeção do número de unidades consumidoras da classe residencial

A partir das metas de universalização estabelecidas na Resolução ANEEL 223/2003 pode-se esperar que o fornecimento de energia elétrica esteja universalizado (taxa de atendimento igual 100%) ao final do ano de 2015 em todo o Brasil. Assim, as projeções do número de domicílios a partir do ano de 2015 indicam também o total de unidades consumidoras residenciais ligadas à rede. Contudo, para o intervalo entre 2011 e 2015 admite-se que a taxa de atendimento deverá crescer linearmente de 92,2% em 2010 até a universalização (100%). Assim, o total de unidades consumidoras (NC_t) em 1º de julho de cada ano t do período 2011/2015 é estimado com base na seguinte equação:

$$NC_t = ND_t \times TA_t \quad (3.7)$$

Onde ND_t é o total de domicílios projetados para o ano t e TA_t é a taxa de atendimento no ano t . Na tabela 21 são apresentadas as projeções de unidades consumidoras, domicílios e taxa de atendimento em 1º de julho de cada ano ao longo do período 2011/2020.

Tabela 16: Projeções de Unidades Consumidoras, Domicílios e Taxa de Atendimento

Ano	Nº de domicílios	Nº de unidades consumidoras	Taxa de atendimento
2011	62.728.713	58.776.804	93,7%
2012	64.115.081	61.101.672	95,3%
2013	65.523.701	63.492.466	96,9%
2014	66.958.204	65.886.873	98,4%
2015	68.422.551	68.422.551	100,0%
2016	69.921.026	69.921.026	100,0%
2017	71.458.245	71.458.245	100,0%
2018	73.039.147	73.039.147	100,0%
2019	74.669.001	74.669.001	100,0%
2020	76.353.397	76.353.397	100,0%

Fonte: Elaboração Própria do Autor

3.3.

Método do Índice de Divisia de Média Logarítmica I (LMDI I)

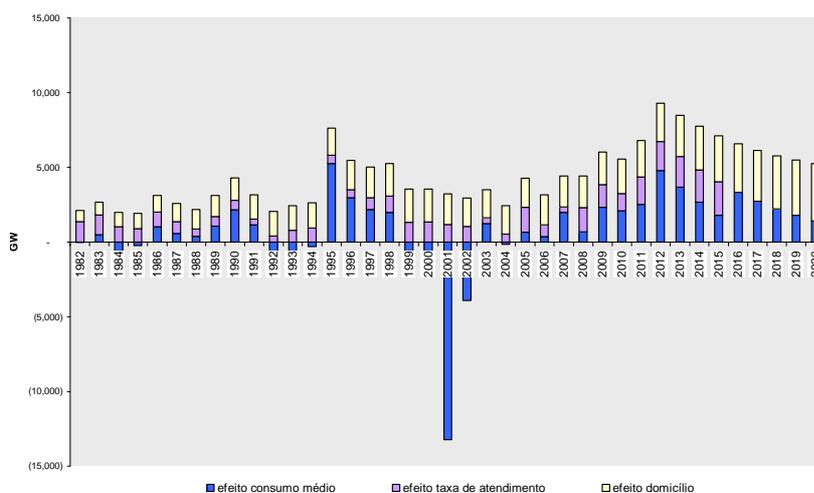
Realizadas as previsões para o consumo de energia elétrica para a classe residencial (Modelagem Econométrica) e a projeção do número de domicílios que serão atendidos no decorrer dos anos 2011 a 2020 (Modelagem Demográfica) faz-se necessário uma análise da dinâmica do consumo de energia elétrica para a classe residencial desde 1980. Para tanto, buscou-se aplicar o método de

decomposição do índice de Divisia de média logarítmica (*Logarithmic Mean Divisia Index I – LMDI I* (Ang, 2004) visando quantificar as contribuições das variações do consumo médio, da taxa de atendimento e do número de domicílios para a variação total do consumo de eletricidade na classe residencial.

Para Leon e Pessanha (2005), cada efeito representa a contribuição de uma variável explicativa na variação do consumo de energia elétrica da classe residencial entre $t-1$ e t . Assim, neste trabalho o efeito consumo médio mediu a variação do consumo total de energia elétrica residencial explicada pelo incremento do consumo em cada unidade consumidora. O efeito taxa de atendimento possibilitou verificar o impacto sobre o consumo total decorrente da penetração do serviço de energia elétrica nos lares brasileiros. E, por fim, o efeito domicílio captou a variação do consumo de energia elétrica originada a partir da entrada líquida de novas unidades consumidoras no mercado.

Inicialmente, a fim de facilitar a compreensão dos resultados obtidos a partir da implementação do método LMDI I, cabe aqui lembrar que quando um efeito possui valor positivo, significa dizer que a variável explicativa subjacente contribui para aumentar o consumo de energia elétrica naquele período. Ao passo que, quando o valor verificado é negativo, a contribuição da variável explicativa é no sentido de reduzir o valor do consumo.

Na figura 16 é apresentada a decomposição das variações do consumo de energia elétrica no setor residencial brasileiro para o período compreendido entre 1980 e 2020 de forma anual, sobre os três efeitos.



Fonte: Elaboração Própria do Autor

Figura 7: Decomposição das variações do consumo residencial de energia elétrica, Brasil: 1980-2020 (GW)

A partir da análise da figura 16, é interessante observar que os efeitos domicílio e taxa de atendimento contribuem de maneira positiva para a demanda residencial de energia elétrica na maior parte do período estudado e refletem o crescimento do mercado atendido. Contudo, é perceptível também que a partir do ano de 2016 o efeito taxa de atendimento apresenta-se nulo, pois segundo as metas estabelecidas na resolução da Aneel nº 223/2003 a partir do ano de 2015 o atendimento de novas unidades consumidoras com carga instalada de até 50 kW deverá estar universalizado. No que tange ao efeito consumo médio é possível constatar que o mesmo apresenta um caráter oscilatório, às vezes contribuindo de maneira expressiva para a elevação do consumo de energia elétrica e, em outros momentos, participando de forma negativa, como no período do racionamento de 2001-2002.

O aumento no consumo de energia elétrica para a classe residencial brasileira durante os anos de 1980 a 1994 pode ser justificado, em sua maior parte, pela agregação de novos consumidores (Efeito Domicílio), em decorrência da rápida expansão do número de domicílios com taxas superiores ao crescimento populacional.

O início da década de 1990 foi marcado pela adoção dos Planos Collor, os quais objetivavam controlar a inflação e estabilizar a economia. Neste sentido, os referidos planos reduziram a liquidez e, conseqüentemente, a disponibilidade de renda das famílias (ver figura 4 – seção 1). Adicionado a isto, a partir de 1993, as tarifas de energia elétrica aos usuários finais, dentre eles os consumidores residenciais, passaram a sofrer reajustes periódicos dentro de um processo conhecido como desqualização tarifária⁵ (MONTALVÃO, 2009). Tais fatos conduziram a uma retração do consumo por domicílio, sobretudo, durante o período compreendido entre 1992 e 1994 (redução no Efeito Consumo Médio).

Com a implantação do Plano Real (1994) as condições econômicas se apresentavam mais favoráveis, sobretudo no que tange a ampliação das condições de crédito, originando uma elevação nas vendas de eletrodomésticos, bem como uma imediata recuperação do consumo de eletricidade nos domicílios. De fato, conforme discutido em Schaeffer *et al.* (2003), a estabilização dos preços, a

5 Conforme o artigo 13 da Lei 8.987/1995 “as tarifas poderão ser diferenciadas em função das características técnicas e dos custos específicos provenientes do atendimento aos distintos segmentos de usuários.”

valorização da moeda e o aumento real do salário mínimo decorrentes do Plano Real, contribuíram de forma significativa para a diminuição da pobreza, redistribuição de renda, além de uma elevação do poder aquisitivo da população brasileira entre os anos de 1994 a 1998. O cenário positivo supracitado acabou por desencadear uma elevação no consumo médio residencial de energia elétrica, conforme apresentado na figura 16 (Efeito Consumo Médio positivo). Assim, para os anos 1995 a 1998, o referido aumento do consumo pode ser explicado pela agregação de novos consumidores (Efeito Domicílio positivo) com a expressiva contribuição do efeito consumo médio.

De acordo com Tolmasquim, Gorini e Campos (2002) *apud* Achão (2009), no decorrer dos anos 1995 a 2001 as tarifas residenciais de energia elétrica continuavam sendo oneradas com aumentos sistemáticos de tributos e encargos setoriais. Em termos nominais, a elevação das tarifas se dava na ordem dos 136% enquanto que em termos reais, aproximadamente 40%. Adicionalmente, o aumento da taxa de desemprego e o acirramento da competitividade na iniciativa privada acabaram por ocasionar uma redução em torno de 11% do rendimento médio do trabalho nas principais regiões metropolitanas para os referidos anos. Como consequência, este aumento das tarifas residenciais conjugada à queda dos rendimentos propiciaram novas reduções no consumo residencial médio a partir de 1999, como pode ser visualizada a partir do efeito consumo médio no mesmo ano.

Ainda na figura 16 é possível destacar duas peculiaridades no que tange aos efeitos consumo médio e domicílio para o período 2001 e 2002. A restrição na oferta de energia presenciada neste período fez com que o país vivenciasse um severo racionamento, quando os domicílios brasileiros localizados nas regiões Norte, Nordeste, Centro-Oeste e Sudeste se viram obrigados a reduzir o uso da eletricidade (Efeito Consumo Médio negativo). Além disso, para o ano de 2001, o incremento no efeito domicílio verificado se deu em grande parte pelo desmembramento de faturas de energia elétrica de consumidores residenciais que, até o momento, utilizavam um único medidor para registrar o consumo de um conjunto de famílias, sobretudo, em comunidades de baixa renda. Conforme estudo realizado pela EPE (2008b) a partir das metas de consumo impostas pelo governo em razão do racionamento, as empresas passaram a registrar um número

considerável de solicitações para desmembramento de faturas e instalações de novos medidores.

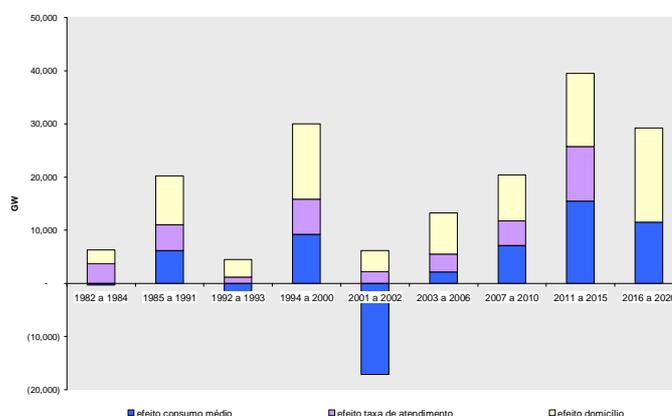
O período pós-acionamento é caracterizado na figura 16 pela inclusão de novos consumidores (Efeito Domicílio positivo), pela elevação da taxa de atendimento em virtude dos esforços para a universalização do atendimento aos domicílios brasileiros até o ano de 2015 (Efeito Taxa de Atendimento positiva) e por uma elevação no consumo médio (Efeito Consumo Médio positivo).

O rápido crescimento do número de domicílios, caracterizado, sobretudo, pela proliferação dos domicílios unipessoais (ALVES, 2004), é um dos fatores responsável pela ampliação do efeito domicílio ilustrado na figura 15.

A partir do ano 2004, a recuperação dos rendimentos familiares vis-à-vis as tarifas residenciais de energia elétrica vem contribuindo para o processo de retomada do consumo residencial médio, uma vez que favorecem e incentivam os consumidores a adquirirem e utilizarem mais eletrodomésticos em seus domicílios. Tais observações estão refletidas no efeito consumo médio conforme indicado na figura 15.

Entretanto, é importante salientar que apesar da melhoria na renda verificada nos últimos anos (figura 4 – seção 1) e da redução das tarifas que vem ocorrendo desde 2004, fatores importantes para uma maior utilização da energia elétrica nos domicílios, verifica-se que o consumo residencial médio ainda não retornou aos patamares anteriores ao racionamento (figura 3 – seção 1).

As considerações das análises históricas descritas acima também podem ser visualizadas a partir da agregação temporal (LEON & PESSANHA, 2005) dos efeitos conforme ilustrado na figura 17, a seguir.



Fonte: Elaboração Própria do Autor

Figura 8: Agregação temporal dos Efeitos Consumo Médio, Taxa de Atendimento e Domicílio.

O comportamento dos efeitos após o ano de 2010 refletem as premissas adotadas nos cenários macroeconômicos (variáveis explicativas no modelo econométrico), bem como na projeção demográfica.