

4

Análise dos Dados

4.1

Banco de Dados

Os dados foram obtidos através de um “Pesquisa de Satisfação do Consumidor e Posse de Eletrodomésticos e Hábitos de Consumo – Segmento Residencial”, encomendada pela AMPLA (antiga Cerj – Companhia de Eletricidade do Estado do Rio de Janeiro) à PUC-Rio – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. A pesquisa, objeto de um projeto de P&D, foi realizada em quatro etapas, ao longo do ano de 2004, denominadas ondas. A primeira fase da pesquisa de campo (onda 1) foi realizada nos meses de janeiro e fevereiro, a onda 2 nos meses de maio e junho, a onda 3 nos meses de agosto e setembro e a onda 4 nos meses de novembro e dezembro. Os dados referentes a variável média do consumo de energia elétrica (em kWh) de cada entrevistado no ano de 2004 foram fornecidas pela concessionária AMPLA.

Os dados foram armazenados pela equipe do Nec (Núcleo de Estatística Computacional) da PUC-Rio, utilizando o software *Microsoft Access*. A partir dos bancos de dados em *Access*, então se partiu para a manipulação dos dados para elaboração da matriz de dados, etapa esta realizada através dos softwares, *Microsoft Access*, *Microsoft Excel*, *Spss* e *R*, sendo este último o escolhido para a realização dos cálculos e análise dos dados. A escolha do software *R* deve-se principalmente a sua flexibilidade e por ser um software gratuito.

4.2

Caracterização da Amostra

Como citado anteriormente, a pesquisa foi realizada em quatro etapas, totalizando 1459 entrevistados divididos em 38 municípios da área de concessão da AMPLA. As tabelas a seguir mostram o plano amostral (tabela 4.2.1) por fase da pesquisa (onda) e por município (tabela 4.2.2).

Etapa da pesquisa	Tamanho da amostra (N)	% do total
Onda 1	424	29,1%
Onda 2	340	23,3%
Onda 3	439	30,1%
Onda 4	256	17,5%
Total	1459	100,0%

Tabela 4.2.1 – número de pesquisados por fase (onda)

Código do Município	Município	Tamanho da amostra (N)	% do total
01	Angra dos Reis	10	0,7
02	Araruama	33	2,3
03	Arraial do Cabo	15	1,0
04	Bom Jardim	9	0,6
05	Búzios	9	0,6
06	Cabo Frio	39	2,7
07	Campos	163	11,2
08	Conceição de Macabú	7	0,5
09	Carapebus	10	0,7
10	Cardoso Moreira	4	0,3
11	Casimiro de Abreu	10	0,7
12	Duas Barras	9	0,6
13	Duque de Caxias	37	2,5
14	Iguaba Grande	11	0,8
15	Itaboraí	61	4,2
16	Itaocara	10	0,7
17	Itatiaia	10	0,7
18	Macaé	34	2,3
19	Magé	5	0,3
20	Mangaratiba	22	1,5
21	Miracema	8	0,5
22	Niterói	231	15,8
23	Paraty	10	0,7
24	Petrópolis	95	6,5
25	Porto Real	15	1,0
26	Resende	23	1,6
27	São Fidélis	7	0,5
28	S. F. Itabapoana	15	1,0
29	São Gonçalo	461	31,6
30	São Pedro da Aldeia	9	0,6
31	Saquarema	12	0,8
32	Silva Jardim	1	0,1
33	Santa Maria Madalena	6	0,4
34	Santo Antônio de Pádua	5	0,3
35	Tanguá	1	0,1
36	Teresópolis	41	2,8
37	Trajano de Moraes	11	0,8
Total	*****	1459	100%

Tabela 4.2.2 – plano amostral

Estatísticas descritivas como quantidade média, quantidade máxima, quantidade mínima e quantidade mediana de moradores, de cada tipo de equipamento elétrico presente nos domicílios e ainda a média, o máximo, o mínimo e a mediana do consumo de energia elétrica em kWh são apresentadas na tabela 4.2.3 a seguir.

Variável	Média	Mínimo	Máximo	Mediana
Consumo médio em kWh em 2004	174.7	1.0	1500.0	135.0
Computador	0.2248	0.0	5.0	0.0
Impressora	0.1700	0.0	3.0	0.0
Ar condicionado	0.2947	0.0	4.0	0.0
TV	1.375	0.0	5.0	1.0
Refrigerador uma porta	0.7731	0.0	3.0	1.0
Refrigerador duas portas	0.2180	0.0	1.0	0.0
Aparelho de som	0.706	0.0	5.0	1.0
Rádio	0.3653	0.0	5.0	0.0
Vídeo Cassete	0.4181	0.0	4.0	0.0
Dvd	0.1316	0.0	4.0	0.0
Vídeo game	0.0891	0.0	3.0	0.0
Ferro de passar	0.928	0.0	3.0	1.0
Máquina de lavar roupas	0.5744	0.0	2.0	1.0
Máquina de lavar louças	0.0192	0.0	1.0	0.0
Secadora de roupas	0.0144	0.0	1.0	0.0
Microondas	0.2296	0.0	1.0	0.0
Forno elétrico	0.0898	0.0	2.0	0.0
Liquidificador	0.7889	0.0	3.0	1.0
Batedeira	0.3413	0.0	3.0	0.0
Cafeteira	0.2721	0.0	2.0	0.0
Panela elétrica	0.0021	0.0	1.0	0.0
Exaustor	0.0576	0.0	2.0	0.0
Ventilador/Circulador	1.687	0.0	12.0	2.0
Aquecedor	0.0096	0.0	2.0	0.0
Enceradeira	0.0459	0.0	1.0	0.0
Aspirador de pó	0.0960	0.0	1.0	0.0
Bomba de água	0.2714	0.0	3.0	0.0
Torneira elétrica	0.0041	0.0	2.0	0.0
Hidromassagem	0.0034	0.0	1.0	0.0
Vaporeto	0.0048	0.0	1.0	0.0
Pressurizador vap	0.0048	0.0	1.0	0.0
Máquina de costura	0.1199	0.0	5.0	0.0
Freezer	0.2084	0.0	3.0	0.0
Lâmpada incandescente 25W	0.1844	0.0	13.0	0.0
Lâmpada incandescente 40W	0.4558	0.0	18.0	0.0
Lâmpada incandescente 60W	3.9420	0.0	29.0	4.0
Lâmpada incandescente 100W	0.2961	0.0	19.0	0.0
Lâmpada incandescente 150W	0.0130	0.0	8.0	0.0
Lâmpadas incandescentes	4.8910	0.0	29.0	5.0
Lâmpada fluorescente tubular 20W	0.5278	0.0	30.0	0.0
Lâmpada fluorescente tubular 40W	0.3016	0.0	12.0	0.0
Lâmpada fluorescente compacta	2.307	0.0	29.0	0.0
Lâmpada fluorescente circular	0.0816	0.0	18.0	0.0
Lâmpadas fluorescentes	3.218	0.0	42.0	0.0
Lâmpada dicroica	0.0870	0.0	18.0	0.0
Outros tipos de lâmpadas	0.0459	0.0	15.0	0.0
Chuveiro	0.841	0.0	5.0	1.0
Morador	3.12	0.0	10.0	3.0

Tabela 4.2.3 – Estatísticas descritivas das variáveis do modelo.

4.3

Seleção das Variáveis

O modelo de regressão linear utilizado neste trabalho tem como a variável dependente o consumo médio de energia elétrica em kWh das residências durante o ano de 2004 e como variáveis independentes às quantidades existentes de diversos tipos de equipamentos elétricos nas residências. Entretanto, a diversidade de equipamentos elétricos é grande tornando necessário à utilização de algum método de seleção de variáveis para diminuir a dimensão da matriz de dados reduzindo assim a possibilidade de ocorrência situações indesejadas como a multicolinearidade.

Existem na literatura diferentes métodos para a seleção das variáveis a serem utilizadas em um modelo. Contudo, nenhum desses métodos pode ser considerado “perfeito”.

Visando então um resultado mais satisfatório fez-se uso em conjunto dos resultados de mais de um método. A seleção final das variáveis a compor o modelo levou em consideração os resultados obtidos pelos métodos *stepwise*¹, *Akaike Information Criterion*²(AIC) e ainda aplicações anteriores de outros autores da metodologia Análise Condicionada da Demanda.

A seleção de variáveis tomando-se por base trabalhos anteriores de outros autores, como por exemplo SILVA e ARAUJO (2005), é útil para comparar os resultados deste com outros trabalhos. Ainda, observadas as diferenças na aplicação do método e os resultados em cada trabalho pode-se aperfeiçoar o método.

A tabela 4.3.1 a seguir exhibe as variáveis selecionadas pelo método *stepwise*.

¹ O método *stepwise* foi descrito no capítulo 2.

² O AIC foi descrito no capítulo 2.

Variável	Descrição
Lâmpadas até 25W	Quantidade de lâmpadas de até 25W na residência
Lâmpadas de 40W	Quantidade de lâmpadas de 40W na residência
Lâmpadas de 60W	Quantidade de lâmpadas de 60W na residência
Lâmpadas de 100W ou mais	Quantidade de lâmpadas de 100W ou mais na residência
Refrigerador 2 portas	Quantidade de refrigerador de 2 portas na residência
Freezer	Quantidade de freezer na residência
Tv	Quantidade de tv na residência
Microcomputador	Quantidade de microcomputador na residência
Vídeo / Dvd	Quantidade de aparelhos de vídeo e/ou dvd na residência
Chuveiro	Quantidade de chuveiro na residência
Ar	Quantidade de ar condicionado na residência
Ventilador/circulador	Quantidade de ventilador/circulador na residência
Bomba de água	Quantidade de bomba de água na residência
Máquina de costura	Quantidade de máquina de costura na residência

Tabela 4.3.1 – Variáveis selecionadas para o modelo pelo método *Stepwise* do software SPSS.

Na próxima tabela (4.3.2) pode-se visualizar os resultados obtidos pelo método de seleção de variáveis denominado *Akaike Information Criterion*, cujo resultado apresentou as mesmas variáveis obtidas pelo método *stepwise* acrescidas de mais algumas (ver na tabela 4.3.2 a seguir as variáveis marcadas com *).

Variável	Descrição
Lâmpadas até 25W	Quantidade de lâmpadas de até 25W na residência
Lâmpadas de 40W	Quantidade de lâmpadas de 40W na residência
Lâmpadas de 60W	Quantidade de lâmpadas de 60W na residência
Lâmpadas de 100W ou mais	Quantidade de lâmpadas de 100W ou mais
Refrigerador 2 portas	Quantidade de refrigerador de 2 portas na residência
Freezer	Quantidade de freezer na residência
Tv	Quantidade de tv na residência
Microcomputador	Quantidade de microcomputador na residência
Vídeo / Dvd	Quantidade de aparelhos de vídeo e/ou dvd na residência
Chuveiro	Quantidade de chuveiro na residência
Ar	Quantidade de ar condicionado na residência
Ventilador/circulador	Quantidade de ventilador/circulador na residência
Forno de microondas*	Quantidade de microondas na residência
Forno elétrico*	Quantidade de forno elétrico na residência
Torneira elétrica*	Quantidade de torneira elétrica na residência
Aquecedor*	Quantidade de aquecedor na residência
Vap*	Quantidade de pressurizador “vap” na residência
Vaporeto*	Quantidade de “vaporeto” na residência
Bomba de água	Quantidade de bomba de água na residência
Máquina de costura	Quantidade de máquina de costura na residência

Tabela 4.3.2 – Variáveis selecionadas para o modelo pelo método AIC do software R.

Finalmente, de posse dos resultados dos dois métodos *Stepwise* e *Akaike Information Criterion*, analisando outros autores, e ainda o percentual de posse³ dos diversos equipamentos nos domicílios, chegou-se a um modelo formado pelas variáveis independentes apresentadas na tabela 4.3.3 a seguir.

Variável	Descrição
Lâmpadas até 25W	Quantidade de lâmpadas de até 25W na residência
Lâmpadas de 40W	Quantidade de lâmpadas de 40W na residência
Lâmpadas de 60W	Quantidade de lâmpadas de 60W na residência
Lâmpadas de 100W ou mais	Quantidade de lâmpadas de 100W ou mais na residência
Refrigerador 2 portas	Quantidade de refrigerador de 2 portas na residência
Freezer	Quantidade de freezer na residência
Tv	Quantidade de tv na residência
Microcomputador	Quantidade de microcomputador na residência
Vídeo / Dvd	Quantidade de aparelhos de vídeo e/ou dvd na residência
Chuveiro	Quantidade de chuveiro na residência
Ar	Quantidade de ar condicionado na residência
Ventilador/circulador	Quantidade de ventilador/circulador na residência

Tabela 4.3.3 – Variáveis selecionadas para o modelo em estudo.

³ Equipamentos com baixo percentual de posse não foram incluídos no modelo.

4.4

Regressão Linear – Mínimos Quadrados Ordinários

4.4.1

Resultados do Modelo

Após selecionadas as variáveis que compõem o modelo, executou-se uma regressão linear via estimadores de mínimos quadrados ordinários cujos resultados são apresentados na tabela 4.4.1.1 a seguir.

	Coeficientes			
	B	Erro padrão	t	P valor
Constante	24,357	15,046	1,619	0,1056
Lâmpadas até 25W	5,600	1,103	5,076	0,0000
Lâmpadas de 40W	8,718	2,126	4,101	0,0000
Lâmpadas de 60W	6,087	1,237	4,921	0,0000
Lâmpadas de 100W ou mais	12,576	2,721	4,621	0,0000
Refrigerador uma porta	-4,769	14,752	-0,323	0,7465
Refrigerador duas portas	25,547	17,305	1,476	0,1400
Freezer	33,587	8,498	3,952	0,0000
Tv	26,385	6,265	4,212	0,0000
Vídeo e Dvd	23,100	6,238	3,703	0,0002
Chuveiro	15,730	6,372	2,469	0,0136
Ar	25,415	6,352	4,001	0,0000
Ventilador / circulador	9,088	2,914	3,119	0,0018
Microondas	19,937	9,840	2,026	0,0429
Coeficiente de determinação	$R^2 = 0,3442$		$R_a^2 = 0,3383$	
Durbin e Watson	1,765			

Tabela 4.4.1.1 – Resultados da regressão linear.

Como pode ser observado nos resultados da tabela 4.4.4.1 a variável “refrigerador de uma porta” apresentou um coeficiente de regressão “estranho” (negativo). Este resultado é incoerente, visto que o valor negativo do coeficiente de regressão indicaria que, quanto maior o número de “refrigeradores de uma porta” na residência, menor seria o consumo médio mensal de energia elétrica.

Resultados incoerentes como este obtido muito provavelmente advêm do(s) desvio(s) de algum(s) do(s) pressuposto(s) do modelo, fato este que exige análises mais detalhadas. Por isso, a análise dos pressupostos é tão importante em um modelo de regressão linear. A próxima seção traz os resultados provenientes da validação dos pressupostos.

4.4.2

Validação dos Pressupostos do Modelo de Regressão Linear

Conforme SILVA (2004), o charme dos testes empíricos e a disponibilidade de ferramental estatístico sofisticado é uma combinação irresistível, que atrai pesquisadores e é incentivada pelo meio editorial. Contudo, os pressupostos básico de qualquer modelo devem sempre ser verificados para a validação do próprio modelo.

Nesta seção faz-se então, a validação do modelo de regressão linear com a verificação dos pressupostos do modelo⁴. A verificação de não violações dos pressupostos de um modelo de regressão linear é talvez “mais importante” do que a própria regressão em si, visto que, sem a validação, o modelo não pode ser considerado “bom”.

Segundo KMENTA (1990), quando existe heterocedasticidade os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários são não tendenciosos e consistentes, mas não têm variância mínima, e, portanto, não são eficientes e nem assintoticamente eficientes.

Um modo de verificar a heterocedasticidade ou não de um modelo é via um gráfico dos valores ajustados versus resíduos (veja figura 4.4.2.1).

⁴ Pressupostos do modelo de regressão linear ver capítulo 2.

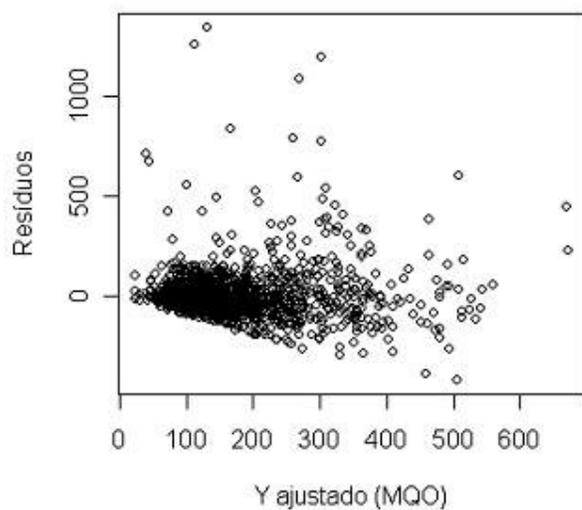


Figura 4.4.2.1 – Gráfico resíduos *versus* Y ajustado.

Através de uma análise gráfica (ver figuras 4.4.2.1 e 4.4.2.2), a menos de um pequeno percentual das observações, pode-se considerar que os resíduos apresentam, com razoável aproximação, média nula e variância constante (homocedasticidade), e ainda pode-se também considerar que a relação entre a variável dependente “Y” e as “Xi” variáveis independentes é linear.

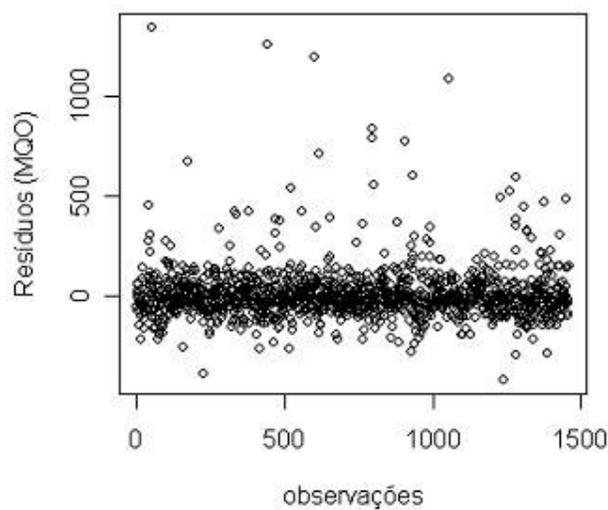


Figura 4.4.2.2 – Gráfico resíduos *versus* observações.

A verificação da suposição de independência dos resíduos é feita através do teste de Durbin e Watson. Voltando a tabela 4.4.1.1, tem-se que o valor obtido para a estatística deste teste foi $DW \approx 1,8$, o que indica independência⁵ entre os resíduos.

Outro pressuposto a ser verificado é o de que os resíduos seguem uma distribuição normal. Um modo de se verificar a normalidade da distribuição dos erros é através de um Gráfico de Probabilidade Normal. Neste tipo de gráfico o eixo das abscissas representa a probabilidade observada acumulada dos erros e o eixo das ordenadas representa a probabilidade esperada⁶ acumulada dos erros. Caso os erros sigam uma distribuição normal, às probabilidades observadas e acumuladas devem ser iguais e, portanto os valores representados no gráfico devem se distribuir sobre a diagonal. Como se pode ver na figura 4.4.2.3 a seguir, os valores representados nos gráficos não estão predominantemente sobre a diagonal, o que indica não normalidade dos resíduos.

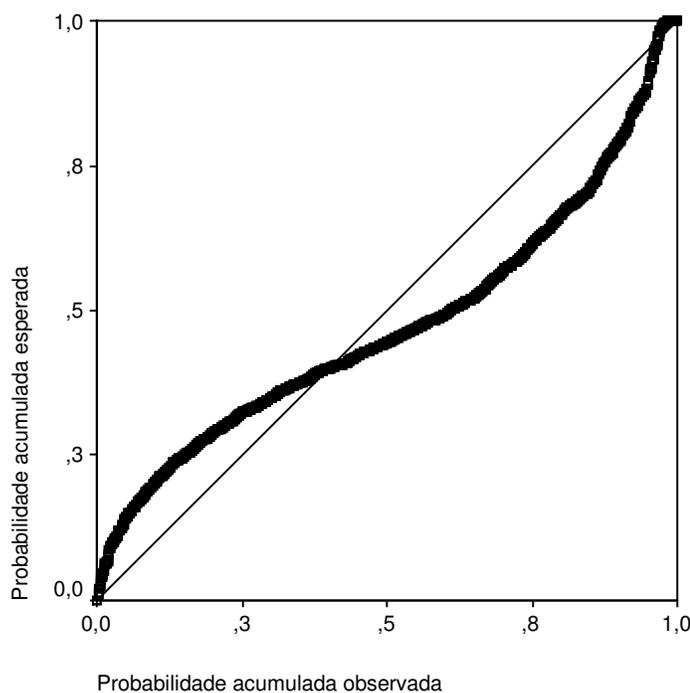


Figura 4.4.2.3 – Gráfico de Probabilidade Normal

⁵ Segundo MAROCO (2003) uma forma mais ou menos empírica é não rejeitar a hipótese nula de que os erros são independentes se $DW \approx 2 \pm 0,2$.

Um modo formal de se verificar a normalidade de uma distribuição (neste caso, dos erros) é através do teste de Kolmogorov-Smirnov, cujos resultados são apresentados na tabela 4.4.2.1.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test		
		Unstandardized Residual
N		1459
Normal Parameters ^{a,b}	Mean	,0000000
	Std. Deviation	128,85693718
Most Extreme Differences	Absolute	,144
	Positive	,144
	Negative	-,107
Kolmogorov-Smirnov Z		5,487
Asymp. Sig. (2-tailed)		,000
Exact Sig. (2-tailed)		,000
Point Probability		,000

a. Test distribution is Normal.
b. Calculated from data.

Tabela 4.4.2.1 – Teste de Kolmogorov-Smirnov

Sendo o p-valor exato 0.000 (menor do que 0.05), rejeita-se a hipótese de que os erros seguem uma distribuição normal.

A tabela 4.4.2.2 a seguir apresenta as estatísticas descritivas dos diferentes tipos de resíduos.

⁶ Esta é a probabilidade que se espera caso os erros seguissem uma distribuição normal.

Residuals Statistics^a

	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	N
Predicted Value	24,36	671,08	174,69	93,229	1459
Std. Predicted Value	-1,612	5,324	,000	1,000	1459
Standard Error of Predicted Value	5,248	54,588	11,515	5,265	1459
Adjusted Predicted Value	23,03	645,14	174,56	93,084	1459
Residual	-423,79	1346,44	,00	128,674	1459
Std. Residual	-3,279	10,417	,000	,996	1459
Stud. Residual	-3,347	10,638	,000	1,005	1459
Deleted Residual	-441,64	1404,11	,12	131,195	1459
Stud. Deleted Residual	-3,359	11,077	,002	1,016	1459
Mahal. Distance	1,405	259,063	12,991	16,131	1459
Cook's Distance	,000	,346	,001	,013	1459
Centered Leverage Value	,001	,178	,009	,011	1459

a. Dependent Variable: Consumo médio em kWh em 2004

Tabela 4.4.2.2 – Estatísticas descritivas dos diferentes tipos de resíduos.

Pode-se detectar *outliers* através de um teste exato, uma vez que cada um dos resíduos “*studentized deleted*” ou resíduos “estudentizados” possui distribuição t-student com $(n - p - 1)$ g.l. É possível calcular o p valor associado a cada um dos valores da variável “*Studentized Deleted Residual*” e assim testar a hipótese de que cada resíduo provém de uma observação que seja *outlier* ou não. A tabela 4.4.2.3 apresenta as observações detectadas como *outliers*.

Número dos Questionários			
onda 1	onda 2	onda 3	onda 4
51	39	2	89
53	84	40	105
55	85	41	134
60	115	44	176
118	153	130	178
182	159	155	179
198	217	177	180
256	280	178	216
319	300	184	227
376	329	186	228
397	365	263	268
449	465	274	366
492		275	383
		341	453
			489
Total de casos: 54			

Tabela 4.4.2.3 – *Outliers*.

Como se pode observar, o modelo possui problemas quanto aos pressupostos. A não normalidade na distribuição dos resíduos e principalmente a considerável presença de *outliers* nos extremos do domínio das observações indicam uma necessidade de se utilizar estimadores mais robustos quanto aos desvios das suposições básicas do método clássico. Portanto, realizou-se uma análise dos dados via regressão robusta tendo como estimador o MM. Na próxima seção são mostrados os resultados obtidos.

4.5

Regressão Robusta

As mesmas variáveis utilizadas no método de mínimos quadrados ordinários foram utilizadas na regressão robusta.

O método foi utilizado com o auxílio do pacote⁷ *MASS* do *software R*. Existem vários estimadores robustos que podem ser utilizados em análise de regressão linear (os principais foram citados resumidamente no capítulo 3), sendo que o maior problema na utilização de alguns deles é o seu cálculo. Utilizou-se então o MM-estimador que possui boas propriedades e também está implementado no pacote *MASS* do *software R*. As estimativas obtidas são então apresentadas na tabela a seguir.

	Coeficientes		
	B	Erro padrão	t
Constante	11,2380	8,8413	1,2711
Lâmpadas até 25W	5,9000	0,6483	9,1006
Lâmpadas de 40W	4,6088	1,2492	3,6894
Lâmpadas de 60W	4,9651	0,7269	6,8310
Lâmpadas de 100W ou mais	8,6731	1,5992	5,4233
Refrigerador uma porta	12,3051	8,6687	1,4195
Refrigerador duas portas	38,1147	10,1688	3,7482
Freezer	29,3146	4,9939	5,8701
Tv	23,7526	3,6815	6,4519
Vídeo e Dvd	18,0623	3,6657	4,9274
Chuveiro	8,3450	3,7442	2,2288
Ar	16,1699	3,7326	4,3321
Ventilador / circulador	10,5216	1,7124	6,1443
Microondas	14,8261	5,7823	2,5641

Tabela 4.5.1 – Resultados da regressão robusta.

⁷ Módulo adicional ao módulo básico, com alguma aplicação específica.

Segue o gráfico (figura 4.5.1) dos resíduos da regressão linear via estimadores robustos.

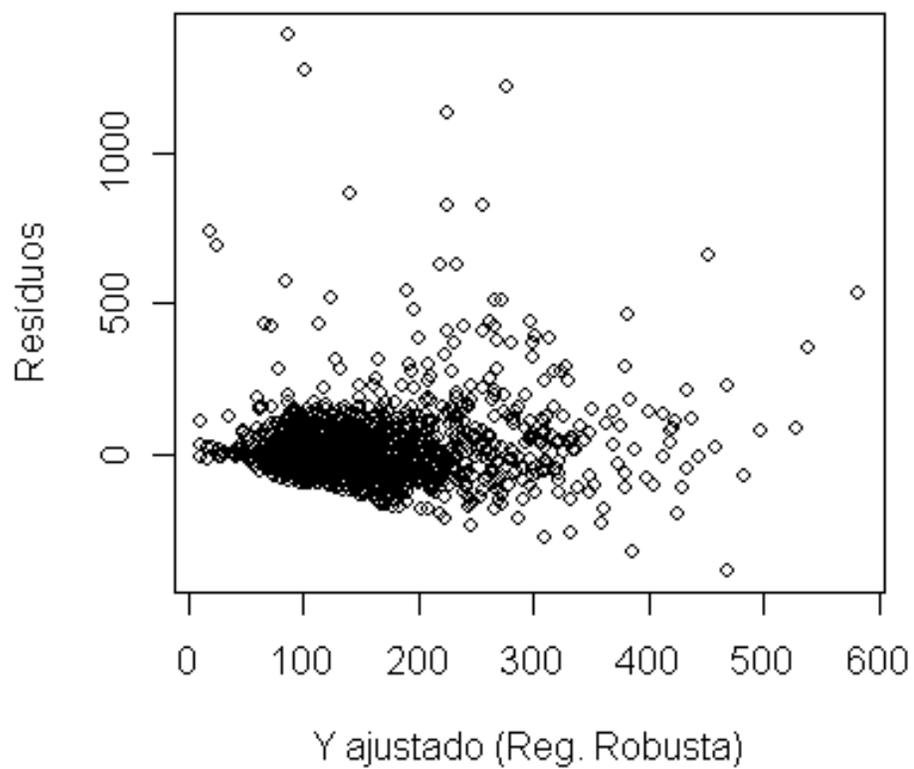


Figura 4.5.1 – Gráfico resíduos *versus* Yajustado (regressão robusta).

4.6

Comparação dos Resultados da Análise de Regressão – Estimadores Clássicos x Estimadores Robustos.

Os resultados da regressão linear via estimadores robustos (MM-estimador) apresentaram melhores resultados. Ao contrário dos resultados da regressão linear pelo método de mínimos quadrados ordinários, não foi obtido nenhum estimador de regressão negativo e, além disso, os erros padrões estimados para as estimativas β 's são consideravelmente menores (cerca de 42% menores). A tabela 4.6.1 é uma junção dos resultados apresentados nas tabelas 4.4.1.1 e 4.5.1 construída para melhor ilustrar esta comparação.

Equipamento	RLM		RR	
	B	Erro padrão	B	Erro padrão
Constante	24,357	15,046	11,2380	8,8413
Lâmpadas até 25W	5,600	1,103	5,9000	0,6483
Lâmpadas de 40W	8,718	2,126	4,6088	1,2492
Lâmpadas de 60W	6,087	1,237	4,9651	0,7269
Lâmpadas de 100W ou mais	12,576	2,721	8,6731	1,5992
Refrigerador uma porta	-4,769	14,752	12,3051	8,6687
Refrigerador duas portas	25,547	17,305	38,1147	10,1688
Freezer	33,587	8,498	29,3146	4,9939
Tv	26,385	6,265	23,7526	3,6815
Vídeo e Dvd	23,100	6,238	18,0623	3,6657
Chuveiro	15,730	6,372	8,3450	3,7442
Ar	25,415	6,352	16,1699	3,7326
Ventilador / circulador	9,088	2,914	10,5216	1,7124
Microondas	19,937	9,840	14,8261	5,7823

Tabela 4.6.1 – Comparação estimadores clássicos x estimadores robustos.

4.7

Consumo Percentual por Equipamento

O consumo médio mensal (percentual) dos equipamentos sob análise pode ser estimado pela relação 4.7.1 a seguir.

$$\text{Consumo}(\%) = \frac{\beta_j \cdot \text{soma}(X_j)}{\text{soma}(Y)} \quad (4.7.1)$$

onde:

$\beta_j \rightarrow$ é o coeficiente de regressão associado ao j-ésimo equipamento elétrico que neste trabalho estima o consumo do equipamento.

$\text{soma}(X_j) \rightarrow$ é a quantidade total de equipamentos j presentes em todos os domicílios.

$\text{soma}(Y) \rightarrow$ é a soma dos consumos (média de 2004) de energia elétrica em kWh em todos os domicílios.

Os resultados provenientes dos cálculos do consumo percentual através da equação 4.7.1 são apresentados na tabela 4.7.1 a seguir:

EQUIPAMENTO	CONSUMO
Lâmpadas até 25W	10,47%
Lâmpadas de 40W	2,00%
Lâmpadas de 60W	11,20%
Lâmpadas de 100W ou mais	1,53%
Refrigerador uma porta	5,45%
Refrigerador duas portas	4,76%
Freezer	3,50%
Tv	18,70%
Vídeo e Dvd	5,68%
Chuveiro	4,02%
Ar	2,73%
Ventilador / circulador	10,16%
Microondas	1,95%
Outros equipamentos	17,86%

Tabela 4.7.1 – Consumo médio de energia elétrica percentual por equipamento.

A figura 4.7.1 a seguir, apresenta um gráfico com a distribuição do consumo de energia elétrica por uso final segundo o Procel⁸/Eletrobrás.

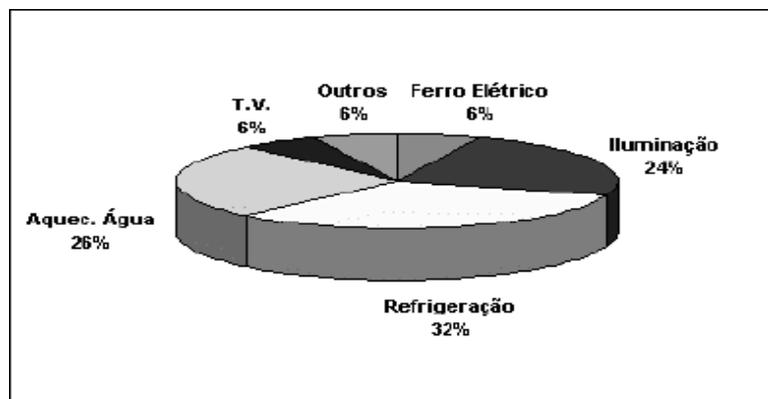


Figura 4.7.1 – Consumo de Energia Elétrica por uso Final

Fonte: Procel - Eletrobrás

Confrontando os valores apresentados na tabela 4.7.1 com os valores do gráfico da figura 4.7.1 pode-se observar que segundo os resultados da metodologia Análise Condicionada da Demanda via Estimadores Robustos, o percentual de consumo de energia elétrica com iluminação é de aproximadamente 25% e segundo os dados fornecidos pelo Procel/Eletrobrás o percentual do consumo de energia elétrica com iluminação é de 24% o que mostra que para este uso final em particular os resultados foram muito satisfatórios.

Para os outros usos finais não se verificou resultados tão próximos aos dados do Procel/Eletrobrás, este fato indica que assim como feito para os equipamentos de iluminação, os outros equipamentos também deveriam ser diferenciados com mais dados como a potência de cada um por exemplo. Por exemplo, para as geladeiras, como na grande maioria dos domicílios existe um refrigerador de uma porta, sem diferencia-los por potência, a posse deste equipamento não diferencia os domicílios. Tem-se aqui então uma primeira sugestão para trabalho futuro, utilizar uma base de dados que permita uma melhor diferenciação entre os diversos equipamentos elétricos existentes nas residências.

⁸ Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica.