

## 5

### **Aplicação do modelo proposto para a Distribuidora de Energia Elétrica Light S/A**

A Light é a concessionária de distribuição de energia elétrica que atende a cerca de 3,5 milhões de unidades consumidores no Estado do Rio de Janeiro, incluindo a capital e a Região Metropolitana. A área servida pela empresa abrange 25% do território do estado (10.970 Km<sup>2</sup>), mas em compensação concentra 75% do consumo de energia elétrica. A empresa foi privatizada em maio de 1996, sendo a segunda desestatização do segmento de distribuição de energia elétrica, feita antes mesmo da criação do órgão regulador, a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica), que foi constituída somente em 1998. (ANUATTI NETO, DE ROSA PEAO, 2005)

O contrato de concessão da Light, assinado em 4 de junho de 1996, já previa o regime de tarifas pelo preço e não pelo custo, regime que vigorara até então. O contrato definiu também os reajustes anuais pelo índice geral de preços da economia (IGP-M), e revisões periódicas, em que seria definido um Fator X, a ser deduzido dos reajustes do período subsequente. A primeira revisão tarifária foi prevista contratualmente para 7 de novembro de 2003. Após esta, as demais devem ocorrer de cinco em cinco anos. (ANUATTI NETO, DE ROSA PEANO, 2005)

No período do racionamento de 2001, a Light foi bastante prejudicada. Entretanto, independentemente desse fato, a dívida da empresa já se apresentava bastante alta e com o perfil inadequado (grande parte atrelada ao dólar) para a sua geração de caixa. Os efeitos do racionamento somente agravaram essa situação. O ano de 2002, anterior à revisão tarifária, foi ainda mais crítico. Nesse ano a geração de caixa operacional da empresa não foi suficiente para pagar o total dos encargos correntes das dívidas. (ANUATTI NETO, DE ROSA PEANO, 2005)

Em 2002 a dívida em moeda estrangeira representava 84% da dívida total da empresa. É importante ressaltar que a empresa não só contraiu recursos em moeda estrangeira antes da crise cambial de 1999, como continuou fazendo-o após essa conjuntura, destacando-se os empréstimos obtidos junto à controladora.



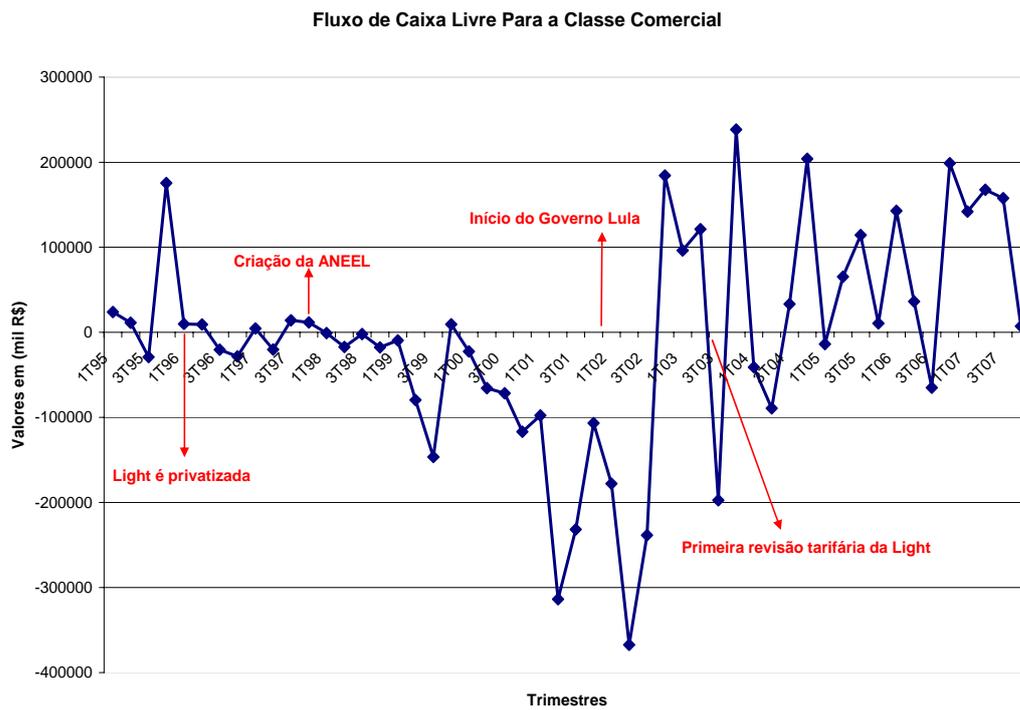


Gráfico 05: Fluxo de Caixa Livre para a Classe Comercial

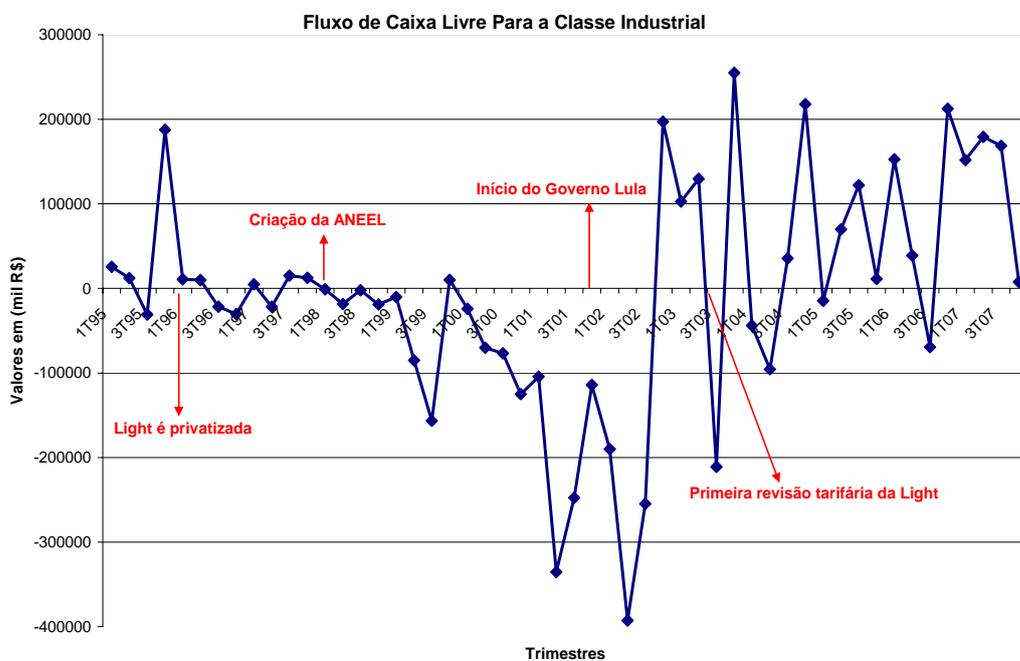


Gráfico 06: Fluxo de Caixa Livre para a Classe Industrial

Com isso, será feito um estudo do fluxo de caixa em risco para a Light S/A nas suas três faixas de consumo: Residencial, Comercial e Industrial. O objetivo é estudar qual classe apresenta maior volatilidade nas operações da empresa e como é o aspecto da sua distribuição de probabilidade dado um possível cenário de racionamento de energia elétrica e um *stress-test* nos preço da energia elétrica e eletrodomésticos do modelo residencial que será simulado também.

As etapas abaixo serão seguidas no cálculo do fluxo de caixa em risco de cada classe de consumo:

1. escolha da variável de interesse e horizonte de previsão: o estudo irá considerar como variável dependente o fluxo de caixa livre da distribuidora de energia elétrica Light S/A. O horizonte de previsão será de 1 passos-à-frente na frequência trimestral. A amostra de dados de balanço vai do primeiro trimestre de 1995 até o primeiro trimestre de 2008.
2. determinação da relações entre os fatores de risco macroeconômicos e próprios do negócio via modelos de regressão dinâmica.
3. estimação do comportamento médio dos fatores de risco macroeconômicos ao longo do tempo via modelos econométricos, com destaque para os vetores autorregressivos (com correção de erros, se necessário) e amortecimento exponencial (este método será usado para tentar projetar um cenário médio para contas do fluxo de caixa que tenham o comportamento mais errático).
4. simulação de cenários para os fatores de risco macroeconômicos via fatoração de Cholesky utilizando as técnicas de Monte Carlo e Quase-Monte Carlo. O objetivo será o de verificar se realmente existe uma diferença significativa (principalmente nas caudas da distribuição) na geração de cenários estocásticos para os fatores de risco que compõe o cálculo do fluxo de caixa.
5. cálculo do fluxo de caixa em risco sobre cada cenário gerado no processo de simulação.
6. construção do gráfico da distribuição empírica de probabilidade do fluxo de caixa para cada classe de consumo, bem como o cálculo da estatísticas de interesse para comparação: média, variância e

percentil de ordem zero, ou seja, a área do gráfico que irá sinalizar uma possível falta de recursos em caixa para honrar as obrigações da empresa no curto prazo.

## 5.1

### Amostra de trabalho e simplificações do modelo

A base de dados consiste basicamente, do balanço patrimonial e demonstração do resultado do exercício (DRE) fornecido pela própria Light. Além disso, foram selecionadas como candidatas a fatores de risco macroeconômico e próprios do negócio as seguintes variáveis, que também são observadas na frequência trimestral de 1995 a 2008:

- Consumo de energia elétrica total em MWh – **(CONSGERAL)**  
Fonte: (Light S/A)
- Consumo de energia elétrica residencial em MWh - **(CONSRES)**  
Fonte: (Light S/A)
- Consumo de energia elétrica industrial em MWh - **(CONSIND)**  
Fonte: (Light S/A)
- Consumo de energia elétrica comercial em MWh - **(CONSCOM)**  
Fonte: (Light S/A)
- Receita bruta de vendas classe residencial – **(RECRES)**  
Fonte: (Light S/A)
- Receita bruta de vendas classe industrial – **(RECIND)**  
Fonte: (Light S/A)
- Receita bruta de vendas classe comercial – **(RECCOM)**  
Fonte: (Light S/A)
- Receita financeira – **(RECFIN)**  
Fonte: (Light S/A)
- Despesa financeira – **(DESPFIN)**  
Fonte: (Light S/A)
- Duplicatas a receber de curto prazo – **(DUPLIC)**  
Fonte: (Light S/A)

- Fornecedores de curto prazo – **(FORNEC)**  
Fonte: (Light S/A)
- Impostos de curto prazo – **(IMPS)**  
Fonte: (Light S/A)
- PIB a preços de mercado – **(PIBPM)**  
Fonte: (Ipeadata)
- PIB industrial – **(PIBIND)**  
Fonte: (Ipeadata)
- Rendimento médio nominal do trabalhador ocupado – **(RMNOC)**  
Fonte: (Ipeadata)
  
- Índice de preços dos eletrodomésticos, base 1995 = 100 – **(IPAOG)**  
Fonte: (Ipeadata)
- Índice de preços de máquinas e equipamentos para indústria, base 1995 = 100 – **(IPAME)**  
Fonte: (Ipeadata)
- Preço do gás liquefeito de petróleo em R\$ – **(GLP)**  
Fonte: (Ipeadata)
- Preço do gás natural em R\$ - **(GN)**  
Fonte: (Ipeadata)
- Preço da energia elétrica para a classe residencial em R\$/MWh – **(PRES)**  
Fonte: (Light S/A)
- Preço da energia elétrica para a classe industrial em R\$/MWh – **(PIND)**  
Fonte: (Light S/A)
- Preço da energia elétrica para a classe comercial em R\$/MWh – **(PCOM)**  
Fonte: (Light S/A)

Para que o estudo pudesse ser feito por um analista externo à empresa, as seguintes simplificações tiveram que ser colocadas:

- utilizou-se o lucro operacional do exercício ao invés do lucro líquido, com o objetivo de eliminar as contas não caixa como equivalência patrimonial, além de outras de difícil tratamento e previsão ao analista externo como: participações/contribuições estatutárias, diferido, reversão dos juros sobre o capital próprio, receitas e despesas não operacionais.
- considerou-se estoques iguais a zero, além de outras contas como compra e venda de ativo permanente, nível de endividamento e/ou capital social da empresa e pagamento de dividendos e/ou juros sobre o capital próprio.
- para as contas “Deduções da Receita Bruta” e “Custo dos produtos vendidos” será aplicado um percentual fixo de 40% e 45%, respectivamente, que corresponde a média do valor das deduções e custos no ano de 2007.
- na conta “Variação em outros itens circulantes”, só entrarão os impostos a serem pagos no curto prazo.
- para achar uma série que refletisse o comportamento dos preços médios da energia elétrica foi dividido a receita bruta pela quantidade em MWh consumida por cada classe.

Portanto a DRE e fluxo de caixa a serem estimados neste trabalho para as três classes de consumo, ficam de acordo com o explícito no quadro05:

Quadro 05: DRE e Fluxo de Caixa a serem estimados e simulados

<p>= RECEITA BRUTA (<b>modelo econométrico</b>)</p> <p style="padding-left: 40px;">(-) Deduções da Receita Bruta (<b>percentual fixo de 40% da receita bruta</b>)</p> <p>= RECEITA LÍQUIDA (<b>conta de resultado</b>)</p> <p style="padding-left: 40px;">(-) Custos dos produtos vendidos (<b>percentual fixo de 45% da receita bruta</b>)</p> <p>= LUCRO BRUTO (<b>conta de resultado</b>)</p> <p>(+/-) Resultado financeiro (<b>conta de resultado</b>)</p> <p style="padding-left: 40px;">(+) Receita financeira (<b>modelo estatístico univariado – amortecimento exponencial</b>)</p> <p style="padding-left: 40px;">(-) Despesa financeira (<b>modelo estatístico univariado - amortecimento exponencial</b>)</p> <p>= LUCRO/PREJUÍZO OPERACIONAL (<b>conta de resultado</b>)</p> <p style="text-align: center;"><b>FLUXO DE CAIXA LIVRE A SER SIMULADO</b></p> <p>= LUCRO/PREJUÍZO OPERACIONAL (<b>conta de resultado</b>)</p> <p style="padding-left: 40px;">(+) Variação em duplicatas a receber</p> <p style="padding-left: 40px;">(+) Variação em fornecedores</p> <p style="padding-left: 40px;">(+) Variação em outros itens circulantes (<b>só impostos de Curto Prazo</b>)</p> <p>= FLUXO DE CAIXA LIVRE (FCF) (<b>conta de resultado</b>)</p>
--

FONTE: Elaboração própria

É importante ressaltar que para obter as contas da DRE de cada classe de consumo da empresa, foi feita a seguinte metodologia: pegou-se a série histórica de consumo de energia total e desagregado (residencial, industrial e comercial) fornecido pela Light. Com base nesses dados, foram calculados os percentuais que cada classe tinha no consumo total, fez-se a média histórica e chegou aos seguintes valores: 40%-residencial, 31%-industrial, 29%-comercial. Então foi só aplicar esses percentuais na DRE global para se chegarem às estratificadas por faixa de consumo.

## 5.2

### **Identificação dos fatores de risco relevantes no ambiente regulado do setor elétrico brasileiro: Estimação via Regressão Dinâmica**

Um dos objetivos principais da regulação econômica embutida no novo modelo do setor elétrico é reproduzir, no desempenho da empresa monopolista regulada, os efeitos da concorrência (efetiva e potencial) observada em mercados competitivos. Com isso, o atual modelo de concessão do serviço público de distribuição de energia elétrica estabeleceu um regime tarifário denominado regime de preços máximos, pelo qual os serviços são regulados pelo preço, segundo regras econômicas cuja finalidade é a remodelação da prestação do serviço público pelas características da atividade privada, onde se destacam os princípios de eficiência na prestação do serviço e de modicidade tarifária. (ANEEL, NOTA TÉCNICA 264, 2008)

Com essas novas regras impostas ao setor de distribuição de energia elétrica, as empresas se depararam com dois processos principais que afetam a sua receita e conseqüentemente seu fluxo de caixa, são eles: processos de revisões tarifárias e estratégias ótimas de contratação em leilões de energia, sendo que a atenção maior será dada ao primeiro item porque nele consistem todas as variáveis de risco que uma empresa de distribuição de energia tem para avaliar, bem como as que são cobertas pelo regulador.

Segundo regem os contratos de concessões feitos, a receita da concessionária é dividida em duas parcelas. A Parcela A envolve os chamados “custos não gerenciáveis” pela concessionária, relacionados à atividade de distribuição de energia elétrica e explicitamente indicados no contrato. São custos cujo montante e variação não podem ser alterados pela concessionária, como a energia elétrica adquirida para atendimento aos clientes, os custos de transmissão e os encargos setoriais. Já a Parcela B compreende o valor remanescente da receita, envolvendo, portanto, os chamados “custos gerenciáveis”. São custos próprios da atividade de distribuição e de gestão dos clientes, que estão sujeitos ao controle ou influência das práticas gerenciais adotadas pela concessionária, ou seja, os custos de operação (pessoal, material e serviços de terceiros). Além destes, a Parcela B inclui a remuneração do capital. (ANEEL, NOTA TÉCNICA 264, 2008)

Os contratos de concessão possuem um procedimento específico para reajuste dessas parcelas durante cada ano do período tarifário. No momento da revisão tarifária, cada concessionária tem estabelecida a estrutura tarifária com seus valores iniciais que, aplicados ao seu mercado, definem a receita anual (RA) do primeiro ano do período tarifário subsequente. Em cada reajuste anual do período tarifário, o valor da Parcela A (VPA) é obtido pelas condições vigentes de cada um dos itens que compõem a citada parcela (compra de energia e outros). O novo valor da Parcela B (VPB) é obtido pela diferença entre RA e VPA, corrigido pela variação do IGP-M observada nos 12 meses anteriores à data do reajuste menos o Fator X definido na revisão tarifária, que reflete o compartilhamento dos ganhos de produtividade com os consumidores. Tais regras foram criadas para estimular a concessionária a reduzir os custos de operação (cobertos pela Parcela B da receita) ao longo do período anterior à próxima revisão tarifária, uma vez que custos menores para um mesmo nível real de tarifas implicam maiores benefícios para a concessionária, sob a forma de maior remuneração do capital. (ANEEL, NOTA TÉCNICA 264, 2008)

As conclusões que se podem extrair dos quatro primeiros parágrafos desta secção é de que o setor elétrico no Brasil hoje está “livre” de riscos que possam alterar as projeções de caixa das empresas, mantendo sempre o equilíbrio econômico. De fato esse equilíbrio é para ser alcançado, mas podem existir alterações nas operações da empresa e no mercado de energia como um todo que podem levar a desequilíbrios de curto prazo até que se chegue a um novo ciclo de revisão tarifária.

Um exemplo seria o de considerar mudanças inesperadas no consumo de energia, acarretado por alterações nos fatores de risco que afetam essa variável em cada classe ou até mesmo um racionamento inesperado. Variações no nível e distribuição da renda, nos estoques e preços dos equipamentos e eletrodomésticos, nas possibilidades de substituição da energia elétrica, devem ser cuidadosamente consideradas na análise de fluxo de caixa em risco das empresas, porque alterações inesperadas no consumo de energia a curto prazo causam impactos também nas receitas e custos. (BARROS, MELLO & SOUZA, 2008)

Com isso, foram construídos 3 modelos de consumo de energia (um para cada classe), que serão usados como variáveis explicativas de risco para fazer a

previsão das respectivas receitas no item 5.2.X. A estrutura de cada modelo ficou da seguinte maneira:

1. Residencial:

- CONSRES: variável dependente da regressão dinâmica;
- RMONC: variável para captar o efeito renda no consumo residencial;
- PRES: variável para captar o impacto do preço da energia no consumo residencial;
- IPAOG: variável para avaliar o efeito das flutuações nos preços dos eletroeletrônicos sobre o consumo de energia;
- GLP: variável para estudar o efeito substituição no consumo de energia elétrica;
- DRAC: *dummy* para captar o efeito racionamento.

2. Industrial:

- PIND: variável para captar o impacto do preço da energia no consumo industrial;
- DRAC: *dummy* para captar o efeito racionamento;
- IPAME: variável para avaliar o efeito das flutuações nos preços das máquinas e equipamentos industriais sobre o consumo de energia;
- PIBIND: variável para captar o comportamento global do setor industrial na economia;
- \_CONST: constante do modelo;
- GN: variável para estudar o efeito substituição no consumo de energia elétrica na indústria;
- CONSIND: variável dependente da regressão dinâmica.

3. Comercial:

- CONSCOM: variável dependente da regressão dinâmica;
- PCOM: variável para captar o impacto do preço da energia no consumo comercial;
- PIBPM: variável para captar o nível de atividade da economia;
- DRAC: *dummy* para captar o efeito racionamento.

Os resultados estão apresentados nos quadros 06, 07 e 08 a seguir.

Quadro 06: Regressão Dinâmica para Consumo de Energia da classe Residencial

Forecast Model for consres				
Regression(6 regressors, 0 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significan
PRES	-2402.359560	388.075115	-6.190450	1.000000
IPAOG	3072.641476	1472.104479	2.087244	0.957172
GLP	1645.561127	570.566911	2.884081	0.993890
DRAC	-44011.462082	108662.169169	-0.405030	0.3125
CONGRES[-4]	0.626144	0.088447	7.079322	1.000000
RMNOC[-3]	893.907977	244.237547	3.659994	0.999315
Marked regressors are insignificant.				
Within-Sample Statistics				
Sample size 49	Number of parameters 6			
Mean 1.775e+006	Standard deviation 2.48e+005			
R-square 0.6677	Adjusted R-square 0.629			
Durbin-Watson 1.7	Ljung-Box(18)=26.66 P=0.9145			
Forecast error 1.51e+005	BIC 1.796e+005			
MAPE 0.06628	RMSE 1.415e+005			
MAD 1.125e+005				

FONTE: FPW 3.5

Quadro 07: Regressão Dinâmica para Consumo de Energia da classe Industrial

Forecast Model for consind				
Regression(7 regressors, 0 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significan
_CONST	709873.244455	306550.895120	2.315678	0.9748
PIND	-131.907683	115.689921	-1.140183	0.739758
DRAC	-86717.924786	55895.279976	-1.551436	0.87219
IPAME	-2759.928886	1856.536695	-1.486601	0.855906
PIBIND	1.993893	2.073863	0.961439	0.658530
CONSIND[-1]	0.772627	0.093147	8.294745	1.000000
GN	-5442.275572	4786.055245	-1.137111	0.738489
Marked regressors are insignificant.				
Within-Sample Statistics				
Sample size 52	Number of parameters 7			
Mean 1.409e+006	Standard deviation 6.23e+005			
R-square 0.9818	Adjusted R-square 0.9793			
Durbin-Watson 2.314	Ljung-Box(18)=27.03 P=0.9216			
Forecast error 8.955e+004	BIC 1.087e+005			
MAPE 0.0536	RMSE 8.331e+004			
MAD 6.239e+004				

FONTE: FPW 3.5

Quadro 08: Regressão Dinâmica para Consumo de Energia da classe Comercial

Forecast Model for conscom Regression(5 regressors, 0 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significan
PCOM	-572.626815	366.689636	-1.561612	0.874456
PIBPM	0.273632	0.238883	1.145463	0.741790
DRAC	-124992.993504	57109.208672	-2.188666	0.9660
CONSCOM[-4]	0.764376	0.086504	8.836290	1.000000
CONSCOM[-1]	0.298391	0.080093	3.725549	0.999448
Marked regressors are insignificant.				
Within-Sample Statistics				
Sample size 49	Number of parameters 5			
Mean 1.307e+006	Standard deviation 1.389e+005			
R-square 0.7102	Adjusted R-square 0.6838			
Durbin-Watson 1.691	* Ljung-Box(18)=32.38 P=0.9802			
Forecast error 7.811e+004	BIC 9.028e+004			
MAPE 0.04596	RMSE 7.402e+004			
MAD 5.925e+004				

FONTE: FPW 3.5

Como pode ser visto, os resultados dos modelos de consumo de energia foram satisfatórios uma vez que os coeficientes das variáveis apresentaram o sinal esperado, além do valor das estatísticas Durbin-Watson (quanto mais próximo de 2 melhor) e Ljung-Box (tem que ser menor que 0,95) estarem indicando que os resíduos dos modelos estão descorrelatados.

### 5.2.1

#### Modelo para receita bruta da classe residencial

Para o modelo residencial, as variáveis usadas na dinâmica para prever a receita bruta foram o CONSRES e uma *dummy* para o período de racionamento (DRAC). Depois de testado vários níveis de defasagens entre essas variáveis (RECRES e CONSRES), o modelo que melhor se ajustou (de acordo com o critério de informação Akaike) para essa série foi o apresentado no quadro 09.

Como podem ser vistos, os valores dos coeficientes se mostraram coerentes com exceção da DRAC, que faz com que a receita cresça num período em que o consumo cai consideravelmente.

A explicação para tal comportamento está nas notas explicativas dos balanços referentes ao quarto trimestre de 2001 e primeiro de 2002 onde se encontra uma seção falando da medida provisória de nº 14 do dia 21 de dezembro de 2001. O assunto abordado é o Programa Emergencial de Redução do Consumo de Energia Elétrica e do reajuste tarifário extraordinário que teve para todas as distribuidoras do setor elétrico durante o racionamento. Essa política de reajuste resultou em um aumento de 20% em média nas tarifas cobradas pela Light, por isso o sinal positivo da variável DRAC.

Quadro 09: Regressão Dinâmica para Receita Bruta da classe Residencial

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CONSRES	124.8180	33.20732	3.758750	0.0005
DRAC	1.28E+08	33602193	3.799722	0.0005
RECRE(-4)	0.403895	0.107422	3.759904	0.0005
RECRE(-1)	0.577247	0.107027	5.393453	0.0000
CONSRES(-1)	-109.4154	33.97698	-3.220279	0.0024
R-squared	0.938124	Mean dependent var	5.01E+08	
Adjusted R-squared	0.932368	S.D. dependent var	2.02E+08	
S.E. of regression	52581140	Akaike info criterion	38.49195	
Sum squared resid	1.19E+17	Schwarz criterion	38.68686	
Log likelihood	-918.8067	Durbin-Watson stat	2.205134	

FONTE: E-Views 4.0

## 5.2.2

### Modelo para receita bruta da classe comercial

Para o modelo comercial, as variáveis usadas na dinâmica para prever a receita bruta foram o CONSCOM e a *dummy* DRAC. Depois de testado várias combinações de defasamento entre essas variáveis (RECCOM e CONSCOM), o modelo que melhor se ajustou foi o apresentado no quadro 10. Os valores dos coeficientes também se mostraram condizentes à série de receita.

Quadro 10: Regressão Dinâmica para Receita Bruta da classe Comercial

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CONSCOM	177.8915	48.13513	3.695669	0.0006
DRAC	82172186	23756558	3.458926	0.0012
RECCOM(-4)	0.405872	0.106711	3.803464	0.0004
RECCOM(-1)	0.559871	0.109468	5.114452	0.0000
CONSCOM(-1)	-158.4976	49.61523	-3.194536	0.0026
R-squared	0.938481	Mean dependent var	3.63E+08	
Adjusted R-squared	0.932758	S.D. dependent var	1.47E+08	
S.E. of regression	38011208	Akaike info criterion	37.84299	
Sum squared resid	6.21E+16	Schwarz criterion	38.03791	
Log likelihood	-903.2318	Durbin-Watson stat	2.305553	

FONTE: E-Views 4.0

### 5.2.3

#### Modelo para receita bruta da classe industrial

Para o modelo industrial, as variáveis usadas na dinâmica para prever a receita bruta foram o CONSIND a *dummy* DRAC. Após vários testes de dinâmica entre as variáveis (RECIND e CONSIND), o modelo que melhor se ajustou para a receita é o apresentado no quadro 11.

Quadro 11: Regressão Dinâmica para Receita Bruta da classe Industrial

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CONSIND	9.084756	6.333988	1.434287	0.1586
DRAC	63579147	27431476	2.317744	0.0252
RECIND(-4)	0.592661	0.108395	5.467594	0.0000
RECIND(-1)	0.432646	0.104793	4.128596	0.0002
R-squared	0.919900	Mean dependent var	3.88E+08	
Adjusted R-squared	0.914439	S.D. dependent var	1.57E+08	
S.E. of regression	45834663	Akaike info criterion	38.19863	
Sum squared resid	9.24E+16	Schwarz criterion	38.35457	
Log likelihood	-912.7672	Durbin-Watson stat	2.179779	

FONTE: E-Views 4.0

#### 5.2.4

#### **Modelo para receita financeira, despesa financeira, duplicatas a receber, fornecedores e impostos a pagar de curto prazo**

Essas variáveis representam os fatores de risco próprios do negócio e que também são grandes responsáveis por desequilíbrios no caixa da empresa no curto prazo dependendo da política administrativa adotada. Portanto o ideal era estar interno à empresa para saber qual projeção e cenário assumirem para elas. Como isso não foi possível, a maneira mais conservadora para construir cenários para esses fatores de risco, é aplicar o método de amortecimento exponencial para cada um. Isso porque esse método pode ser comparado como se fosse um modelo de médias móveis ponderadas, só que com os pesos formando uma progressão geométrica decrescente, ou seja, à medida que se vai aumentando o horizonte de previsão, as informações passadas vão ganhando menor importância para o valor a ser previsto  $k$  passos à frente.

O objetivo é apenas prever o comportamento médio dessas séries dado os seus valores passados. Com isso, o tipo de amortecimento que melhor se adequou a cada conta foi: Holt-Winters com sazonalidade aditiva para as variáveis receita e despesa financeira e Holt-Winters com sazonalidade multiplicativa para duplicatas a receber, fornecedores e impostos a pagar de curto prazo.

Depois de realizada a previsão e simulação dos cenários para essas contas, serão aplicados os percentuais que serão destinados ao fluxo de caixa de cada classe de consumo, no caso, 40% residencial, 31% industrial e 29% comercial.

É importante ressaltar que para as variáveis receita e despesa financeira, o modelo de amortecimento obteve um valor de  $R^2$  ajustado muito baixo (aproximadamente 0,12). Isso se deve ao fato de que no ano de 2002 a Light fez uma operação de *swap* para proteger a sua dívida das oscilações cambiais, mas o resultado não foi muito positivo. Do mesmo jeito que a receita financeira subiu 1130% as despesas também acompanharam, o que gerou déficits gigantescos no resultado financeiro. Portanto essas contas começam bem comportadas, passam por um salto no ano de 2002, mas depois volta ao mesmo nível do ano 2001 e se mantém assim até o primeiro trimestre de 2008.

### 5.3

#### **Estimação e simulação do comportamento médio dos fatores de risco macroeconômicos para as classes residencial, comercial e industrial**

Como pôde ser visto na seção anterior, as variáveis macroeconômicas principais que afetam o fluxo de caixa da Light para as suas três faixas de consumo foram: PRES, PIND, PCOM, RMNOC, IPAOG, IPAME, GLP, GN, PIBIND e PIBPM. Com isso, este tópico irá apresentar a estimação e simulação dessas variáveis para cada classe.

#### 5.3.1

##### **Teste de Raiz Unitária**

Quando se trabalha com modelos econométricos causais compostos por variáveis macroeconômicas (que são na sua maioria de memória longa) pode-se incorrer no problema de regressão espúria, com isso, é necessário verificar se as mesmas seguem um passeio aleatório ou não e assim escolher a técnica adequada para estimar os modelos. Para isso, será feito um teste de raiz unitária para cada um dos fatores de risco macroeconômicos de modo a verificar se eles são estacionários ou não. Caso possuam uma raiz unitária terá que se testar a possibilidade dos mesmos serem co-integrados.

Abaixo seguem os testes para cada variável:

Tabela 05: Teste de Raiz Unitária para os fatores de risco macroeconômicos

VARIÁVEL	VALOR CRÍTICO A 5% DE SIGNIFICÂNCIA	AUGMENTED DICKEY- FULLER ESTATÍSTICA
PRES	-2,91	-1,72
PIND	-2,91	1,74
PCOM	-2,91	-1,56
RMNOC	-2,92	-0,05
IPAOG - eletrodomésticos	-2,91	-1,18
GLP	-2,91	-0,47
PIBIND	-2,92	0,09
IPAME – máquinas e equipamentos industriais	-2,92	0,46
GN	-2,91	-1,61
PIBPM	-2,92	2,07

FONTE: Elaboração própria a partir do E-Views 4.0

Analisando a tabela acima, conclui-se que todas as séries possuem uma raiz unitária a 5% de significância, ou seja, são não estacionárias.

### 5.3.2

#### Teste de Co-integração

Como mostram os quadros 12, 13 e 14 todas as séries são co-integradas a 5% de significância. Para as classes industrial e comercial o teste indicou que existem 3 e 2 equações respectivamente, mas a escolhida será a de maior Log-Verossimilhança (*log-likelihood*). Já para a classe residencial, só existe uma equação de co-integração.

Com isso, a estrutura adequada para estimar o modelo dos fatores de risco macroeconômicos de cada classe será um VAR de ordem  $p$  com mecanismo de

correção de erros, porque foi mostrado que existe uma relação de dependência no longo prazo entre as séries.

**Quadro 12: Teste de Co-integração para as variáveis do modelo Residencial**

Series: PRES RMNOC IPAOG GLP				
Lags interval (in first differences): 1 to 1				
Unrestricted Cointegration Rank Test				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None *	0.426214	51.25358	47.21	54.46
At most 1	0.264326	23.47866	29.68	35.65
At most 2	0.149441	8.130248	15.41	20.04
At most 3	0.000743	0.037182	3.76	6.65

\*(\*\*) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level  
Trace test indicates 1 cointegrating equation(s) at the 5% level

FONTE: E-Views 4.0

**Quadro 13: Teste de Co-integração para as variáveis do modelo Industrial**

Series: PIND PIBIND IPAME GN				
Lags interval (in first differences): 1 to 1				
Unrestricted Cointegration Rank Test				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.571739	86.86363	47.21	54.46
At most 1 **	0.404988	44.46249	29.68	35.65
At most 2 *	0.280214	18.50383	15.41	20.04
At most 3	0.040435	2.063741	3.76	6.65

\*(\*\*) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level  
Trace test indicates 3 cointegrating equation(s) at the 5% level

FONTE: E-Views 4.0

Quadro 14: Teste de Co-integração para as variáveis do modelo Comercial

Series: PCOM PIBPM				
Lags interval (in first differences): 1 to 1				
Unrestricted Cointegration Rank Test				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None *	0.247234	18.28431	15.41	20.04
At most 1 *	0.078438	4.084245	3.76	6.65

\*(\*\*) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level  
Trace test indicates 2 cointegrating equation(s) at the 5% level

FONTE: E-Views 4.0

### 5.3.3

#### VAR com mecanismo de correção de erros (VECM)

Antes de estimar o VECM, é necessário achar a sua ordem  $p$  de defasamento. Para isso, é ajustado um VAR e através do critério AIC acha-se o defasamento ótimo para o VECM. Os quadros 15, 16 e 17 mostram a estrutura ótima de defasamento para o VECM de cada classe de consumo:

Quadro 15: Estrutura ótima de defasamento para o VECM do modelo Residencial

Included observations: 44						
Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-900.1518	NA	8.29E+12	41.09781	41.26001	41.1579
1	-759.9357	248.5651	2.94E+10	35.45162	36.26262*	35.7523
2	-739.0702	33.19499	2.40E+10	35.23047	36.69026	35.7718
3	-701.8710	52.41716*	9.63E+09*	34.26686	36.37545	35.0488
4	-687.3861	17.77686	1.14E+10	34.33573	37.09312	35.3583
5	-680.6867	7.003959	2.05E+10	34.75849	38.16467	36.0218
6	-661.9321	16.19713	2.38E+10	34.63328	38.68825	36.1370
7	-626.4064	24.22204	1.53E+10	33.74575	38.44952	35.4901
8	-586.8903	19.75808	1.09E+10	32.67683*	38.02940	34.6618

\* indicates lag order selected by the criterion  
LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)  
FPE: Final prediction error  
AIC: Akaike information criterion  
SC: Schwarz information criterion  
HQ: Hannan-Quinn information criterion

FONTE: E-Views 4.0

Quadro 16: Estrutura ótima de defasamento para o VECM do modelo Comercial

Included observations: 44						
Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-808.4952	NA	3.43E+13	36.84069	36.92179	36.870
1	-715.3359	173.6152	5.95E+11	32.78799	33.03129	32.878
2	-700.1134	26.98534	3.58E+11	32.27788	32.68338	32.428
3	-699.0936	1.715087	4.11E+11	32.41334	32.98104	32.623
4	-679.3947	31.33912	2.03E+11	31.69976	32.42966	31.970
5	-670.5335	13.29188*	1.64E+11*	31.47879*	32.37089*	31.809
6	-668.0507	3.498481	1.79E+11	31.54776	32.60205	31.938
7	-662.5774	7.214705	1.70E+11	31.48079	32.69729	31.931
8	-660.0428	3.110740	1.87E+11	31.54740	32.92609	32.058

\* indicates lag order selected by the criterion  
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)  
 FPE: Final prediction error  
 AIC: Akaike information criterion  
 SC: Schwarz information criterion  
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

FONTE: E-Views 4.0

Quadro 17: Estrutura ótima de defasamento para o VECM do modelo Industrial

Included observations: 44						
Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1068.747	NA	1.77E+16	48.76125	48.92345	48.821
1	-890.4396	316.0912	1.11E+13	41.38362	42.19461*	41.684
2	-862.3761	44.64639	6.53E+12	40.83528	42.29507	41.376
3	-849.9766	17.47206	8.08E+12	40.99894	43.10752	41.780
4	-838.1834	14.47349	1.08E+13	41.19015	43.94754	42.212
5	-805.5328	34.13475*	5.98E+12*	40.43331	43.83949	41.696
6	-792.8229	10.97670	9.15E+12	40.58286	44.63783	42.086
7	-778.1589	9.998189	1.51E+13	40.64359	45.34736	42.387
8	-727.7753	25.19180	6.57E+12	39.08069*	44.43326	41.065

\* indicates lag order selected by the criterion  
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)  
 FPE: Final prediction error  
 AIC: Akaike information criterion  
 SC: Schwarz information criterion  
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

FONTE: E-Views 4.0

Observando os resultados, o critério AIC apontou uma ordem de defasamento de 8 para a classe residencial, 5 para comercial e 8 para industrial. Objetivando ser parcimonioso no número de parâmetros dos modelos sem comprometer a estimação e obter resíduos descorrelatados, foram testados, para cada classe, um VECM(p) que compreendia desde o defasamento 1 até o indicado para cada classe no teste feito acima.

Os melhores modelos foram escolhidos comparando as estatísticas AIC, Schwarz Criterion (SC) e  $R^2$ -ajustado. O resultado para cada classe ficou da seguinte maneira:

- RESIDENCIAL – VECM(4)
- COMERCIAL – VECM(4)
- INDUSTRIAL – VECM(4)

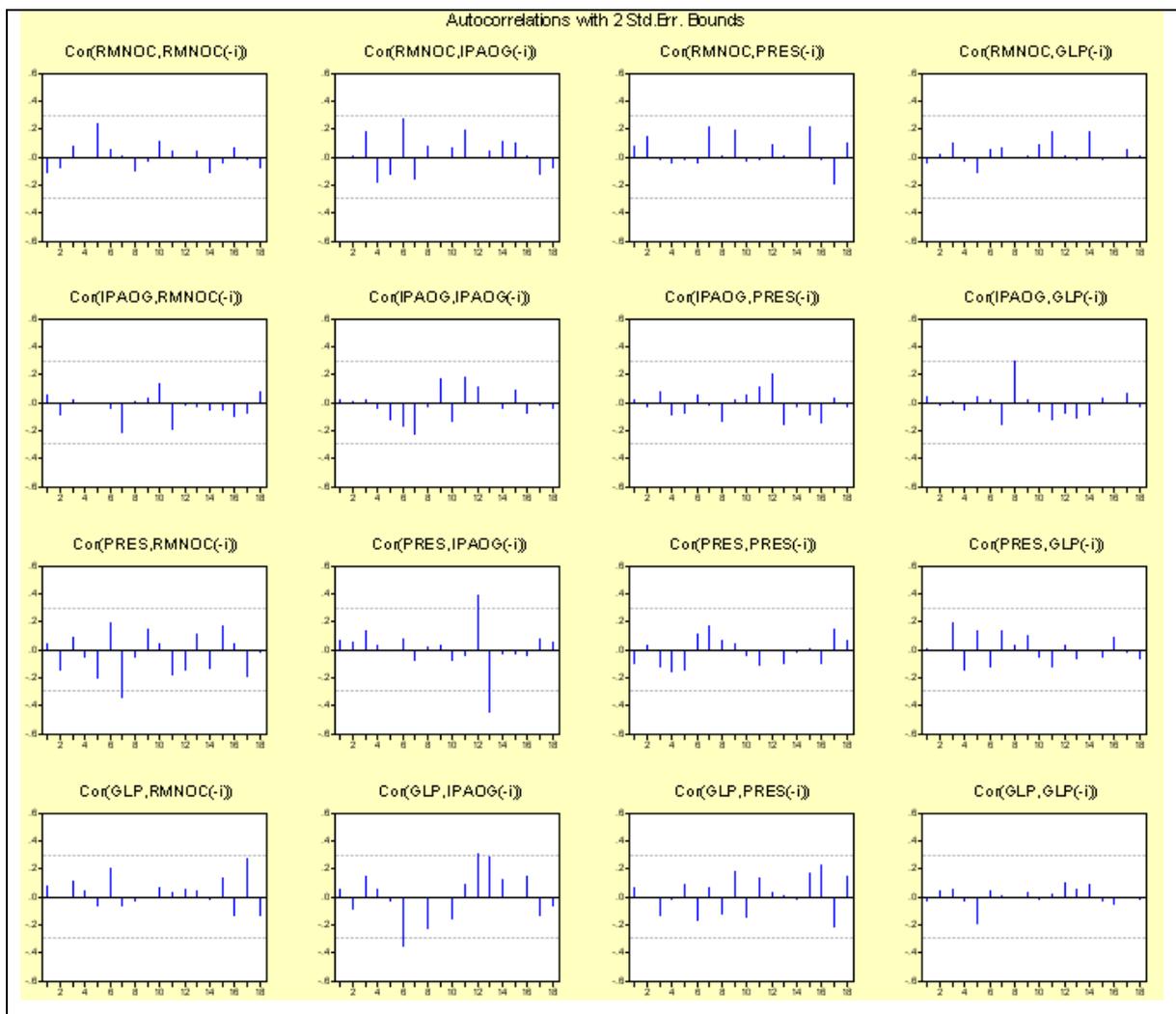
Todos esses modelos geraram resíduos descorrelatados como pode ser visto nos testes LM e gráficos de autocorrelações dos mesmos apresentados a seguir.

Quadro 18: Teste LM de autocorrelação dos resíduos para o modelo Residencial

VEC Residual Serial Correlation LM ...		
H0: no serial correlation at lag order h		
Date: 11/19/08 Time: 19:12		
Sample: 1995:1 2008:1		
Included observations: 47		
Lags	LM-Stat	Prob
1	18.40663	0.3006
2	17.19290	0.3732
3	28.26066	0.0294
4	15.96858	0.4552
5	19.51964	0.2426
6	17.66502	0.3439
7	28.90076	0.0246
8	8.845140	0.9197
9	15.08240	0.5186
10	21.13405	0.1734
11	18.68566	0.2853
12	19.47841	0.2446
13	19.95073	0.2224
14	15.17202	0.5121
15	14.16489	0.5864
16	12.12974	0.7350
17	16.24145	0.4362
18	9.463979	0.8931

Probs from chi-square with 16 df.

FONTE: E-Views 4.0



FORNE: E-Views 4.0

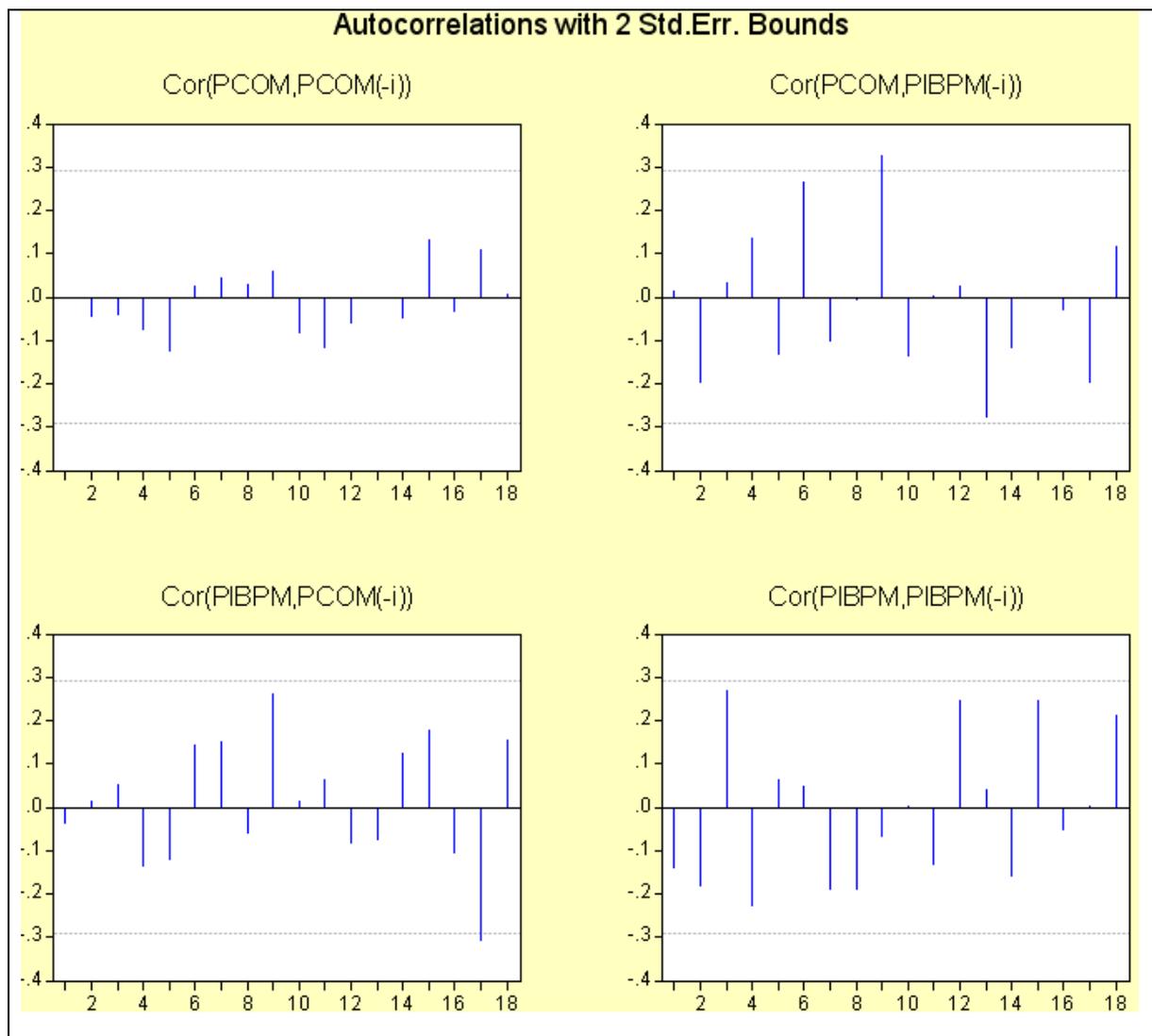
Gráfico 07: Gráfico das autocorrelações dos resíduos para o modelo Residencial

Quadro 19: Teste LM de autocorrelação dos resíduos para o modelo Comercial

VEC Residual Serial Correlation LM ...		
H0: no serial correlation at lag order h		
Date: 11/17/08 Time: 18:18		
Sample: 1995:1 2008:1		
Included observations: 47		
Lags	LM-Stat	Prob
1	4.707623	0.3186
2	5.091045	0.2781
3	5.960819	0.2021
4	10.08091	0.0391
5	4.596938	0.3312
6	4.635042	0.3268
7	3.969728	0.4101
8	2.352337	0.6713
9	10.85108	0.0283
10	1.740596	0.7833
11	2.138545	0.7103
12	4.918656	0.2957
13	5.985585	0.2002
14	3.977686	0.4090
15	5.666782	0.2255
16	0.901971	0.9243
17	7.846703	0.0974
18	5.394317	0.2492

Probs from chi-square with 4 df.

FONTE: E-Views 4.0



FONTE: E-Views 4.0

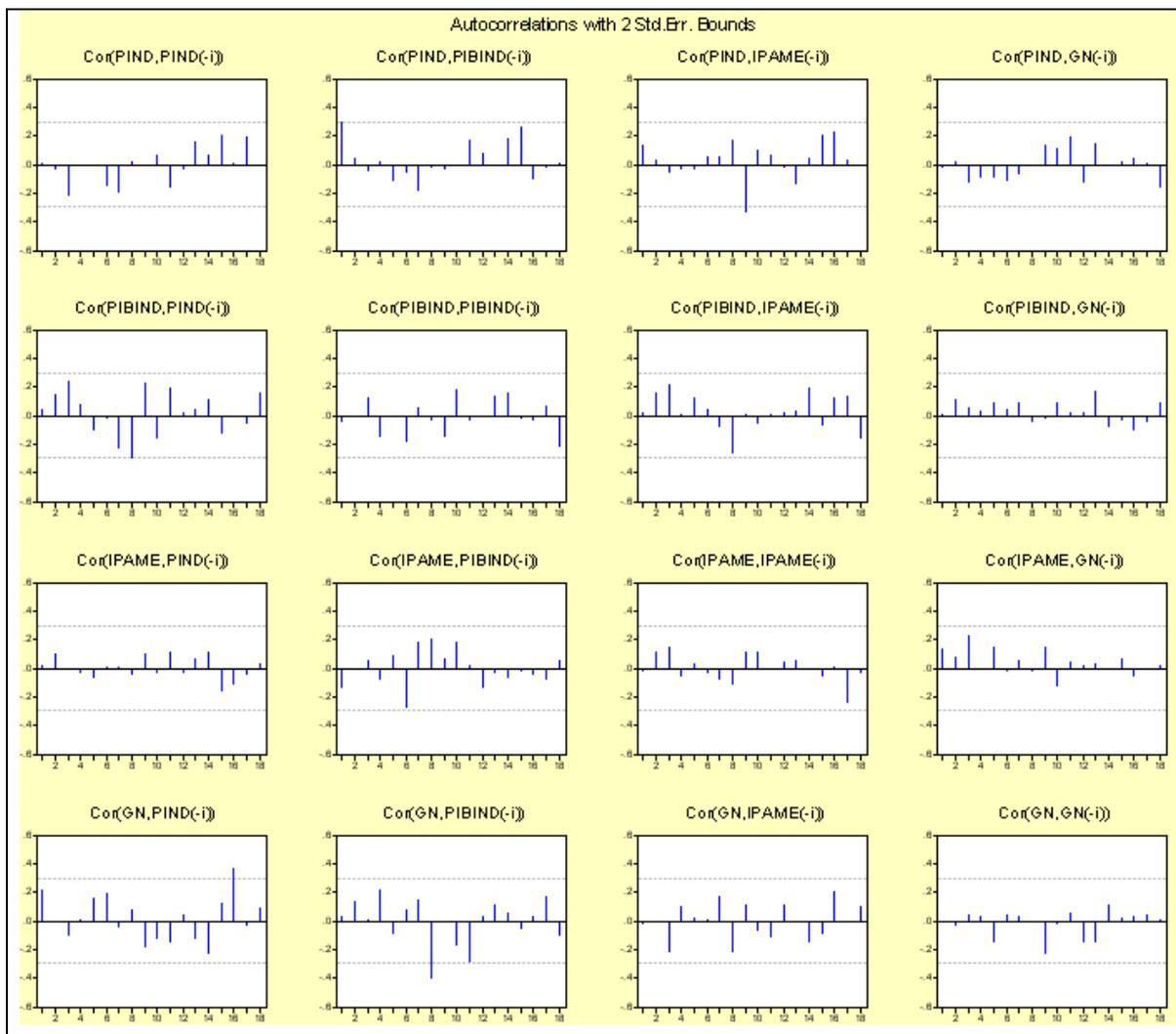
Gráfico 08: Gráfico das autocorrelações dos resíduos para o modelo Comercial

Quadro 20: Teste LM de autocorrelação dos resíduos para o modelo Industrial

VEC Residual Serial Correlation LM ...		
H0: no serial correlation at lag order h		
Date: 11/17/08 Time: 20:02		
Sample: 1995:1 2008:1		
Included observations: 47		
Lags	LM-Stat	Prob
1	16.78721	0.3995
2	7.005984	0.9731
3	32.60422	0.0083
4	9.904327	0.8716
5	7.948133	0.9504
6	11.02640	0.8079
7	17.14928	0.3760
8	25.21602	0.0661
9	24.74583	0.0744
10	14.69759	0.5469
11	17.09016	0.3798
12	9.084504	0.9099
13	17.68873	0.3424
14	17.69373	0.3421
15	13.11912	0.6640
16	28.46896	0.0278
17	15.17707	0.5117
18	14.94412	0.5287

Probs from chi-square with 16 df.

FONTE: E-Views 4.0



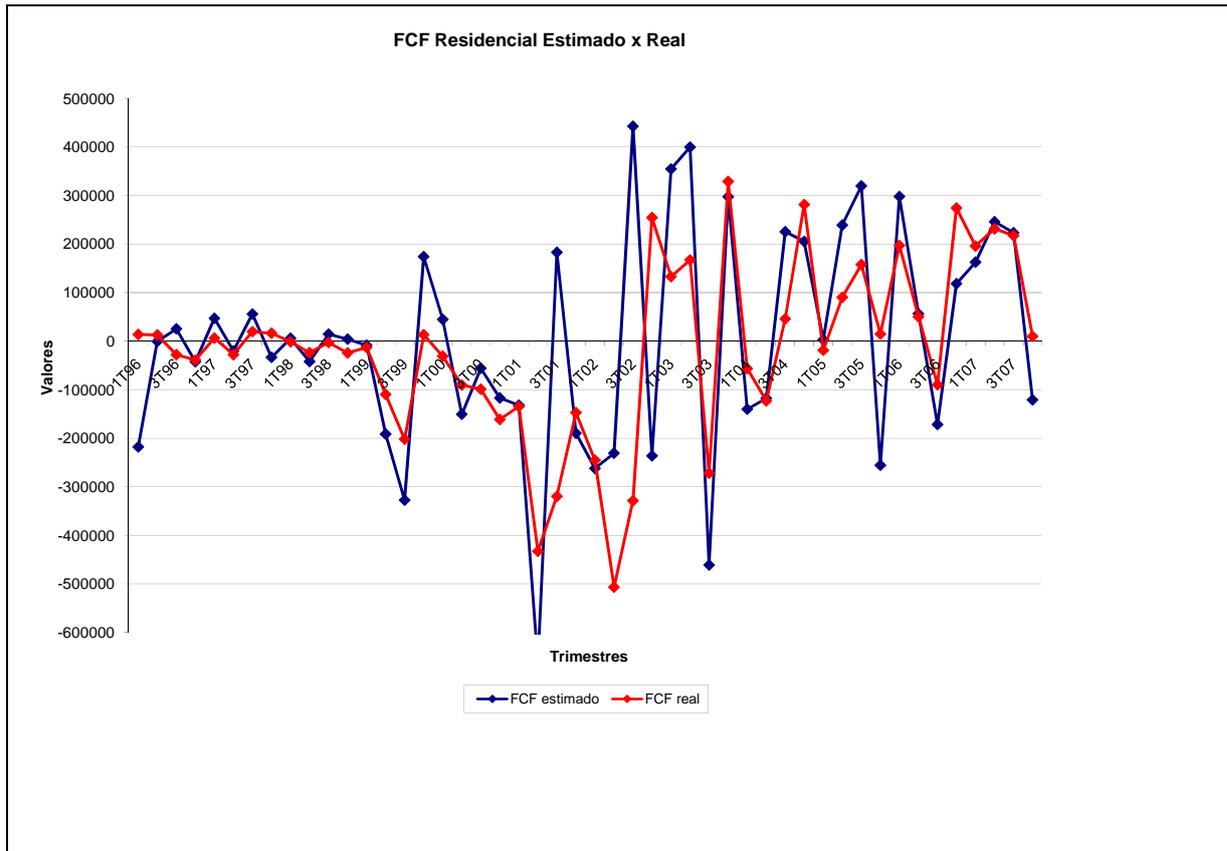
FONTE: E-Views 4.0

Gráfico 09: Gráfico das autocorrelações dos resíduos para o modelo Industrial

### 5.3.4

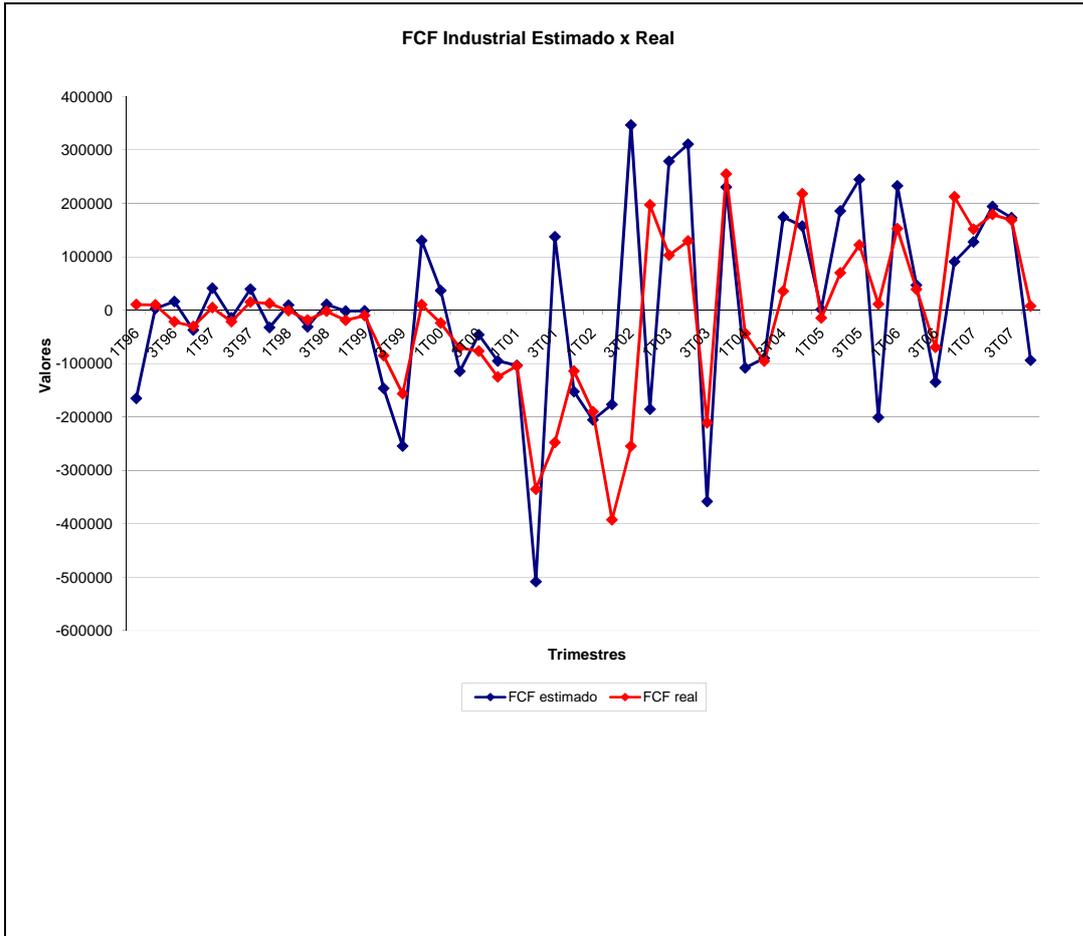
#### Simulação e cálculo do Fluxo de Caixa Livre para um cenário de racionamento de energia elétrica

Depois de estimada todas as relações entre as contas e os seus respectivos fatores de risco chegaram-se ao fluxo de caixa estimado para cada classe. Os gráficos a seguir mostram o fluxo de caixa real e o estimado da empresa.



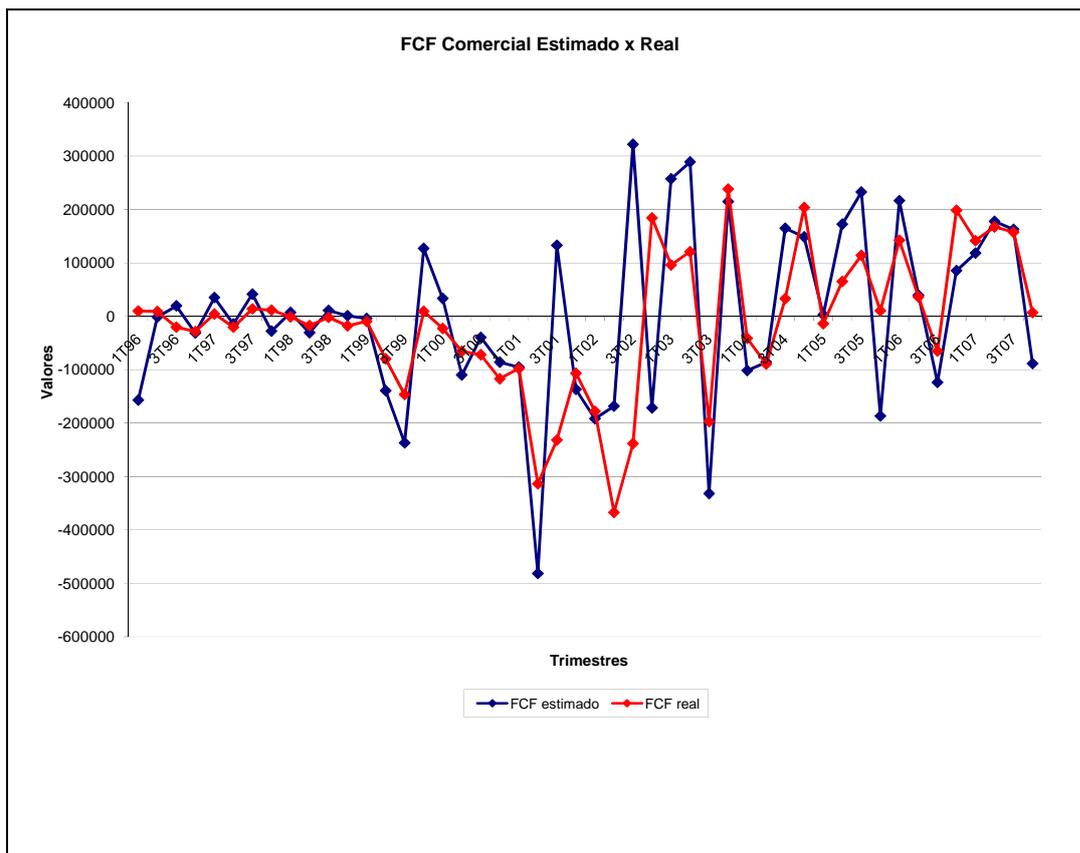
FONTE: Elaboração própria

Gráfico 10: Fluxo de Caixa Livre (FCF) para a Classe Residencial: Estimado versus Real



FONTE: Elaboração própria

Gráfico 11: Fluxo de Caixa Livre (FCF) para a Classe Industrial: Estimado *versus* Real



FONTE: Elaboração própria

Gráfico 12: Fluxo de Caixa Livre (FCF) para a Classe Comercial: Estimado versus Real

Como pode ser observado, o comportamento dos fluxos da Light são bem voláteis e sem padrão definido, mas mesmo assim houve um bom ajustamento dos modelos à série real. A partir daí deu seqüência a simulação desses modelos pelos métodos de Quase-Monte Carlo e Monte-Carlo, onde os resultados com o cenário de racionamento podem ser vistos nos gráficos das distribuições que se encontram no anexo A.

Analisando os histogramas do anexo A e a tabela 06, podem ser feitas as seguintes conclusões:

Tabela 06: Comparação dos CFaR para cada tipo de simulação e classe de consumo

<b>MODELO</b>	<b>MÉDIA*</b>	<b>DESVIO-PADRÃO*</b>	<b>ASSIMETRIA</b>	<b>CURTOSE</b>	<b>Prob. FCF&lt;=0</b>
RES-QM	96	151	-0,0458	3,0609	26,2%
RES-MC	96	156	-0,0017	2,7702	26,9%
COM-QM	66	110	-0,0451	3,0606	27,4%
COM-MC	65	113	-0,0016	2,7697	28,1%
IND-QM	75	117	-0,0455	3,0602	26,2%
IND-MC	74	120	-0,0015	2,7705	26,8%

FONTE: Elaboração própria

\*valores em milhões de reais

Com relação ao método de simulação (conteúdo que foi bem debatido ao longo deste trabalho), as principais diferenças entre as duas técnicas (Quase-Monte Carlo e Monte Carlo) foram o coeficiente de curtose e o menor desvio padrão, indicando distribuições com menos “caudas” e mais precisas do que quando se utiliza simulação de Monte Carlo tradicional.

Analisando o desvio-padrão pode-se dizer que a classe de consumo mais volátil em um cenário de racionamento foi a residencial seguida pela industrial e comercial. Já a probabilidade de ocorrer fluxo de caixa negativo se manteve praticamente constante entre as classes. O interessante foi de que os modelos gerados pela simulação de Quase-Monte Carlo tiveram uma probabilidade de déficit de caixa pouco menor, isto se deve ao fato de como este processo de simulação é gerado fazendo com que os resultados tenham maior precisão (como pode ser visto pelo desvio-padrão e coeficiente de curtose na tabela acima).

Além disso, é importante ressaltar que a conta duplicatas a receber teve grande impacto para que a Light nos últimos trimestres passasse a ter fluxo positivo. As demais contas não demonstraram impacto significativo no fluxo em comparação com a receita bruta dentro de um cenário de racionamento de energia elétrica. Outro fator importante que afeta o fluxo de caixa no médio prazo é o estudo de oscilações nas variáveis que afetam a demanda por energia visto que ela concentra grande parte dos riscos não cobertos pela regulação.