UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - PIMES

ESTUDO DO CFaR DE UMA EMPRESA DISTRIBUÍDORA DE ENERGIA ELÉTRICA – CASO CELPE

por

Wlademir Lacerda de Moura

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Economia.

ORIENTADOR: Prof. JOÃO POLICARPO R. DE LIMA, D.Sc.,
University College London
CO-ORIENTADOR: Prof. MARCOS R. GOIS DE OLIVEIRA, D.Sc.,
Universidade Federal de Pernambuco - UFPE

Recife, maio de 2012

© Wlademir Lacerda de Moura, 2012

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA
PIMES/PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DA DISSERTAÇÃO DO MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA DE:

WLADEMIR LACERDA DE MOURA

A comissão examinadora composta pelos professores abaixo, sob a presidência do primeiro, considera o Candidato Wlademir Lacerda de Moura **APROVADO**.

Recife, 27/04/2012

Prof. Dr. João Policarpo Rodrigues Lima
Orientador

Prof. Dr. Marcos Roberto Góis de Oliveira
Co-orientador e Examinador Externo/PROPAD/UFPE

Prof. Dr. José Lamartine Távora Júnior
Examinador Interno

Á Adjair (in memoriam) e Dalva, meus pais, pois sem eles não teria conseguido e às mulheres de minha vida Walkiria (irmã), Mykaella (sobrinha) e Karyne (noiva).

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por ter me mostrado o caminho certo, por ter me dado as oportunidades que tive em minha vida.

Agradeço ao Professor Francisco Ramos, por solucionar o maior de todos os problemas enfrentado no mestrado. Sem ele não teria conseguido.

Agradeço ao meu pai Adjair pela força que me deu desde o inicio dos meus estudos até o período da faculdade, não poupando esforços para concretizar meus sonhos e anseios.

Agradeço à minha mãe Dalva por estar sempre presente em minha vida, acompanhando meus passos, me levantando quando preciso e me dando amor, carinho e força em todos os momentos e passagens de minha vida.

Agradeço à minha noiva Karyne, pelo amor e carinho diário e principalmente pela paciência e compreensão nos períodos de maior dedicação os quais foram desprendidos ao longo do curso.

Agradeço à minha irmã Walkiria e à minha sobrinha Mykaella pelo carinho.

Agradeço principalmente ao Prof. Dr. Marcos Gois, pela orientação e paciência. Sem sua ajuda dificilmente teria conseguido.

Agradeço a todos os colegas de turma, com destaque para Tatiana, Rosane, Marcos, Ronald, Sebastião e Conceição Gama, pela ajuda nos trabalhos, estudos em grupo e representação junto à secretária do curso.

Agradeço a Carlos Frederico, gestor da Unidade de Previsão de Mercado da CELPE a Humberto Cardim, gerente do Departamento de Gestão de Mercado – CGM, a Wider Basílio e Isabela Nóbrega da Unidade de Estudos Especiais – EIEP e ao Superintendente Comercial e de Mercado, Paulo Araújo, bem como a todos da Companhia Energética de Pernambuco – CELPE que de alguma forma viabilizaram a minha participação no curso.

Agradeço ao amigo Henrique Cardim pelo incentivo e ajuda nos trabalhos.

Agradeço ao amigo Flávio Neves pela ajuda na dissertação.

Agradeço aos meus avôs, Antônio e Lindalva pelo incentivo.

Por fim, agradeço a todos que auxiliaram a tornar este projeto possível.

Resumo da Dissertação apresentada à UFPE como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Economia.

ESTUDO DO CFaR DE UMA EMPRESA DISTRIBUÍDORA DE ENERGIA ELÉTRICA – CASO CELPE

Wlademir Lacerda de Moura

Maio/2012

Orientador: Prof. JOÃO POLICARPO R. DE LIMA, D.Sc., University College London.
Co-orientador: Prof. MARCOS R. GOIS DE OLIVEIRA, D.Sc., Universidade Federal de Pernambuco - UFPE.
Área de Concentração: Investimento em Empresas.
Palavras-chave: CFaR, Fluxo de Caixa, CELPE, Risco, Regressão.
Número de Páginas: 89

RESUMO: O setor de energia elétrica, sobretudo o voltado à distribuição, nos últimos anos vem sofrendo influencia de diversos fatores, que vão desde o econômico ao climático. Altamente regulamentadas, as concessionárias de energia elétrica possuem regras que eventualmente podem mudar ao longo dos ciclos tarifários, que ocorrem a cada quatro anos e de certa forma contribuir diretamente para o resultado financeiro das companhias. Outro aspecto de considerável relevância diz respeito ao social, que pode está diretamente correlacionado com o fator adimplência. O presente trabalho visa destacar as variáveis que de alguma forma contribuem direta ou indiretamente para com o desempenho do Fluxo de Caixa de Serviço da Companhia Energética de Pernambuco – CELPE, montando uma equação, através da metodologia de Regressão Dinâmica, que possa explicar seu desempenho e posteriormente calcular através de simulação Monte Carlo o seu Valor em Risco (CFaR) e poder dimensionar com esse resultado o impacto no Valor da empresa. Destarte, após realizadas todas as simulações observa-se que de fato, o fluxo de caixa da empresa é consideravelmente impactado pelas variáveis embutidas no modelo. Ao final, observas-se que a simulação com um CFaR de 5% proporcionou um valor da empresa 10,2% menor do que o contabilizado no cenário utilizando o Fluxo de Caixa de Serviço da CELPE calculado através do modelo de Regressão Dinâmica. Em termo absoluto essa redução representou R$ 303,94 milhões.

Abstract of Dissertation presented to UFPE as part of the requirements to the degree of Master of Economy

CFaR STUDY OF AN ELECTRICITY DISTRIBUTION COMPANIES - CASE CELPE

Wlademir Lacerda de Moura

May/2012

Leader: Prof. JOÃO POLICARPO R. DE LIMA, D.Sc., University College London.
Co-advisor: Prof. MARCOS R. GOIS DE OLIVEIRA, D.Sc., Universidade Federal de Pernambuco - UFPE.
Area of Concentration: Investment companies.
Keywords: CFaR, Cash Flow, CELPE, Risk, regression
Number of Pages: 89

ABSTRACT: The electric power sector, especially focused on the distribution, in recent years has suffered the influence of several factors, ranging from the economy to the climate change. Highly regulated, the electric power concessionaires have rules that may eventually change over the tariff cycles, which occur every four years and in some ways contribute directly to the financial results of companies. Other aspects of considerable relevance are social concerns, which can be directly correlated with the factor insolvency. This paper aims to highlight the variables that contribute in some way directly or indirectly to the performance of the Cash Flow Service of the Companhia Energetica de Pernambuco - CELPE, setting up an equation using the methodology of dynamic regression, which may explain their performance and then calculate via Monte Carlo's simulation their Value at Risk (CFaR) and then be able to scale with this result the impact on the value of the company. Thus, after all the simulations carried out shows that in fact, the company's cash flow is significantly affected by the built-in variables in the model. At the end, it is observed that the simulation with a 5% CFaR provided an enterprise value 10.2% lower than that recorded in the scenario using the Cash Flow Service from CELPE calculated using the dynamic regression model. In absolute terms this reduction represented R$ 303.94 million.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. 1 - Oferta no Brasil de Energia Elétrica por Fonte – 2009**.** 16
Figura 1. 2 - Preço Médio de Geração das Fontes de Geração de Energia Elétrica – 2005. 17
Figura 1. 3 - Preço Evolução dos Custos de Geração (R$/MWh setembro/2009). 17
Figura 1. 4 - Preço Evolução dos Custos de Geração (R$/MWh). 18
Figura 2. 1 - Participação do consumo por classe dos clientes da CELPE no período de jan a outubro/2009. Fonte: Moura (2010). 22
Figura 2. 2 - Histórico da Participação do consumo – CELPE (residencial, industrial e comercial). 23
Figura 2. 3 - Gráfico da Regressão da Energia distribuída da CELPE x PIB/PE. Fonte: CEPLAN. 25
Figura 2. 4 - Gráfico da Regressão linear População x Número de clientes faturados. 26
Figura 2. 5 - Evolução do número de habitantes por domicílio. 27
Figura 2. 6 - Exemplo de série histórica hipotética com sazonalidade aditiva. 28
Figura 2. 7 - Exemplo de série histórica hipotética com sazonalidade multiplicativa. 29
Figura 2. 8 - Decomposição da série histórica da CELPE. 30
Figura 2. 9 - Gráfico do Consumo Médio Residencial x Número de consumidores total. ... 31
Figura 3. 1 – Distribuição do Fluxo de Caixa Anual da CELPE no período de 2003 a 2010. 34
Figura 3. 2 – Distribuição dos Desembolsos do Fluxo de Caixa do Serviço da CELPE. . 35
Figura 3. 3 – Distribuição dos recursos de P&D, Eficiência Energética/FNDCT/MME.. 38
Figura 3. 4 – Gráfico da Arrecadação x Mercado Cativo de Energia Elétrica (Base 100 = Abril/2011). 40
Figura 3. 5 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Mercado Cativo de Energia Elétrica. 40
Figura 3. 6 – Gráfico de Regressão da ln(Arrecadação) x ln(Mercado Cativo de Energia Elétrica). 41
Figura 3. 7 – Gráfico da Arrecadação x Número de clientes (Base 100 = Abril/2011). ... 42
Figura 3. 8 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Número de Clientes. 42
Figura 3. 9 – Gráfico de Regressão da ln(Arrecadação) x ln(Número de Clientes). 43
Figura 3. 10 – Gráfico da Arrecadação x Tarifa Média (Base 100 = Abril/2011). 43
Figura 3. 11 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Tarifa Média. 44

Figura 3. 12 – Gráfico de Regressão da ln(Arrecadação) x ln(Tarifa Média)..... 44
Figura 3. 13 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Tarifa Média (Defasada em um ano). 45
Figura 3. 14 – Gráfico de Regressão do PLD x Sobras de Energia. 45
Figura 3. 15 – Distribuição dos Outros Desembolsos Operacionais. 46
Figura 3. 16 – Sazonalidade das Despesas com Pessoal e Administradores. 47
Figura 3. 17 – Sazonalidade das Despesas com Materiais. 47
Figura 3. 18 – Sazonalidade das Despesas com Serviço de Terceiros. 47
Figura 3. 19 – Sazonalidade das Despesas com Indenizações Trabalhistas/Cíveis. 48
Figura 3. 20 – Sazonalidade das Despesas com Aluguéis. 48
Figura 3. 21 – Sazonalidade das Despesas com Viagens. 49
Figura 5. 1 - Correlograma Autocorrelação de resíduos. 65
Figura 5. 2 - Gráfico Energia Distribuída – Realizada x Prevista utilizando o modelos de Regressão Dinâmica do Forecast. 65
Figura 5. 3 - Gráfico PLD x Curva de Aversão ao Risco (níveis de armazenamento em percentual da Energia Armazenada Máxima - % EAR máx). 67
Figura 5. 4 - Matriz de Correlação das variáveis causais utilizadas para análise do Fluxo de Caixa da CELPE. 68
Figura 5. 5 - Tela inicial do Forecast pro. 69
Figura 6. 1 – Estatística para o modelo mensal iniciado em setembro/2000. 72
Figura 6. 2 – Comparação entre o Histórico do Fluxo de Caixa Mensal (preto) x Previsão do Fluxo de Caixa (vermelho). 72
Figura 6. 3 – Correlograma de erro (Correlação de Resíduos). 73
Figura 6. 4 – Estatística para o modelo dados mensais acumulados nos 12 últimos meses iniciado em janeiro/1998. 73
Figura 6. 5 – Comparação entre o Histórico do Fluxo de Caixa Mensal (preto) x Previsão do Fluxo de Caixa (vermelho). 74
Figura 6. 6 – Correlograma de erro (Correlação de Resíduos). 74
Figura 6. 7 – Estatística para o modelo dados mensais acumulados nos 12 últimos meses iniciado em janeiro/1998, com inserção de uma variável auto-regressiva. 75
Figura 6. 8 – Comparação entre o Histórico do Fluxo de Caixa Mensal (preto) x Previsão do Fluxo de Caixa (vermelho). 75
Figura 6. 9 – Correlograma de erro (Correlação de Resíduos). 76

Figura 6. 10 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2011. 77
Figura 6. 11 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2012, com apresentação da distribuição. 77
Figura 6. 12 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2013, com apresentação da distribuição. 78
Figura 6. 13 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2014, com apresentação da distribuição. 78
Figura 6. 14 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2015, com apresentação da distribuição. 79

ÍNDICE DE QUADROS

Quadro 1. 1 - Fatores que influencia o mercado de energia elétrica. 18
Quadro 3. 1 – Variáveis que influenciam o Fluxo de Caixa do Serviço de Energia Elétrica da CELPE. 39
Quadro 4. 1 - Comparação entre as metodologias de cálculo do VaR..... 52
Quadro 4. 2 – Comparações entre o VaR e o CRaR. 58
Quadro 5. 1 – Média e Desvio Padrão da previsão das variáveis causais. 66
Quadro 6. 1– Organização das variáveis para simulação no Crystal Ball (R$ Mil). 76
Quadro 6. 2– Cálculo do WACC. 80

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 ..... **11**

1 - Introdução **13**

1.1 – Histórico do Setor Elétrico 13
1.2 – Motivação 15
1.3 - Problema e Justificativa 16
1.4 – Objetivos 19
1.5 - Organização da Dissertação 20

CAPÍTULO 2 ..... **21**

2 - Mercado de Energia Elétrica – Pernambuco **21**

2.1 - Histórico – Modalidades de consumo 21
2.2 - Mercado por classe de consumo 22
2.3 - Fatores que influenciam o mercado de energia da CELPE 24
2.3.1 - Fatores Macroeconômicos 24
2.3.2 - Fatores Demográficos 25
2.3.3 – Fatores Climáticos 27
2.4 – Sazonalidade 28
2.4.1 – Definição 28
2.4.2 - Tipos de Sazonalidade 28
2.4.3 - Análise da sazonalidade da CELPE 29

CAPÍTULO 3 ..... **33**

3 - Fluxo de Caixa da CELPE **33**

3.1 – Distribuição do Fluxo de Caixa da CELPE 33
3.2 – Fluxo de Caixa do Serviço de Energia Elétrica 34
3.3 – Variáveis que influenciam no Fluxo de Caixa da CELPE 39

CAPÍTULO 4 ..... **50**

4 – Base Teórica **50**

4.1 – Metodologias de cálculo do risco 50
4.1.1 – VaR 51
4.1.2 – Métodos de cálculo do VaR - Parmétricos 53
4.1.3 – CFaR (Cash Flow at Risk) 55
4.2 – Trabalhos publicados relacionados à Análise de Risco 56
4.2.1 – Trabalhos com aplicação do VaR 56
4.2.2 – Trabalhos com aplicação do CFaR 58

CAPÍTULO 5 ..... **60**

5 – Metodologia **60**

5.1 – Formação do Banco de Dados 60
5.1.1 – Modelo para o mercado de energia elétrica 62
5.1.2 – Projeção das variáveis causais 66
5.2 – Softwares utilizados 68
5.2.1 - Forecast Pro 68
5.2.2 – Crystal Ball 70

CAPÍTULO 6 ..... **71**

6 – Simulações e Resultados **71**

6.1 – Simulações do Modelo de Regressão do Fluxo de Caixa da CELPE..... 71
6.2 – Simulações do CFaR do Fluxo de Caixa de Serviço de Energia da CELPE... 76
CAPÍTULO 7 82
7 – Conclusão 82
Referências Bibliográficas 84

CAPÍTULO 1

1 - Introdução

Este Capítulo apresenta a motivação, os objetivos e uma descrição da organização da dissertação.

1.1 – Histórico do Setor Elétrico

A importância da energia elétrica é cada vez mais evidente na forma de organização da vida das nações e dos indivíduos, num processo de valorização crescente dessa fonte de energia que vem desde o começo da sua exploração comercial nos EUA e na Europa no final do século XIX. Apesar de atualmente ser um bem essencial à sociedade, a energia elétrica tem sua importância pouco divulgada, principalmente em relação aos fatos históricos e aos interesses e influências políticas e econômicas que levaram o setor elétrico brasileiro à sua atual configuração, GOMES E VIEIRA (2009).

O setor elétrico brasileiro passou por grandes mudanças ao longo de sua existência. No século XIX, o cultivo do café era a atividade com maior geração de renda no Brasil e o lucro correspondente impulsionava os mais diversos setores da economia. O crescimento das cidades favoreceu as primeiras iniciativas de uso da energia elétrica no país ao mesmo tempo em que elas ocorriam na Europa e nos EUA (www.neoenergia.com.br).

O marco inicial aconteceu de fato em 1879, quando houve a inauguração da iluminação elétrica da estação central da ferrovia Dom Pedro II , no município do Rio de Janeiro/RJ, então capital do país. Na década posterior o Brasil inaugurava a sua primeira central geradora: uma termelétrica com 52kW de capacidade, movida a lenha, que alimentava 39 lâmpadas na cidade de Campos, RJ, inaugurando a prestação do serviço público de iluminação na América do Sul. A preferência pelo modelo hidrelétrico também é antiga: a primeira hidrelétrica brasileira também foi construída em 1883, em Diamantina, MG (www.neoenergia.com.br).

No ano de 1904, investidores canadenses e americanos criam a Rio de Janeiro Tramway, Light and Power Company com a finalidade de exploração de praticamente todos os serviços urbanos: transportes, iluminação pública, produção e distribuição de eletricidade, gás canalizado e telefonia. Nesse contexto surgem os primeiros ensaios de regulação, por parte do governo.

Na década de 1930 o Governo Federal toma a frente da gestão do setor de águas e energia elétrica através da formalização do Código de Águas (Decreto 24.643, de 10 de julho de 1934). Dessa forma, a União passa a legislar e outorgar concessões de serviços públicos antes regidos por contratos regionais. A nova política setorial revê os critérios para estabelecimento de preços a fim de garantir ao prestador do serviço a cobertura das despesas de operação e das cotas de depreciação e reversão e a justa remuneração do capital investido.

Na década de 1940, mais precisamente em 1945, foi criada a Companhia Hidroelétrica do São Francisco (CHESF), nesse período, o Estado passa a atuar diretamente na produção de energia elétrica.

Com o objetivo dar sustentação financeira ao setor e financiar a expansão do sistema elétrico, nos anos da década de 1950 a lei 5.655/71, proporcionou ao investidor a garantia de 10% a 12% de retorno sobre o capital investido, a ser compensada na tarifa. Essa década foi marcada ainda pela facilidade de obtenção de recursos junto à Eletrobrás, pela captação de empréstimos externos e pelo desenvolvimento de sólidas bases financeiras.

Na década de 1970, de forma a compensar as notórias diferenças no custo de geração e distribuição entre as diversas regiões, no ano de 1974 o governo federal proporcionou a equalização tarifária, mantida por um sistema no qual as empresas superavitárias transferiam recursos para as deficitárias (subsídio cruzado).

Desde então o setor sofreu diversas reestruturações, que culminou com a reforma promovida nos anos da década de 1990, tendo início com a extinção da equalização tarifária e a criação dos contratos de suprimento entre geradores e distribuidores, começando a se preparar o mercado para a desestatização. Depois vieram as licitações para novos empreendimentos de geração; a criação da Figura do Produtor Independente de Energia; a determinação do livre acesso aos sistemas de transmissão e distribuição e a liberdade para os grandes consumidores escolherem onde adquirir seus suprimentos de energia. Já em 1996, o Ministério das Minas e Energia implanta o Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (Projeto RE-SEB), onde uma das principais conseqüências foi a desverticalização da cadeia produtiva: geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica tornaram-se, então, áreas de negócio independentes. Conforme é citado em Neves Filho (2006), esse modelo inicialmente estimulou a competição na geração e na comercialização de energia.

Com um modelo de geração essencialmente hidrelétrico, o Brasil se viu em situação de emergência ao atravessar um período de chuvas escassas que baixou consideravelmente os reservatórios das usinas. Em maio de 2001 o governo foi obrigado a adotar medidas emergenciais para evitar um colapso na oferta de energia. O período do racionamento atrasou o crescimento do setor, provocando instabilidade, principalmente nas empresas de distribuição de energia, que tiveram seu mercado reduzido em 20%.

A crise alertou para a necessidade de introduzir novas formas de geração na matriz energética nacional. Ganharam destaque as termelétricas que operam com combustíveis como o bagaço de cana (biomassa) e o gás natural. O Governo adotou também medidas que apóiam o desenvolvimento de projetos de pequenas centrais hidrelétricas (PCHs), fontes não-convencionais e conservação de energia. No entanto, esse tipo de geração é mais onerosa, apesar da implantação de leilões para compra de energia e do incentivo governamental às fontes alternativas (www.neoenergia.com.br).

Nos dias atuais, Martins (2009), em sua proposição, destaca que o setor elétrico brasileiro possui algumas características centrais: a emergência das parcerias público e privadas como modelo de expansão do setor, a decisiva participação do BNDES como principal agente financeiro do setor elétrico, as transformações no segmento de distribuição e geração, com alteração do perfil dos agentes do setor,

1.2 – Motivação

Apesar da diversificação da matriz energética ter avançado bastante nos últimos anos, o parque gerador nacional continua predominantemente hidráulico, o que o torna bastante dependente de fatores meteorológicos. Com a diminuição das chuvas os reservatórios passam a ter limitações de oferta, em contrapartida o clima quente eleva o consumo de energia aumentando a demanda. Nesse cenário, faz-se necessário o acionamento de outras fontes de energia, sobretudo a térmica que possuem maior custo. Destarte, o fluxo de caixa da empresa sofre relevantes oscilações devido à imprevisibilidade da precificação dos preços com o custo de energia, dificultando o planejamento de médio e longo prazo.

Entretanto, outros fatores também podem corroborar para a instabilidade do fluxo de caixa da empresa, principalmente no longo prazo. O cenário econômico é um dos pontos a serem considerados, pois um “aquecimento” na economia, refletido no aumento do emprego e melhoria de renda, pode implicar na elevação do consumo interno,

sobretudo de bens duráveis, a exemplo dos eletrodomésticos, cuja intensificação de suas posses provoca a elevação do consumo de energia elétrica e por conseqüência a melhoria da receita das distribuidoras, influenciando no resultado do fluxo de caixa.

Outros fatores como oscilação do dólar, a pressão inflacionária, a arrecadação mensal e os aspectos regulatórios, sobretudo os relacionados à tarifa de energia elétrica, também podem interferir no caixa da empresa.

Dessa forma, faz-se necessária a consideração de variáveis exógenas e endógenas ao modelo de precificação do fluxo de caixa da empresa, proporcionando uma melhor projeção possível, condizente com os cenários futuros.

1.3 - Problema e Justificativa

Devido ao fato da matriz energética nacional ser predominantemente hidráulica (76,9% segundo o Balanço Energético Nacional 2010 – Ano Base 2009 da Empresa de Pesquisa Energética EPE, conforme **Figura 1.1**), a oferta de geração fica bastante atrelada às questões climáticas, estando susceptível às oscilações. Em períodos de seca, faz-se necessário o acionamento de usinas termoelétricas, que possuem custo mais elevado, aumentando por sua vez o custo da energia comprada pelas distribuidoras de energia, alterando por sua vez os desembolsos no fluxo de caixa.

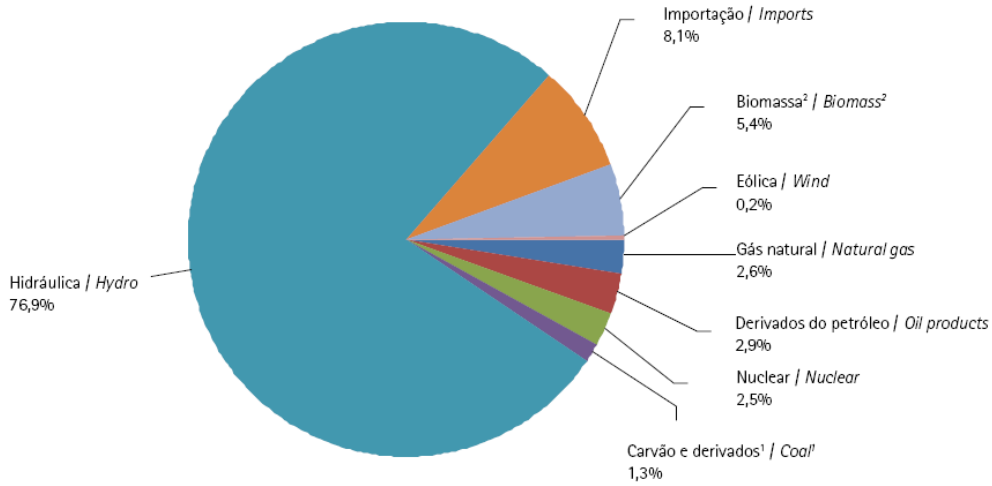

Figura 1. 1 - Oferta no Brasil de Energia Elétrica por Fonte – 2009**.**
Fonte: Balanço Energético Nacional 2010 – Base 2009 – Pág. 12 – Empresa de Pesquisa Energética EPE.

A Figura 1.2 apresenta o custo médio de geração de energia elétrica, nas mais diversas fontes, ficando nítida a diferença de preço entre a geração hidráulica (UHE) em relação às outras fontes, sobretudo as térmicas que utilizam como insumo carvão (em desuso), gás natural e biomassa.

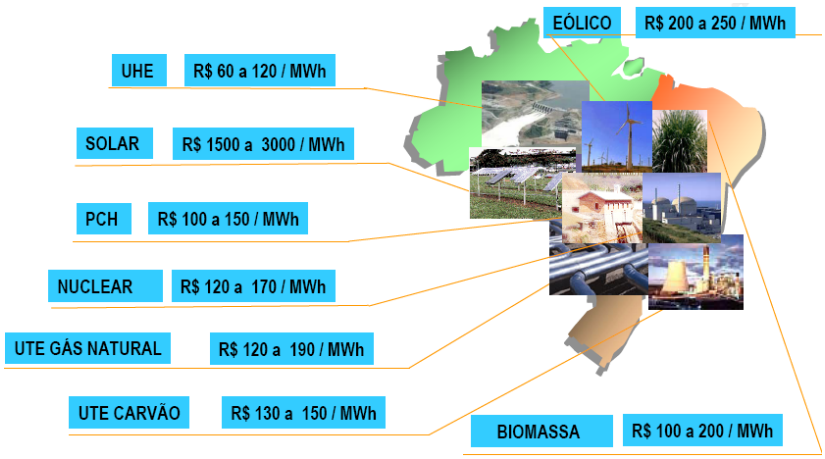

Figura 1. 2 - Preço Médio de Geração das Fontes de Geração de Energia Elétrica – 2005.
Fonte: Ministério das Minas e Energia - MME.

Outra forma de análise dos custos é observada na **Figura 1.3**, onde o preço médio de compra dos leilões de Novas Usina Termoelétricas está no topo, como sendo os que desprendem maior valor, bem abaixo dos preços de Novas Usinas Hidráulicas. Essa informação é ratificada pela **Figura 1.4**, a qual apresenta o preço médio de compra da energia contrata no Brasil em agosto/2009, onde os sete maiores custos, com exceção do primeiro relacionado ao PROINFA (Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica), são de usinas termoelétricas em que o diferencial é apenas a fonte de suprimento (carvão, gás natural, biomassa e óleo).

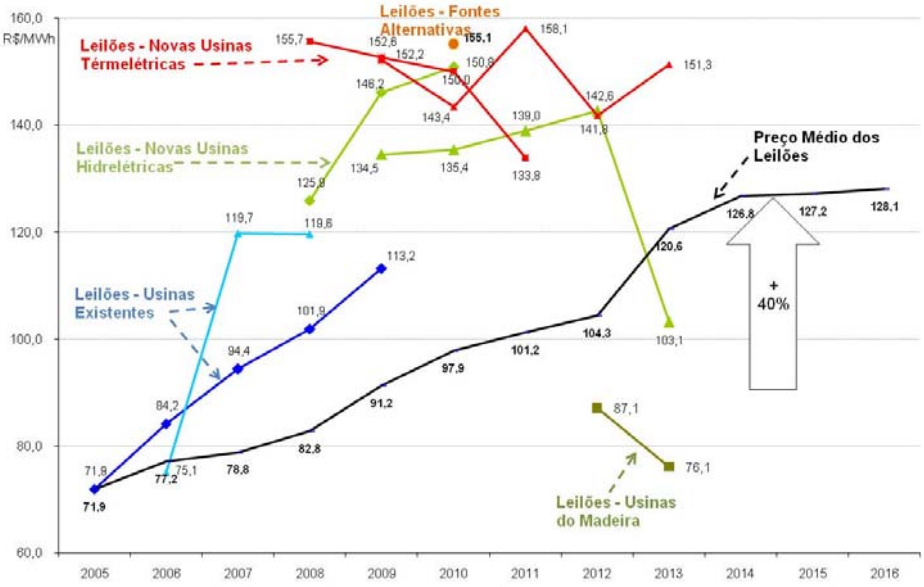

Figura 1. 3 - Preço Evolução dos Custos de Geração (R$/MWh setembro/2009).
Fonte: ABRADEE.

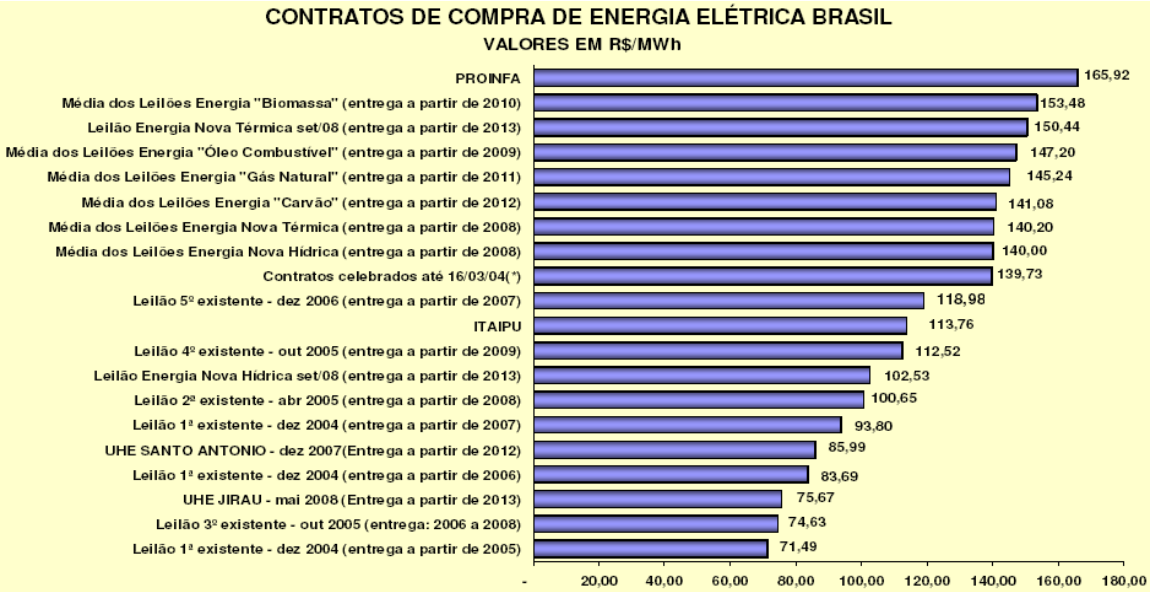

Figura 1. 4 - Preço Evolução dos Custos de Geração (R$/MWh).
Fonte: da DGSE/SEE/MME – valores corrigidos pelo IPCA (IBGE) até maio/2009

O mercado de energia elétrica é outro fator que deve ser considerado no planejamento do fluxo de caixa de uma concessionária de energia elétrica. Quanto maior o consumo de energia, maior a receita da empresa, principalmente se essa elevação estiver atrelada às classes de consumo de maior tarifa, a exemplo da residencial normal.

No entanto, o mercado de energia está relacionado a diversas componentes exógenas e endógenas, que juntas ou isoladas, podem influenciar no seu desempenho. O **Quadro 1.1** apresenta os principais fatores que influenciam o mercado, as variáveis de análise e o sinal relacionado (se positivo, o mercado cresce no mesmo sentido, se negativo o mercado cresce no sentido contrário).

Quadro 1. 1 - Fatores que influencia o mercado de energia elétrica.

Fatores	Variáveis	Endógeno	Exógeno	Sinal
Econômicos	PIB		x	+
	Taxa de Desmprego		x	-
	Renda média		x	-
	Produção Industrial		x	+
	Vendas no comércio		x	+
	Produção Agrícola		x	+
	Ocupação hoteleira		x	+
Demográficos	População		x	+
	Domicílios		x	+
Climáticos	Temperatura		x	+
	Chuvas		x	-
Faturamento	Calendário	x		+ ou -
	Recuperação de Perdas	x		+
	Cortes de fornecimento	x		-

Fonte: Elaboração Própria

Dessa forma a incerteza do mercado futuro de energia elétrica, associado ao resultado do reajuste tarifário pode causar grandes oscilações diante das perspectivas iniciais de geração de fluxo de caixa de uma concessionária de energia elétrica.

Contudo, outros aspectos ainda devem ser levados em consideração, principalmente os relacionados ao comportamento do consumidor, onde devem ser respeitadas as especificidades de cada região. No caso do Pernambucano, os problemas socioeconômicos são bastante evidentes, sobretudo no tocante à informalidade e à violência urbana, o conceito de certo ou errado sofre distorções, o que se reflete nas empresas prestadoras de serviço do estado. Mais especificamente, em relação à distribuidora de energia, o rebatimento está na inadimplência, no furto de energia elétrica e na dificuldade de deslocamento de algumas equipes para ações de corte/religação/leitura e entrega de contas.

No entanto, a inadimplência e o desvio de energia não estão somente relacionados à questão cultural de cada região, mas também a fatores macroeconômicos como desemprego e renda. Vale destacar que cada empresa possui uma política interna para tratamento desses itens, o que pode gerar aumento receita no médio/longo prazo.

Com a incerteza de todas as variáveis já citadas, faz-se necessário o aprimoramento das projeções de fluxo de caixa da distribuidora, de forma a otimizar a captação de recursos de curto, médio e longo prazo.

1.4 – Objetivos

Dadas a motivação o problema e a justificativa expostos anteriormente, a dissertação tem como objetivo principal calcular o impacto do Cash Flow at Risk a 5% no valor da empresa CELPE.

Para viabilizar esse estudo foram necessários os objetivos intermediários relacionados abaixo:

- Estudar as variáveis que impactam o fluxo de caixa de serviço da CELPE;
- Encontrar o melhor modelo de regressão do fluxo de caixa, com base nas variáveis significantes;
- Estimar a probabilidade do fluxo de caixa, através de Simulação Monte Carlo.

Por fim de posse desses estudos será possível calcular o Cash Flow at Risk a 5% no valor da empresa.

1.5 - Organização da Dissertação

Esta dissertação está dividida nos Capítulos descritos a seguir:

- **O Capítulo 2** – Disserta sobre o mercado de energia elétrica da CELPE, segmentando-o e correlacionando-o com as variáveis exógenas que influenciam em seu resultado.
- **O Capítulo 3** – Apresenta uma visão do fluxo de caixa da CELPE, destacando as principais variáveis que influenciam de forma direta e indireta o seu desempenho.
- **O Capítulo 4** - Apresenta uma revisão bibliográfica, necessária para a contextualização do problema e do desenvolvimento das soluções propostas pela dissertação, bem como faz um apanhado das metodologias mais utilizadas para análise de risco do fluxo de caixa de uma empresa.
- **O Capítulo 5** – Destaca a formatação do banco de dados, como tratamento da série, escolha do horizonte do histórico, elaboração de cenários, projeção das variáveis exógenas e apresenta as ferramentas utilizadas para simulação dos modelos de análise de risco.
- **O Capítulo 6** – Apresenta o resultado dos modelos, com a análise do melhor desempenho.
- **O Capítulo 7** – Por fim, apresenta a conclusão e perspectivas de trabalhos futuros.

Com base na motivação e nos objetivos já citados, faz-se necessário o estudo do mercado de energia da CELPE, através das variáveis que impactam em seu resultado, de forma a possibilitar um melhor entendimento da arrecadação da empresa, principal componente do fluxo de caixa de serviço da CELPE. O **Capítulo 2** se propõe a apresentar o comportamento do mercado da CELPE, estudando a correlação das variáveis exógenas que influenciam na energia distribuída da empresa.

CAPÍTULO 2

2 - Mercado de Energia Elétrica – Pernambuco

O presente Capítulo visa apresentar uma breve analise do mercado de energia elétrica da CELPE, destacando as variáveis que possam influenciar seu comportamento e, por conseguinte a arrecadação da empresa, principal componente do fluxo de caixa de serviço da concessionária, objeto do estudo.

2.1 - Histórico – Modalidades de consumo

Em 08/10/1968 a Portaria nº 670 do Ministério de Minas e Energia (MME) passou a operacionalizar as Condições Gerais de Fornecimento de Energia elétrica, prevista no Decreto nº 41.019 (27/02/1957). Posteriormente o DNAEE (criado em 1968) editou outras Portarias que vieram a alterar a portaria nº 670. Atualmente a Resolução ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) nº 414 (de 09/09/2010) é o documento básico que trata desse assunto, e o Art. 5º, trata da classificação dos consumidores em classe de consumo (residencial, industrial, comercial, rural, poder público, iluminação pública, serviço público, consumo próprio).

Cada classe de consumo possui características distintas e conforme o Art. 4º da mesma resolução, os consumidores deverão ser cadastrados de acordo com a sua atividade exercida, e alocados na classe mais adequada.

Ainda conforme a resolução ANEEL 414, o Art. 12º, estabelece os critérios para escolha da tensão de fornecimento do cliente. No estado de Pernambuco existem consumidores atendidos em baixa tensão (220 V ou 380 V), média tensão (13,8 kV) e alta tensão (69 kV e 230 kV).

Os consumidores atendidos em “média” ou “alta tensão” poderão optar por tarifas diferenciadas, de acordo com sua modelagem de carga (formato da curva e sazonalidade), optando por tarifas convencionais, horosazonais[1] azul ou verde.

[1] Modalidade tarifária horosazonal = Caracteriza-se por apresentar preços diferenciados de demanda e consumo de energia elétrica de acordo com as horas do dia (ponta e fora ponta) e períodos do ano (seco e úmido). No caso da horosazonal Azul tem diferenciação no horário de ponta, tanto na demanda quanto no consumo. O Horosazonal Verde, possui diferenciação apenas no consumo de energia.

O Art. 10 da Resolução ANEEL 414, estabelece critérios para reconhecimento da sazonalidade para fins de faturamento.

2.2 - Mercado por classe de consumo

A classe de consumo mais representativa da CELPE é a residencial que participa com 35,7% da Energia Distribuída (Mercado cativo + mercado livre) no período de janeiro a outubro/2009, seguida da industrial (24,3%) e comercial (19,5%), conforme o gráfico apresentado na **Figura 2.1**.

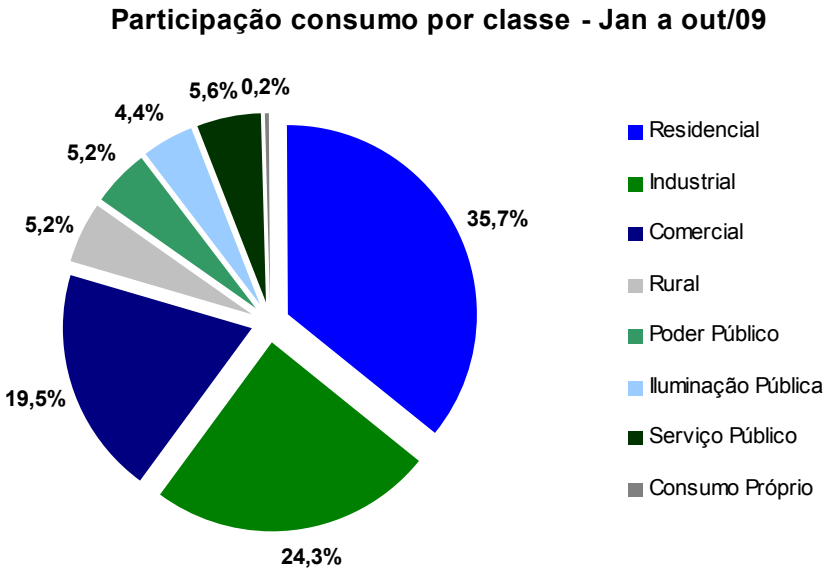

Figura 2. 1 - Participação do consumo por classe dos clientes da CELPE no período de jan a outubro/2009. Fonte: Moura (2010).

Ao longo das últimas quatro décadas observa-se uma movimentação das participações das classes, com aumento da residencial, comercial e rural e queda da participação industrial.

A **Figura 2.2** apresenta a evolução das três principais classes, com destaque para três períodos distintos. Nos anos de 1970 a 1993, observa-se uma tendência de queda de participação da classe industrial em detrimento do crescimento das classes residencial e em menos intensidade da comercial. Essa situação se configura, em parte pela expansão do número de consumidores, corroborada pela intensificação do programa de universalização dos serviços de energia elétrica pelo governo de Pernambuco, principalmente nas décadas de 1980 e 1990, Moura (2010). Outro fator que pode ter

contribuído para esse desempenho, foi a migração da população rural para os grandes centros urbanos, evidenciada na década de 1970, tendo como consequência o aumento de consumidores em regiões já eletrificadas, além da decadência do setor sucroalcooleiro nas décadas de 1980 e 1990, que teve reflexos no desempenho da indústria pernambucana, fortemente influenciada pelo setor, MOURA (2010).

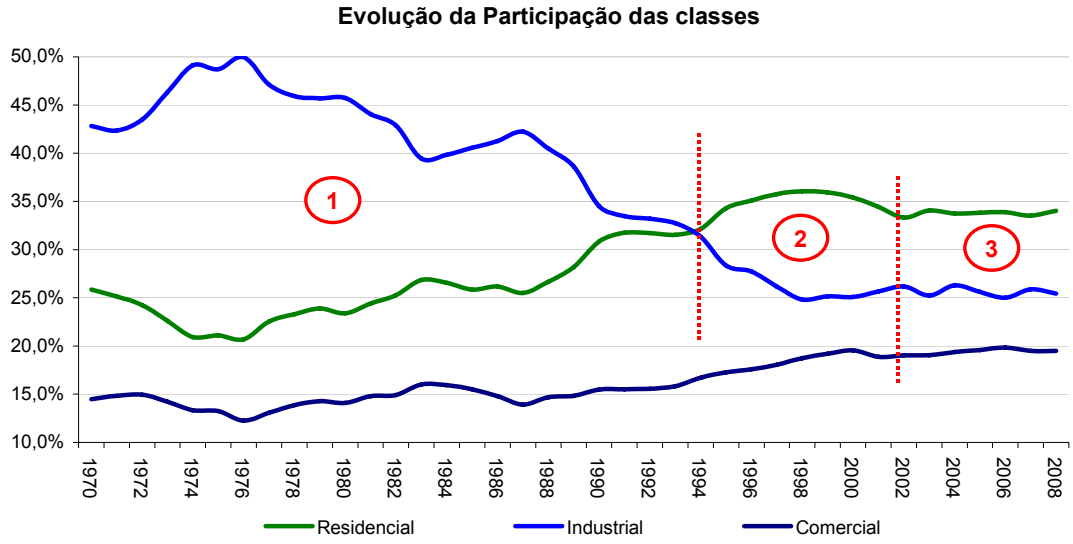

Figura 2. 2 - Histórico da Participação do consumo – CELPE (residencial, industrial e comercial). Fonte: Moura (2010).

Outro período a ser destacado é delimitado entre os anos de 1994 e 2000. Esses anos foram marcados pela estabilização da economia, proporcionada pelo "plano real". Com inflação baixa, abertura do mercado (inicio da década de 1990) e aumento da renda do trabalhador, houve uma "corrida" às lojas para compra de aparelhos eletrodomésticos, arrefecendo o consumo comercial e, por conseguinte da classe residencial.

Em contra partida a classe industrial continuava em franco declínio no que diz respeito à participação no mercado de energia elétrica. Novas fontes se tornavam atrativas, como o gás-natural. O setor ainda amargava um período de decadência com o fechamento de várias indústrias do setor têxtil e sucroalcooleiro.

Contudo, a classe comercial passou a apresentar ganho em participação, calcada na queda da participação da classe industrial e no surgimento de grandes empreendimentos como shoppings centers e lojas de departamentos. Nada mais do que 6 shoppings centers foram inaugurados nesse período. Antes disso existia apenas um shopping no estado que nesse mesmo período inaugurou sua quarta expansão.

A partir de 2001 a evolução da participação das três classes se estabiliza, em parte devido às consequências do racionamento de energia elétrica que perdurou de maio/2001 a fevereiro/2002. Nesse período a maioria dos consumidores foi obrigada a reduzir o consumo de energia elétrica em 20%, fato que incentivou medidas de racionalização e eficientização de energia, por parte do cliente, com aumento de posses de equipamentos mais eficientes, inclusive inserindo o hábito de aquisição de equipamentos com o selo PROCEL (Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica).

Paralelamente as indústrias e o comércio também tomaram suas medidas de eficientização. No entanto, o setor industrial pernambucano, passou a sofrer um processo de diversificação, com a implantação de novos empreendimentos, possibilitando o surgimento de novos pólos como o naval, petroquímico e eólico. Essa movimentação de novas indústrias, principalmente na área de SUAPE, vem possibilitando uma retomada do setor industrial no estado, o que deverá provocar no médio prazo um aumento da participação da classe perante as outras, MOURA (2010).

2.3 - Fatores que influenciam o mercado de energia da CELPE

Alguns fatores são decisivos para explicar o comportamento do consumo de energia:

- Fatores exógenos: fatores macroeconômicos, demográficos e climáticos.
- Fatores endógenos: recuperação de perdas, calendário de leitura.

2.3.1 - Fatores Macroeconômicos

São fatores que dependem da situação macroeconômica do país e do estado. Medidas contrasionistas ou expansionista adotadas pelos governos impactam diretamente nos indicadores, como renda, produção industrial, vendas no comércio, taxa de desemprego. A alteração nessas variáveis pode provocar reflexos diretos e indiretos no consumo de energia das diversas classes de consumo.

2.3.1.1 – Renda

O nível de renda da população impacta consumo de energia para praticamente todas as classes de consumo, com ênfase na classe residencial, afetando-a de duas formas:

de maneira direta, pois com o aumento da renda per capta, a população passa a adquirir novos bens de consumo, dentre eles, bens duráveis como eletrodomésticos, residências; etc. e de forma indireta, pois com o aumento das aquisições de bens, tem-se aumento nas vendas no comércio (aumento do consumo comercial), que por sua vez requisita da indústria (aumento do consumo industrial) maior produção do produto, que por conseqüência solicita mais matéria-prima (aumento do consumo rural/industrial), desencadeando aumento de oferta de emprego, aumentando a competição por mão-de-obra, elevando os salários e aumentando a renda. Com esse aumento, o consumidor passa a adquirir novos bens, dentre eles eletro intensivos, elevando o consumo da classe residencial.

Vários indicadores de renda podem ser correlacionados com o consumo de energia elétrica, a exemplo da renda disponível, PIB (produto interno bruto), PNB (produto nacional bruto), renda nominal, renda do trabalhador, renda por domicílio, etc.

A **Figura 2.3** apresenta um estudo de elasticidade da energia distribuída versus o PIB de Pernambuco. Verifica-se uma elasticidade de 1,78%, ou seja, caso o PIB cresça 1% a energia distribuída deverá crescer em média 1,78%.

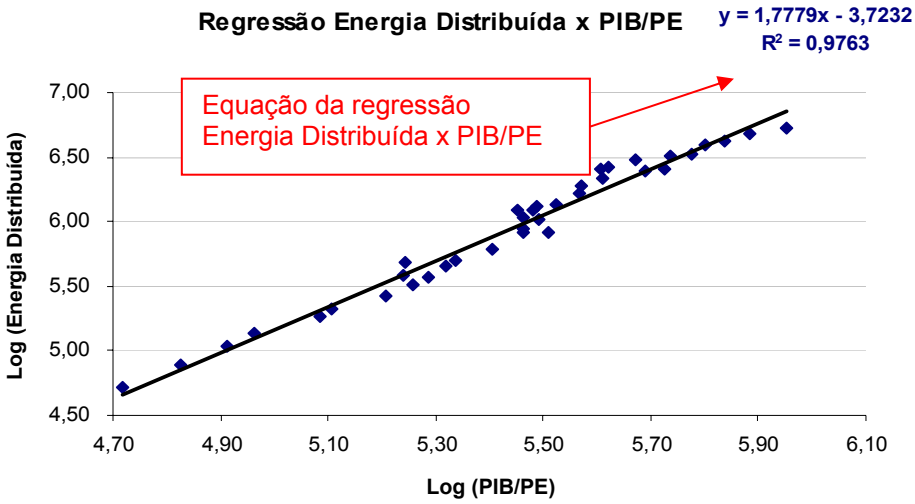

Figura 2. 3 - Gráfico da Regressão da Energia distribuída da CELPE x PIB/PE. Fonte: CEPLAN.

Fonte: Moura (2010).

2.3.2 - Fatores Demográficos

São fatores relacionados ao crescimento populacional e ao número de habitantes por domicílios. O aumento populacional e consequentemente o aumento no número de

domicílios têm relação direta com elevação do número de clientes, que por sua vez tem relação diretamente proporcional com o aumento do consumo.

2.3.2.1 - População

Essa variável afeta diretamente o número de clientes da CELPE e, por conseguinte o consumo de energia. No entanto, cabe ressaltar, que a série de crescimento populacional é bastante comportada, de baixa variância e boa previsibilidade.

A **Figura 2.4** apresenta uma regressão linear utilizando como variável dependente o número de clientes faturados e a variável independente a população do estado de Pernambuco. Verifica-se um poder de explicação do modelo na ordem de 99,69%.

O aumento no número de clientes faturados tem como consequência o aumento do consumo CELPE.

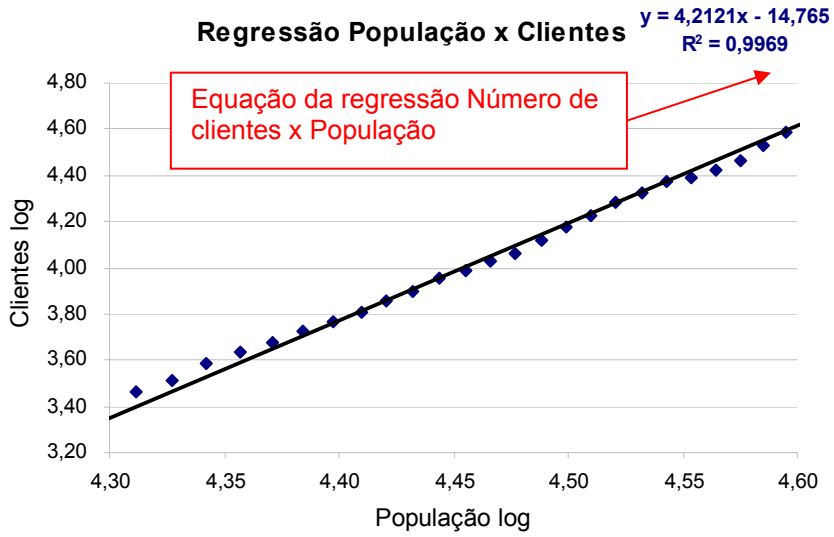

Figura 2. 4 - Gráfico da Regressão linear População x Número de clientes faturados.

Fonte: Moura (2010)

2.3.2.2 - Número de domicílios

O número de domicílios afeta mais diretamente o número de clientes do que a população, pois cada domicílio representa um consumidor CELPE, enquanto que a população deverá ser dividida pelo fator "número de pessoas residentes por domicílio". Da mesma forma da população, essa é uma variável bastante estável.

2.3.2.3 - População por Domicílio

O padrão demográfico pernambucano manteve-se, até meados do século 20, relativamente estável com elevadas taxas de fecundidade total entre 7 e 9 filhos em média por mulher, refletindo a concepção de família numerosa típica de sociedades agrárias.

- A **Figura 2.5** apresenta a evolução do número de pessoas por domicílio (população/domicílios), onde se pode verificar uma tendência de decréscimo ao longo do tempo, em função da racionalização do número de filhos, que de acordo com o estudo divulgado pelo IBGE, caiu de 6,3 até 1960, para 1,8 em 2006.

Em consonância com a redução da taxa de fecundidade verifica-se uma redução no número de habitantes por domicílio que no início da década de 1970, chegou a ser de 5,3 habitantes por domicílio, encerrando 2008 com apenas 3,5.

A diminuição no número de habitantes por domicílio pode contribuir para a redução no consumo médio residencial.

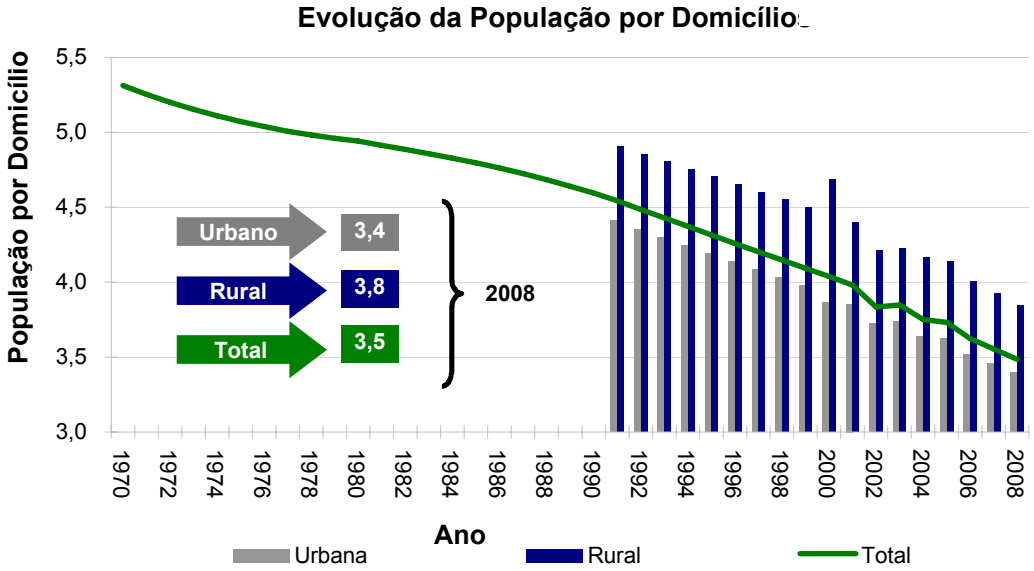

Figura 2. 5 - Evolução do número de habitantes por domicílio.

Fonte: Moura (2010)

2.3.3 – Fatores Climáticos

São fatores relacionados ao clima, como temperatura média, máxima e mínima, além do índice pluviométrico. Essas são variáveis de extrema importância para entender o

comportamento de curto prazo do mercado de energia, principalmente os das classes residencial comercial, rural e poder público.

2.4 – Sazonalidade

2.4.1 – Definição

Entende-se como sazonalidade flutuações de uma série temporal[2] que se repetem em períodos máximos de até um ano, estando associada a:

- Variações climáticas ao longo de um ano (estações do ano);
- Convenções sociais (Carnaval, Páscoa, Natal, Dias das Mães, São João, e outros feriados regionais).

2.4.2 - Tipos de Sazonalidade

- **Sazonalidade Aditiva**

É indicada para séries nas quais a amplitude sazonal permanece homogênea ao longo do tempo, conforme **Figura 2.6**.

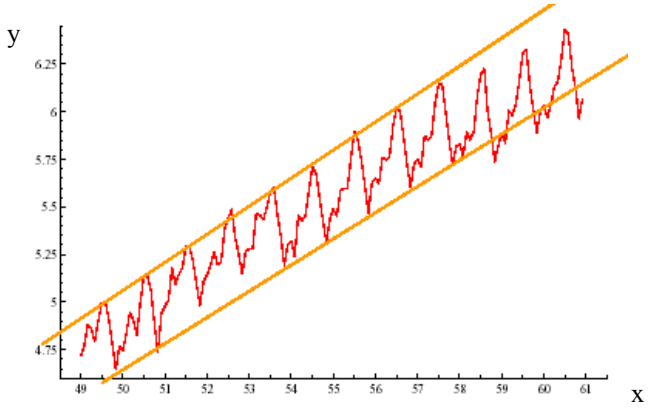

Figura 2. 6 - Exemplo de série histórica hipotética com sazonalidade aditiva.

Fonte: Moura (2010).

- **Sazonalidade Multiplicativa**

[2] Uma série temporal, também denominada série histórica, é uma seqüência de dados obtidos em intervalos regulares de tempo durante um período específico (EveritT BS. The Cambridge dictionary of statistics in the medical sciences. Cambridge: Cambridge University Press; 1995)

É indicada para séries nas quais a amplitude sazonal cresce/decresce ao longo do tempo, ou seja, existe uma dependência da sazonalidade sobre a tendência, conforme **Figura 2.7**.

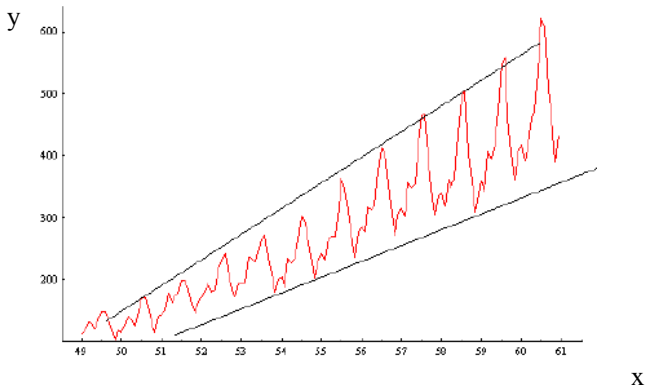

Figura 2. 7 - Exemplo de série histórica hipotética com sazonalidade multiplicativa.
Fonte: Moura (2010).

Pode-se observar que a reta ajustada apresenta uma inclinação diferente de zero em relação ao eixo das abscissas, indicando uma dependência da sazonalidade sobre a tendência e confirmando a adequabilidade de um modelo multiplicativo para o relacionamento dos componentes da série.

2.4.3 - Análise da sazonalidade da CELPE

A **Figura 2.8** apresenta a decomposição da série histórica (1) da CELPE em quatro componentes: Nível (2), erro (3), tendência (4) e sazonalidade (5).

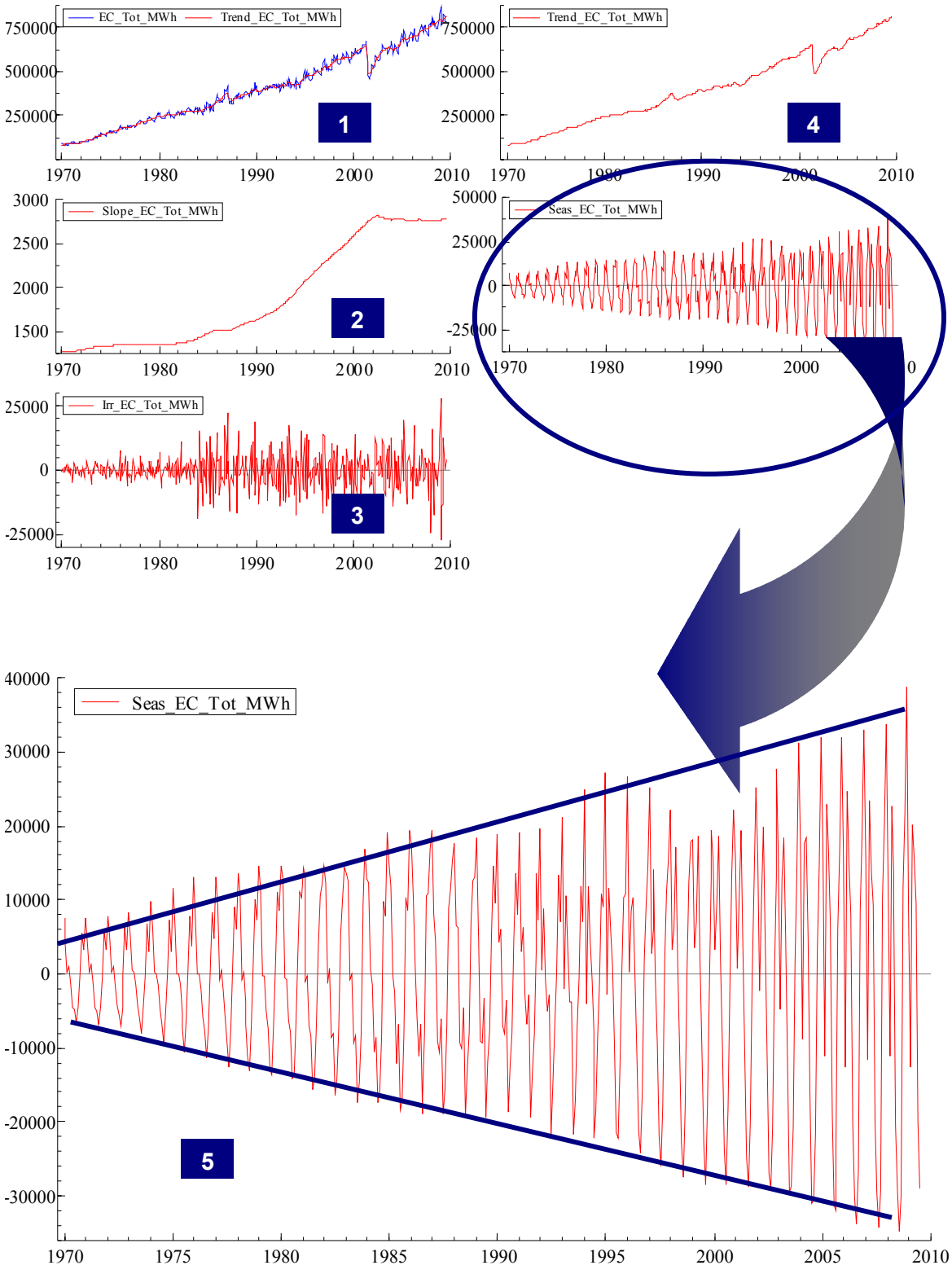

Figura 2. 8 - Decomposição da série histórica da CELPE.

Fonte: Moura (2010).

Decompondo-se a série histórica da Energia Distribuída de CELPE em componentes de nível, tendência, sazonalidade e erro, verifica-se a presença de sazonalidade multiplicativa. Esse fato decorre basicamente de dois fatores:

1. Acréscimo mensal de clientes;
2. Aumento do consumo médio residencial devido a novas posses de equipamentos elétricos.

A subseção **2.4.2.2** é evidenciada pela **Figura 2.9** do consumo médio residencial, o qual apresenta tendência de crescimento, apesar da baixa sofrida no período de racionamento de energia elétrica nos anos de 2001 e 2002. Após o racionamento nota-se uma retomada na tendência de crescimento do consumo médio residencial, no entanto ainda estamos distantes dos valores registrados antes do racionamento de energia elétrica.

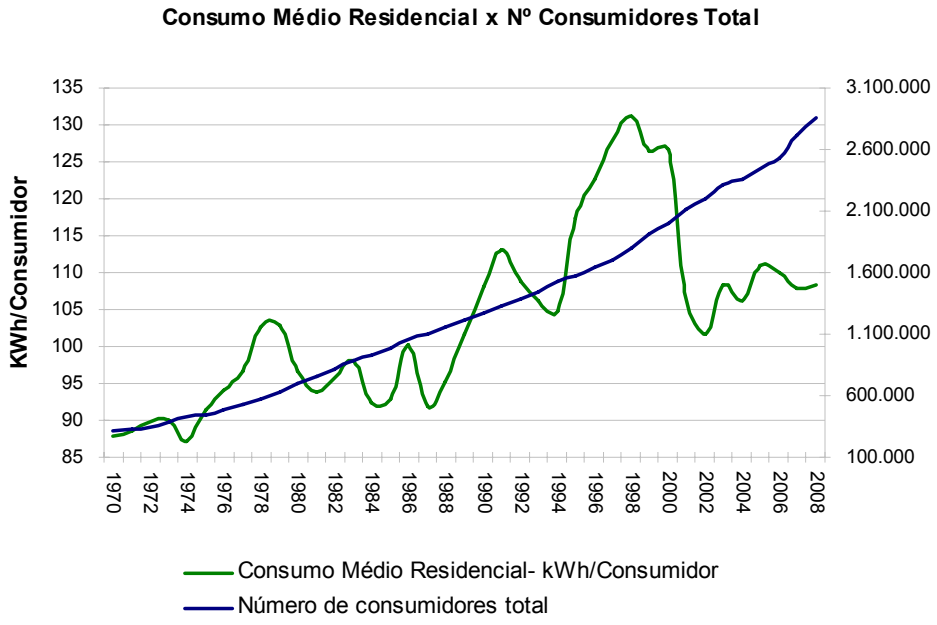

Figura 2. 9 - Gráfico do Consumo Médio Residencial x Número de consumidores total.
Fonte: Moura (2010)

Portanto, conclui-se que o consumo de energia elétrica no longo prazo, depende principalmente das variáveis exógenas relacionadas à renda e à demografia. Já no curto prazo as variáveis climáticas são a que apresentam relevância para o impacto na série de energia, Moura (2010). No entanto, para simulações de previsão, no curto prazo, a temperatura inviabiliza o estudo, devido ao alto grau de incerteza da variável, bem como a dificuldade em encontrar boas previsões num prazo maior do que 15 dias.

Como proxy para a renda, foi utilizado no estudo o PIB (Produto Interno Bruto) para o estado de Pernambuco.

O estudo dessas variáveis é de suma importância para melhor entender o fluxo de caixa da CELPE que será apresentado no **Capítulo 3**, visto que a arrecadação da empresa está diretamente ligada ao desempenho do mercado. Como será detalhado mais adiante, vale destacar que a arrecadação é a principal componente do fluxo de caixa de serviço da CELPE.

CAPÍTULO 3

3 - Fluxo de Caixa da CELPE

Após entender o mercado de energia elétrica da CELPE, este capítulo apresenta as variáveis exógenas e endógenas que de alguma maneira influenciam no resultado do fluxo de caixa da CELPE, apresentando sua variabilidade e correlações.

3.1 – Distribuição do Fluxo de Caixa da CELPE

O Fluxo de Caixa da CELPE é basicamente dividido em quatro segmentos:

- Fluxo de Caixa do Serviço de Energia Elétrica

  Relativo ao fluxo operacional, tendo como principal ingresso a arrecadação e principais desembolsos os impostos, encargos, custo com compra de energia e receitas operacionais.

- Fluxo de Caixa Financeiro

  Tem como principais ingressos os empréstimos e financiamentos, os acréscimos moratórios e receita com aplicações financeiras. Com relação ao desembolso, os principais destaques são as amortizações de empréstimos e financiamentos e os encargos das dívidas.

- Fluxo de Caixa de Investimento

  A Subvenção para Capex é a única componente de entrada do ingresso. Já o desembolso é composto por investimentos diretos (material, serviço de terceiros e outros) e gastos para investimentos (pessoal).

- Fluxo de Caixa do Resultado e Participações

  Possui pequenos valores relativos à Alienação de Bens\Redução de Capital nos ingressos. No entanto, a principal componente desse fluxo é o Imposto de Renda e Contribuição Social sobre o Lucro.

A **Figura 3.1** apresenta a distribuição das subdivisões do Fluxo de Caixa da CELPE no período de 2003 a 2011.

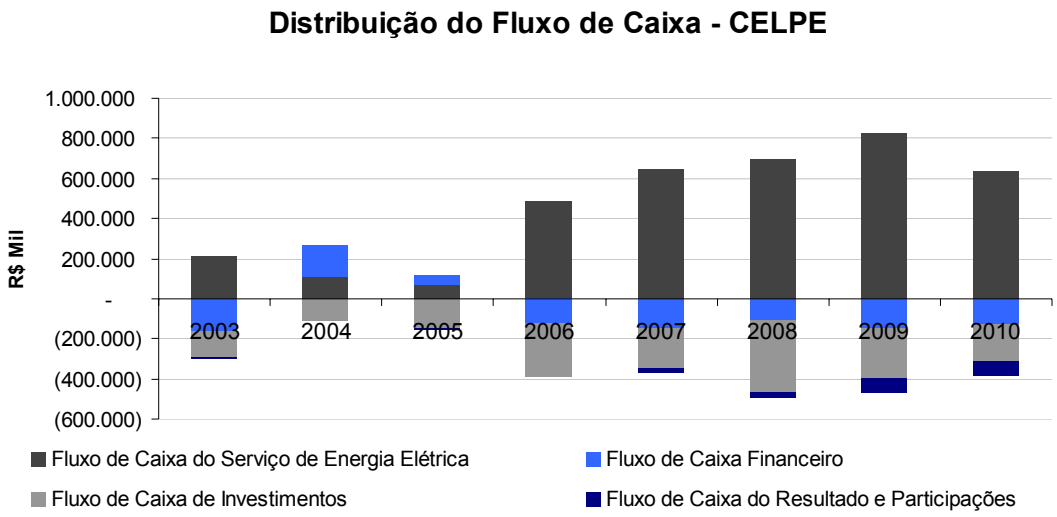

Figura 3. 1 – Distribuição do Fluxo de Caixa Anual da CELPE no período de 2003 a 2010.
Fonte: Elaboração Própria

Destaque para o Fluxo de Caixa do Serviço de Energia Elétrica, que a partir de 2006 passa a ser o mais significativo.

3.2 – Fluxo de Caixa do Serviço de Energia Elétrica

O Fluxo de Caixa de Serviço foi dividido em dois grupos, o de Ingressos, onde praticamente se resume à arrecadação, com pequeno montante relativo aos repasses (valores cobrados na conta de energia, mas que são repassados a outras instituições, a exemplo da taxa de iluminação pública). Entretanto, o grupo dos desembolsos foi subdividido em mais quatro grupos importantes, tendo o de maior relevância o grupo das despesas com custo da energia elétrica, que no período de 2003 a 2010 representou 44,0% do desembolso do Fluxo de serviço. Em segundo lugar, com 31,9%, aparece o subgrupo dos impostos, seguido dos "Outros desembolsos Operacionais", com 18,5% e do Pagamento dos Encargos do Setor Elétrico com 5,6%, conforme é apresentado na **Figura 3.2.**

Abaixo são destacados os principais componentes dos ingressos e desembolsos, destacando as linhas que influenciam no seu resultado.

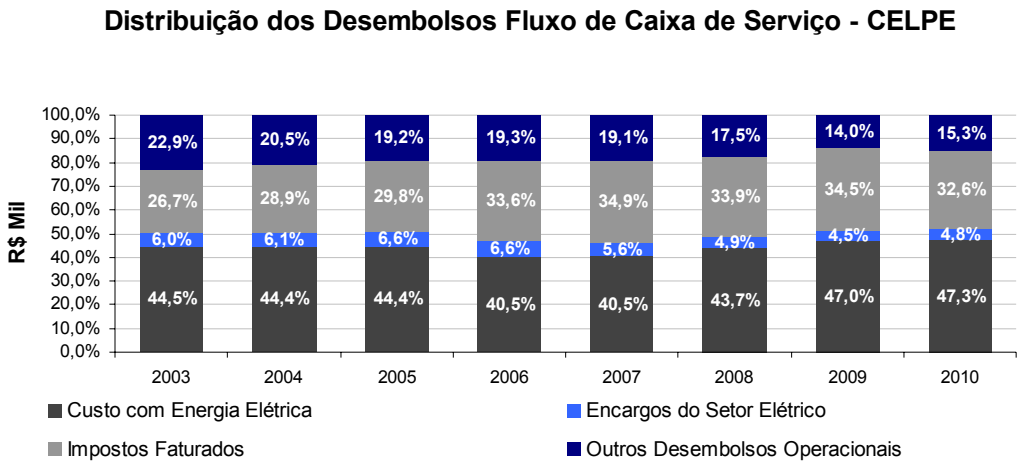

Figura 3. 2 – Distribuição dos Desembolsos do Fluxo de Caixa do Serviço da CELPE.
Fonte: Elaboração Própria

- **Ingressos**

✓ **Arrecadação**: É composta basicamente pelas receitas da CELPE, oriundas do mercado cativo, uso do sistema de distribuição, comercialização de sobras de energia na Câmara de comercialização de Energia Elétrica (CCEE), subvenção dos clientes de baixa renda[3] e outras receitas operacionais relativas a alugueis de postes, obras e taxas cobradas por faturas de fraudes. Destaque ainda pela amortização de títulos parcelados.

✓ **Repasses**: Valores cobrados na conta de energia, mas que são repassados a outras instituições, a exemplo da taxa de iluminação pública que é repassada para as prefeituras, da campanha "Ajude seu Time", onde torcedores dos principais times pernambucanos (Sport, Náutico e Santa Cruz), poderiam contribuir autorizando debitar determinada quantia na fatura de energia, além de entidades de assistência social e de auxilio a tragédias com a enchente da Mata Sul em 2010. Esses valores entram com sinal negativo, abatendo dos ingressos.

- **Desembolsos**

[3] Subvenção Baixa Renda: O Governo Federal, por meio da Lei nº 10.438/02, determinou a aplicação de uma tarifa diferenciada (reduzida) aos consumidores enquadrados na subclasse baixa renda. Fonte: ANEEL.

- ✓ **Custo com Energia Elétrica**: É composto pelas despesas da empresa com a compra de energia elétrica. Com destaque para os leilões de energia e Mecanismos de Compensação de Sobras e Déficits. Vale enfatizar ainda, as despesas com encargos do Uso do Sistema de Transmissão/Conexão e o custo com combustível para produção de energia elétrica, necessário para suprir a Usina Termoelétrica de Tubarão, localizada no Arquipélago de Fernando de Noronha, que é abastecida a óleo diesel. Ressaltando que a necessidade de geração própria se faz devido ao fato de não existir conexão com o sistema interligado nacional.

- ✓ **Impostos Faturados**: Basicamente composto pelas despesas com pagamentos dos impostos PIS, COFINS e ICMS.

  ICMS: O Imposto sobre a Circulação de Mercadorias e Serviços é um tributo de competência estadual e não cumulativo, ou seja, para apuração do imposto devido, deve-se compensar, em cada operação o montante cobrado nas operações anteriores.

  PIS - Programa de Integração Social: É uma contribuição devida pelas pessoas jurídicas, com o objetivo de financiar o pagamento do seguro desemprego e do abono para os trabalhadores que ganham até dois salários mínimos.

  COFINS - Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social: É uma contribuição criada para o financiamento da previdência social, em princípio a intenção é que fosse provisória.

- ✓ **Encargos do Setor Elétrico**: Composto pelos encargos RGR, CCC, CDE, PEE, FNDCT, MME e P&D.

  RGR - Reserva Global de Reversão: Valor repassado a Eletrobrás para indenização da concessão, em caso de retomada pelo Governo. Porém já disponibilizou recursos a programas de eletrificação rural, projetos destinados ao combate ao desperdício e uso eficiente de energia, elétrica,

melhoria do serviço público de energia elétrica e atendimento a comunidades de baixa renda.

CCC - Conta de Consumo de Combustíveis Fósseis: Encargo criado pelo Governo Federal para constituir uma reserva financeira para cobertura do custo dos combustíveis, que são utilizados principalmente em áreas em que não sejam interligadas pelo Sistema de Transmissão,

CDE - Conta de Desenvolvimento Energético: Encargo criado pelo governo federal com o objetivo de subsidiar o Desenvolvimento Energético através de fontes alternativas, promover a universalização do serviço de energia e ainda subsidiar as tarifas da Subclasse Residencial Baixa renda.

FNDCT - Fundo Nacional do Desenvolvimento Científico e Tecnológico: Recursos para o FNDCT são utilizados no financiamento de atividades de pesquisa científica e desenvolvimento tecnológico do setor elétrico e em projetos de eficiência energética no uso final. Os recursos são apurados através da aplicação de 0,20% da ROL - Receita Operacional Líquida.

PEE: Os Programas de Eficiência Energética são aqueles que resultam em economias e benefícios diretos para o consumidor, com ações implementadas nas instalações da unidade consumidora. Os Recursos são apurados através da aplicação de 0,50% da ROL - Receita Operacional Líquida.

P&D - Pesquisa e Desenvolvimento: Visa promover pesquisas científicas e tecnológicas relacionadas à eletricidade e ao uso sustentável dos recursos naturais. Os recursos são apurados através da aplicação de 0,50% da ROL - Receita Operacional Líquida.

MME – Ministério das Minas e Energia: Visa custear os estudos e pesquisas de planejamento da expansão do sistema energético, bem como os de inventário e de viabilidade necessários ao aproveitamento dos

potenciais hidroelétricos. Os recursos são apurados através da aplicação de 0,10% da ROL - Receita Operacional Líquida.

A **Figura 3.3** apresenta a distribuição de recursos.

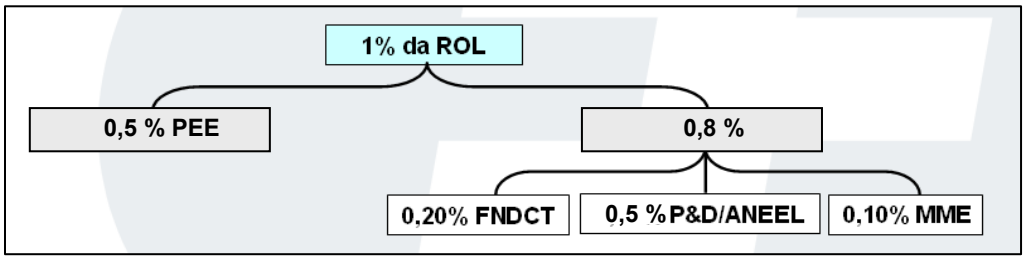

Figura 3. 3 – Distribuição dos recursos de P&D, Eficiência Energética/FNDCT/MME.
Fonte: ANEEL.

- ✓ **Outros Desembolsos Operacionais**: Grupo que representa as despesas operacionais com pessoal, material, serviço de terceiros, taxa de fiscalização, indenizações trabalhistas/cíveis, custo do serviço prestado, aluguéis, tributos, imagem/patrocínio, viagens, entre outros.

  Pessoal: Pagamento de salário, férias, abono, PLR (Participação no lucro), RV (Remuneração variável), seguro desemprego, férias, indenizações, etc.

  Material: Fios, cabos, ferramentas, cordoalhas, parafusos, material de escritório, etc.

  Serviço de terceiros: Pagamento às empreiteiras e consultorias.

  Taxa de fiscalização dos Serviços de Energia Elétrica (TFSEE): O cálculo, a cobrança e o recolhimento da TFSEE, instituída pela Lei nº 9.427, de 26 de dezembro de 1996, são regidos pelo Decreto ANEEL 2.410 de 28 de novembro de 1997.

  Indenizações trabalhistas/cíveis: causas perdidas, honorários de advogados e consultores.

Aluguéis: Imóveis, terrenos, etc.

Imagem/patrocínio: Gastos com propaganda, divulgação, patrocínio, eventos, comerciais, publicações, etc.

Viagem: Gastos com passagens, diárias, alimentação, etc.

3.3 – Variáveis que influenciam no Fluxo de Caixa da CELPE

De forma a possibilitar um melhor entendimento do fluxo de Caixa da CELPE, foram elencadas as variáveis que poderiam influenciar nos ingressos e desembolsos do fluxo. Inicialmente foi consultada a gestora da Unidade de Tesouraria da CELPE, que através da uma matriz montada, conforme **Quadro 3.1**, elencou as variáveis endógenas e exógenas que possam ter alguma correlação com cada componente do fluxo de caixa. Vale destacar que o estudo será focado apenas no Fluxo de Caixa de Serviço de Energia Elétrica, por conta de sua relevância e destaque perante os outros três componentes, conforme já destacado no **Quadro 3.1**.

Quadro 3. 1 – Variáveis que influenciam o Fluxo de Caixa do Serviço de Energia Elétrica da CELPE.

FLUXO DE CAIXA DO SERVIÇO DE ENERGIA ELÉTRICA			
(+) INGRESSOS			
Arrecadação	Mercado *	Inadimplência	tarifa
Repasses	Taxa de iluminação pública	Campanhas beneficientes	
(-) DESEMBOLSOS			
CUSTOS COM ENERGIA ELÉTRICA			
Energia Elétrica Comprada	Mercado	Preço da energia contratada	
Encargos de Uso do Sistema de Transmissão / Conexão			
Combustível para Produção de Energia Elétrica			
IMPOSTOS FATURADOS			
ICMS	Mercado	tarifa	
PIS / COFINS	Mercado	tarifa	
Outros	Mercado	tarifa	
ENCARGOS DO SETOR ELÉTRICO			
RGR			
Energia Livre - Repasse à Geradora			
CCC / CDE			
FNDCT/Eficientização/P&D			
OUTROS DESEMBOLSOS OPERACIONAIS			
Pessoal e Administradores			
Material	Chuvas, população, investimento		
Serviços de Terceiros	Chuvas, população, investimento		
Taxa de Fiscalização			
Indenizações Trabalhistas / Cíveis			
Custo do Serviço Prestado	Chuvas, população, investimento		
Aluguéis			
Tributos (CPMF / IPTU / IPVA / Taxas)			
Imagem e Patrocínio			
Viagens			
Outras Despesas			

(*) variáveis que impactam no mercado : PIB, População, Produção Industrial, chuvas, temperatura, calendário de leitura, etc.

Fonte: Elaboração Própria

- **Ingressos**

✓ **Arrecadação**: Foram testadas diversas correlações, no entanto as que mais obtiveram êxito foram a Arrecadação x Mercado Cativo, Arrecadação x Número de Clientes e Arrecadação x Tarifa Média Residencial.

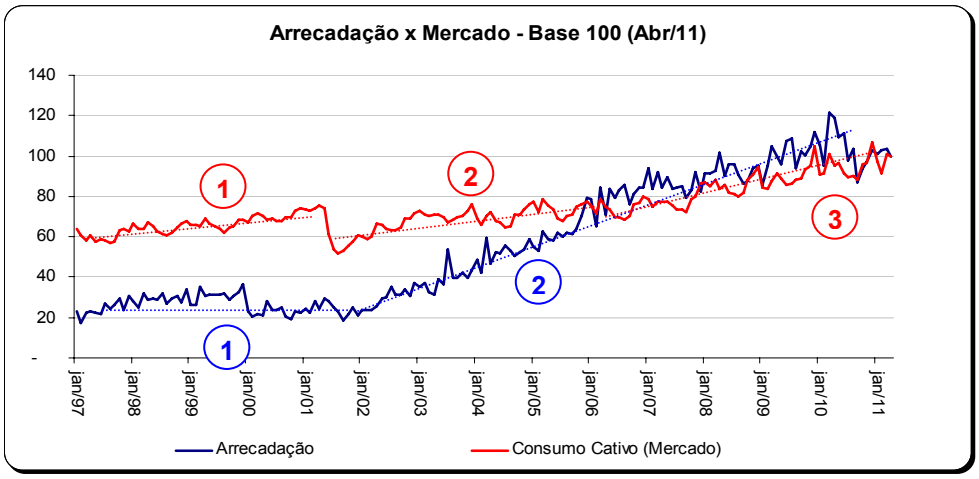

Figura 3. 4 – Gráfico da Arrecadação x Mercado Cativo de Energia Elétrica (Base 100 = Abril/2011).
Fonte: Elaboração Própria.

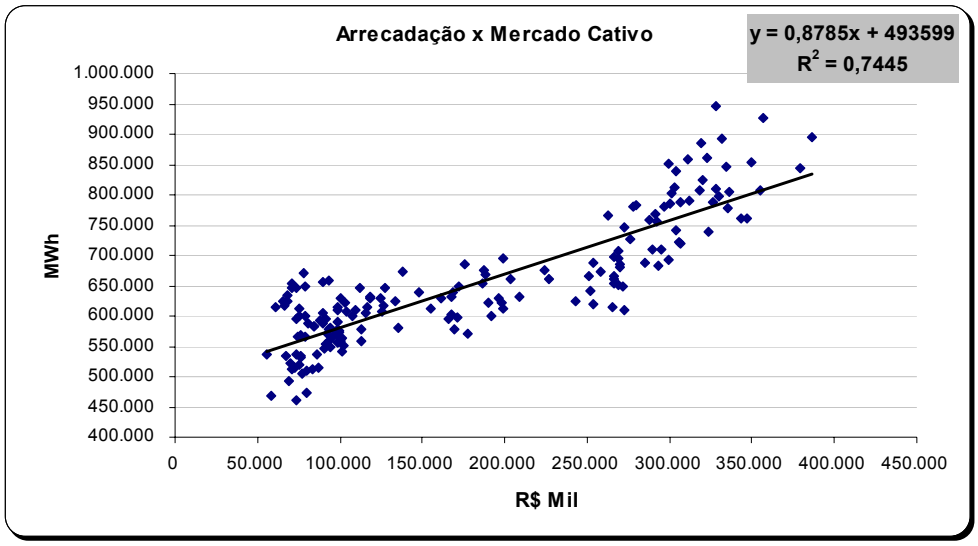

Figura 3. 5 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Mercado Cativo de Energia Elétrica.
Fonte: Elaboração Própria.

Conforme a **Figura 3.4**, observa-se que o mercado cativo apresentou ao longo da série histórica duas mudanças de tendências. A primeira em virtude do racionamento de energia elétrica, que ocorreu no período de maio/2001 a fevereiro/2002, a segunda em função do aquecimento econômico e da melhoria de distribuição de renda do trabalhador, que tiveram amplitude ainda maior, devido às medidas de combate à crise econômico/financeira mundial, ocorrida ao final de 2008, onde o Governo Federal abriu

mão de políticas fiscais e monetárias expansionistas, a exemplo da redução de IPI em aparelhos da linha branca, facilidade ao crédito e redução das taxas de juros. Agregada a esses fatores, houve ainda a expansão do Complexo Portuário de SUAPE, onde diversas empresas de grande porte passaram a se instalar no local, a exemplo do Estaleiro Atlântico Sul, IMPSA, Bunge, CITEPE e Refinaria Abreu e Lima. Já a quebra estrutural da arrecadação deve-se à privatização da empresa, ocorrida em 2000, que possibilitou mudança de foco no quesito arrecadação, proporcionando sensível avanço no processo de cobrança, reduzindo drasticamente a inadimplência e elevando o índice de arrecadação.

Destarte, ao analisar a regressão da Arrecadação x Mercado Cativo **(Figura 3.5)**, observa-se que a equação resultante explica aproximadamente 74,4%. Um bom resultado, visto que o Mercado Cativo está susceptível à migração de clientes potencialmente livres para o mercado de livre contratação.

Ao transformas os dados da Figura 5 em logaritmo natural, de forma a evitar problemas com heterocedasticidade[4], devido ao fato das séries originais não possuírem variância dos resíduos constante, verificamos um poder de explicação um pouco menor, chegando a 68,7%. Vale ressaltar que esse tipo de transformação possibilita averiguar a elasticidade entre as duas variáveis, que corresponde ao coeficiente angular da equação, que no caso é de 0,21.

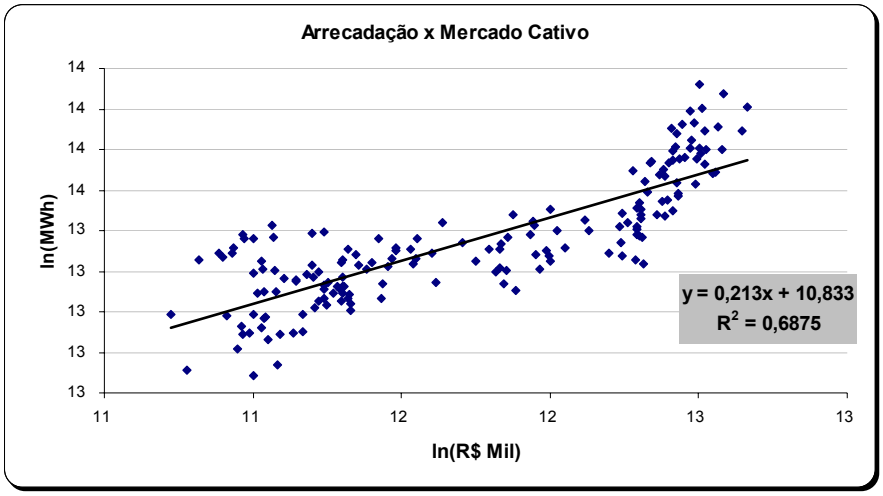

Figura 3. 6 – Gráfico de Regressão da ln(Arrecadação) x ln(Mercado Cativo de Energia Elétrica).
Fonte: Elaboração Própria.

[4] Heterocedasticidade: É desejável que a variância dos resíduos gerados pela estimação de um modelo, seja constante. Se isso ocorre, o pressuposto da homocedasticidade é satisfeito. A violação desse pressuposto é chamada de Heterocedasticidade, que se refere ao fato da variância dos resíduos não ser constante. Isso implica no fato do método dos mínimos quadrados não gerar estimativas dos parâmetros eficientes ou de variância mínima, tendo como conseqüência erros padrões viesados e incorreção dos testes de t e F e dos intervalos de confiança. Cunha (2008).

Outra análise que pode ser feita, é a correlação entre a evolução da arrecadação e a série histórica de número de clientes. Na **Figura 3.7**, observa-se praticamente a mesma linha de tendência entre ambos.

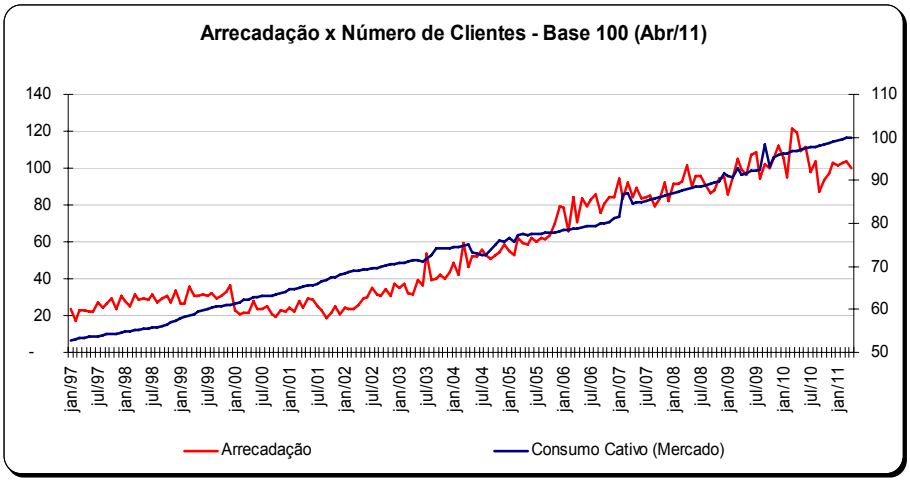

Figura 3. 7 – Gráfico da Arrecadação x Número de clientes (Base 100 = Abril/2011).
Fonte: Elaboração Própria.

Na **Figura 3.8**, foi feita uma regressão linear entre as duas séries, resultando em um poder de explicação aproximado de 87,3%. No entanto, assim como no estudo anterior, foi feita a transformação dos dados para logaritmo Neperiano, cujo resultado da regressão pode ser observado na **Figura 3.9**, observa-se dessa forma um poder de explicação de 83,1% e uma elasticidade de 0,29.

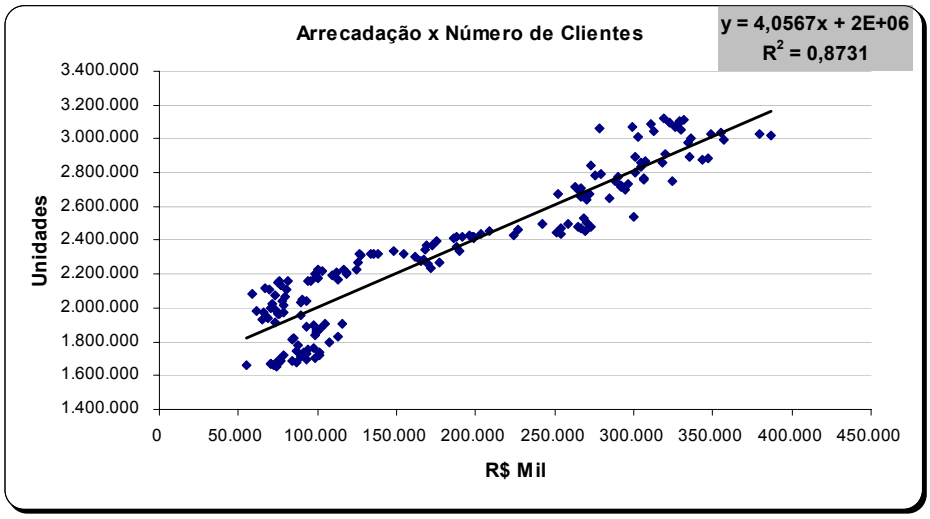

Figura 3. 8 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Número de Clientes.
Fonte: Elaboração Própria.

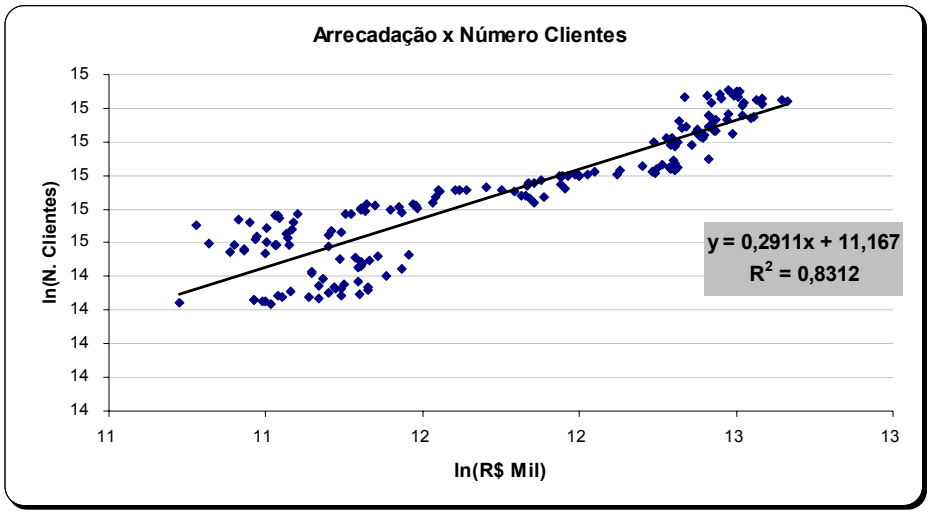

Figura 3. 9 – Gráfico de Regressão da ln(Arrecadação) x ln(Número de Clientes).
Fonte: Elaboração Própria.

Posteriormente, foi estudada a correlação entre a Arrecadação e a Tarifa média da CELPE, conforme apresentado na **Figura 3.10**. Observa-se uma semelhança na tendência de ambas a séries, o que na **Figura 3.11**, será ratificada através do alto poder de explicação da regressão entre as duas variáveis.

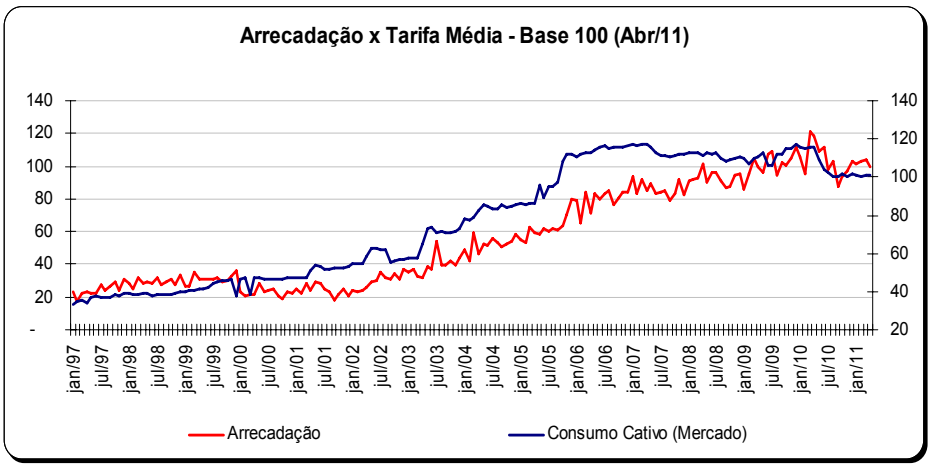

Figura 3. 10 – Gráfico da Arrecadação x Tarifa Média (Base 100 = Abril/2011).
Fonte: Elaboração Própria.

Por fim, foi testada a correlação entre a Arrecadação e a Tarifa Média. Em princípio optou-se por estudar as duas variáveis em consonância com o tempo, o que

resultou em um poder de explicação de 86,6%. A mesma série transformada em logaritmo resultou em uma equação que explica 86,8% e possui elasticidade de 0,70. Conforme exemplificam as **Figuras 3.11 e 3.12,** respectivamente.

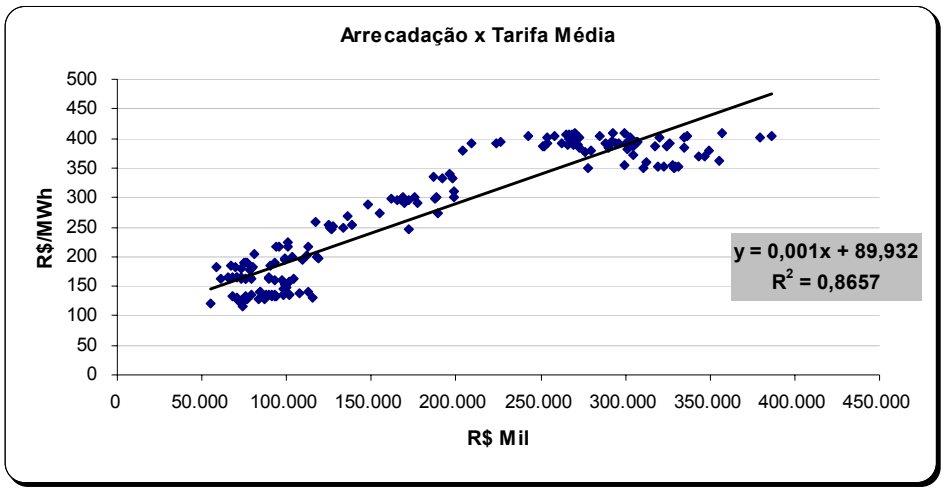

Figura 3. 11 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Tarifa Média.
Fonte: Elaboração Própria.

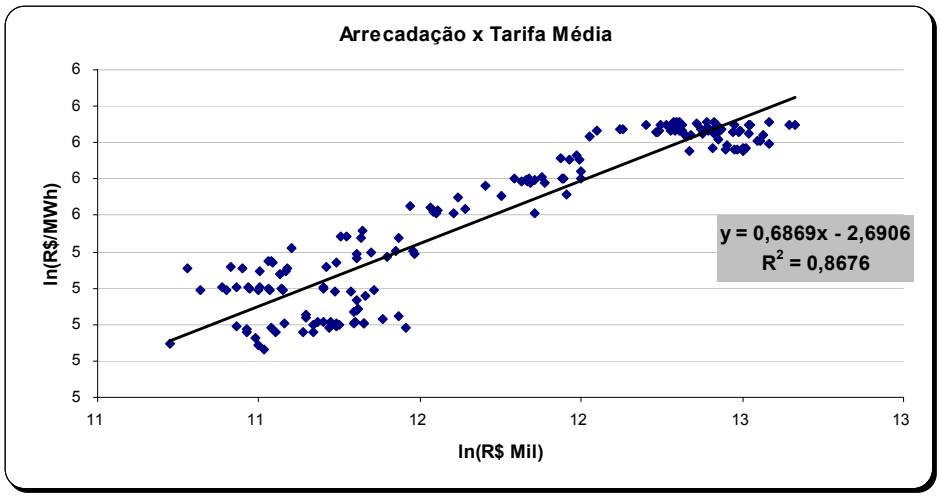

Figura 3. 12 – Gráfico de Regressão da ln(Arrecadação) x ln(Tarifa Média).
Fonte: Elaboração Própria.

No entanto, como forma de melhorar o desempenho, foi feita uma simulação considerando a premissa de que um aumento da tarifa não incorre em um crescimento imediato da arrecadação, provavelmente pelo fato da repercussão negativa da elevação do preço, que pode gerar economia no consumo, aumento das perdas de energia, em virtude da elevação dos furtos e crescimento da inadimplência. Somente após um período de acomodação o mercado passaria a se adaptar aos novos índices de reajustes. A simulação

foi feita considerando uma defasagem de um ano entre as variáveis, o que resultou numa melhoria no poder de explicação, que passou para 92,3%.

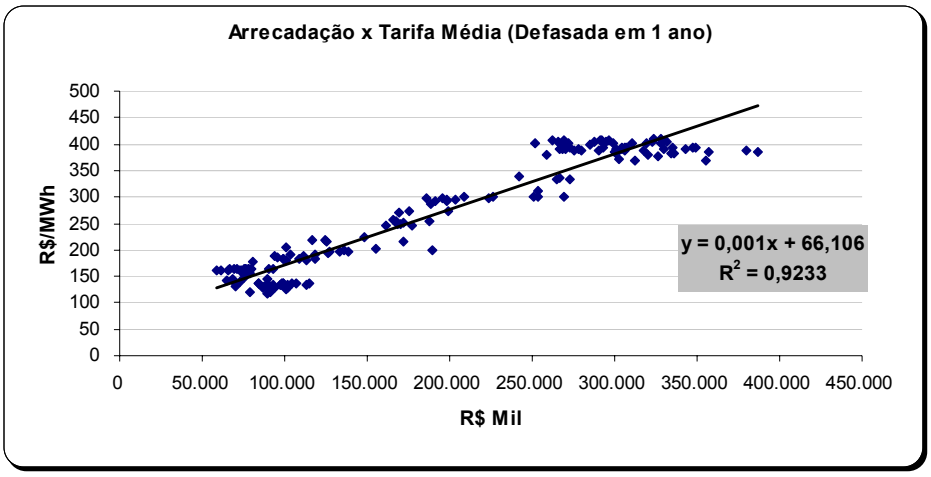

Figura 3. 13 – Gráfico de Regressão da Arrecadação x Tarifa Média (Defasada em um ano).
Fonte: Elaboração Própria.

- **Desembolsos**

✓ **<u>Custo com Energia Elétrica</u>**:

Além do mercado propriamente dito, como já foi citado, outras receitas influenciam na arrecadação a exemplo da Receita CCEE, oriunda da comercialização das sobras de energia. Esse montante varia a depender do volume de sobras/déficits e do valor do PLD (Preço das liquidações das diferenças).

Vale destacar que só irá existir Receita CCEE se houver sobras. Caso contrário o valor será alocado como custo de energia.

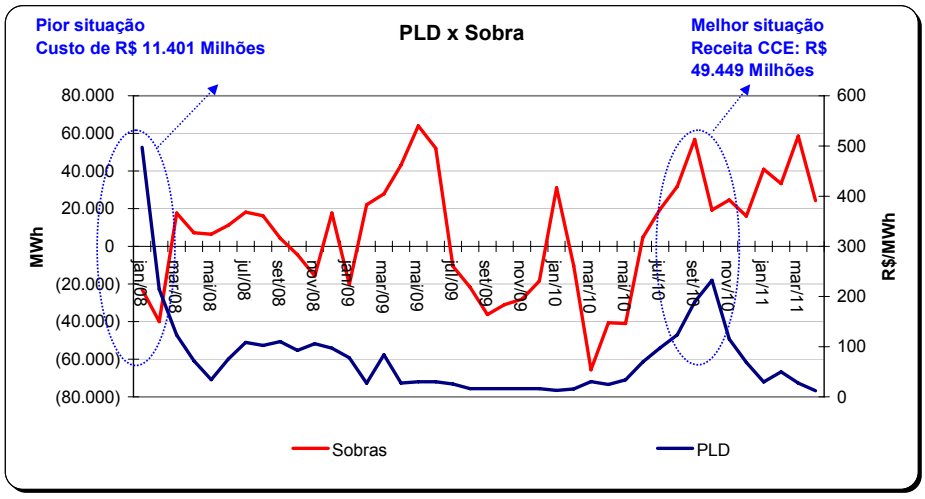

Figura 3. 14 – Gráfico de Regressão do PLD x Sobras de Energia.
Fonte: Elaboração Própria.

A Figura 3.14 apresenta as oscilações de preços x sobras de energia. Destaque para o pior momento em janeiro/2008 onde houve déficit a um preço bastante elevado de PLD. Ou seja, a empresa teve que comprar energia a um preço bastante alto. Em contra partida, Novembro/2010 apresentou o melhor momento da série (janeiro/2008 a abril/2011) quando as elevadas sobras foram remuneradas por um preço elevado.

✓ **Outros Desembolsos Operacionais**:

Na linha de Outros Desembolsos Operacionais, o custo com Serviço de terceiros é o mais preponderante com uma média de participação de 43,3% no período de 2003 a 2010. Em seguida vem o custo com Pessoal e Administradores, com 34,7%, seguido de Outras Despesas, que engloba material, viagens, imagem/patrocínio, taxa de fiscalização, entre outros, que juntos somaram 12,4%, conforme **Figura 3.15**.

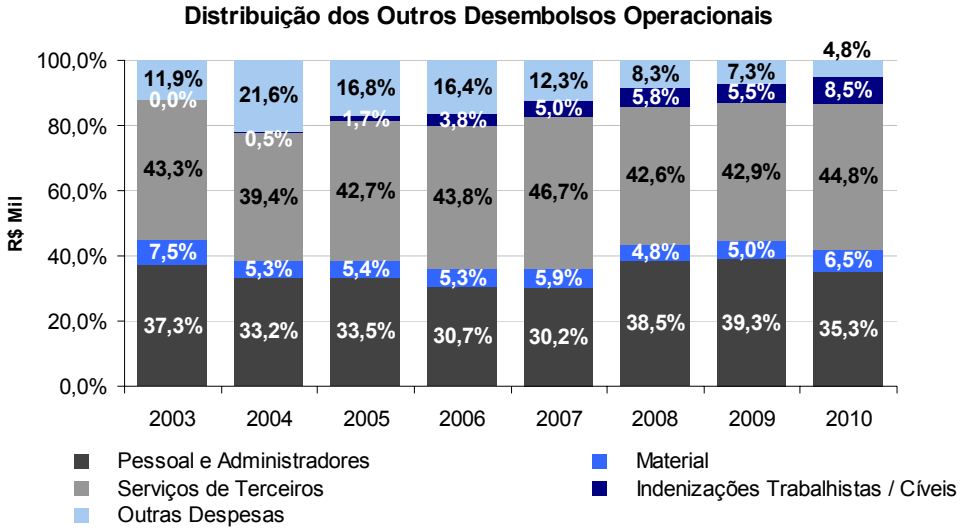

Figura 3. 15 – Distribuição dos Outros Desembolsos Operacionais.
Fonte: Elaboração Própria.

Sazonalmente cada linha de custo possui uma característica específica, como podemos observar nas Figuras que se seguem.

A **Figura 3.16**, referente ao desembolso com custeio de pessoal, propicia observar a alta sazonalidade de dezembro em virtude do pagamento de Abono de Natal e décimo terceiro, bem como pagamento de férias de janeiro, justamente o mês mais requisitado para as férias.

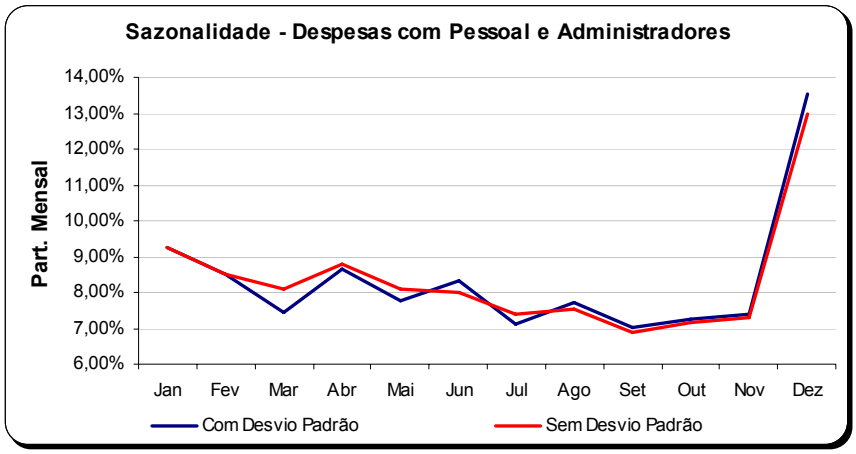

Figura 3. 16 – Sazonalidade das Despesas com Pessoal e Administradores.
Fonte: Elaboração Própria.

A **Figura 3.17**, referente ao desembolso com custeio de material, demonstra um pico no mês de abril, início do período chuvoso na região metropolitana do Recife, intensificando o uso de material com finalidade de manutenção corretiva.

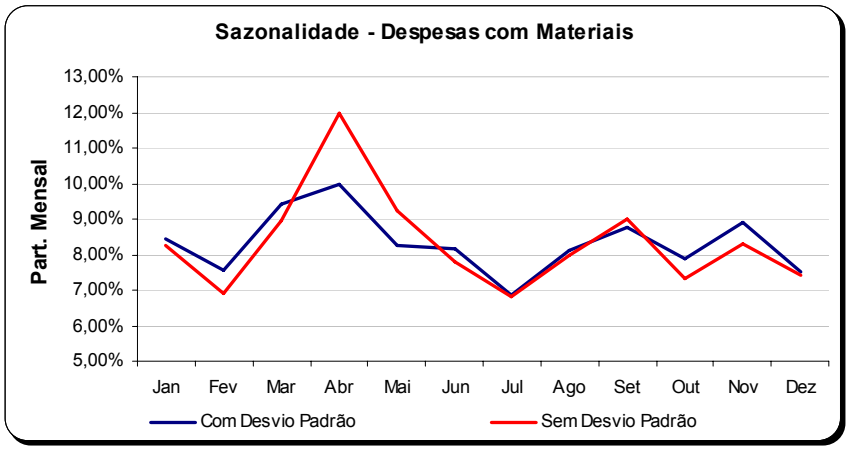

Figura 3. 17 – Sazonalidade das Despesas com Materiais.
Fonte: Elaboração Própria.

A **Figura 3.18**, referente ao custeio com serv. de terceiros, demonstra um pico no mês de agosto, período de inverno onde as ocorrências do plantão são mais corriqueiras.

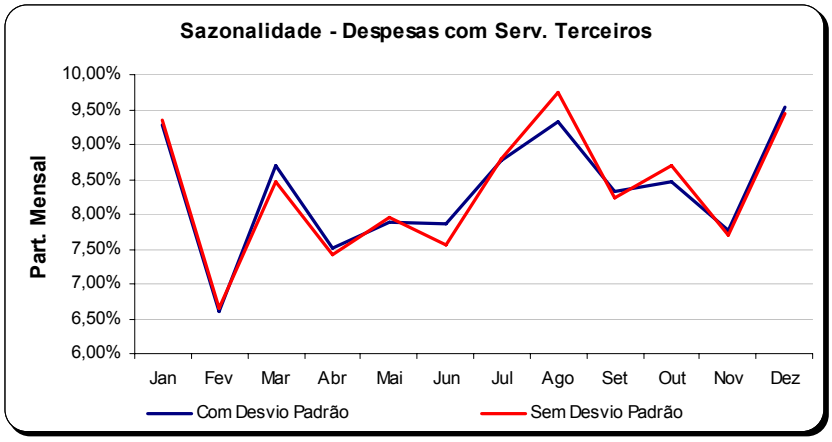

Figura 3. 18 – Sazonalidade das Despesas com Serviço de Terceiros.
Fonte: Elaboração Própria.

A **Figura 3.19**, referente ao desembolso de despesas com indenizações trabalhistas/cíveis, demonstra os menores valores no mês de janeiro.

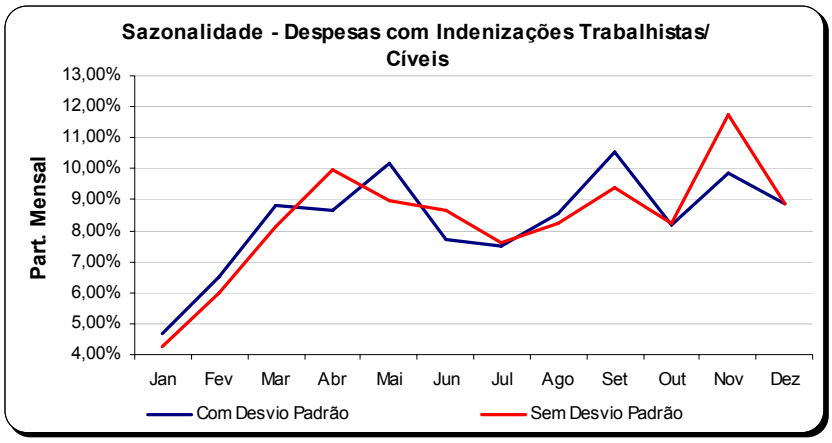

Figura 3. 19 – Sazonalidade das Despesas com Indenizações Trabalhistas/Cíveis.
Fonte: Elaboração Própria.

A **Figura 3.20**, referente ao desembolso de despesas com aluguéis, onde os maiores valores são encontrados nos meses de fevereiro e outubro e os menores valores em maio, abril e novembro.

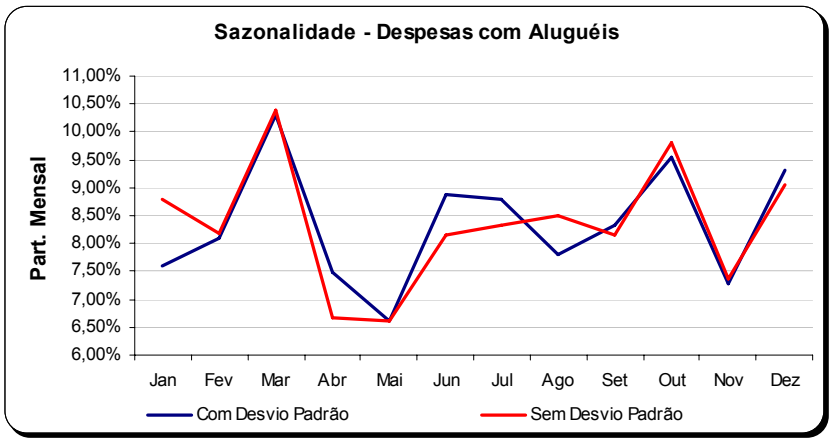

Figura 3. 20 – Sazonalidade das Despesas com Aluguéis.
Fonte: Elaboração Própria.

A **Figura 3.21**, referente ao desembolso de despesas com viagens, demonstra os menores valores no mês de fevereiro e o pico nos meses de setembro e novembro.

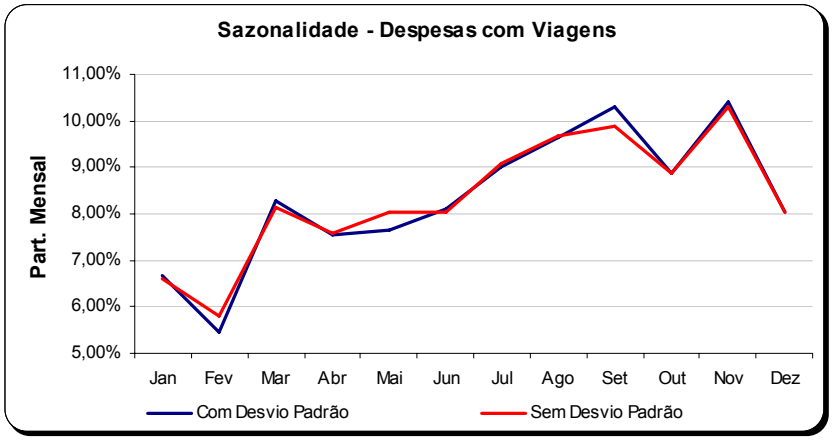

Figura 3. 21 – Sazonalidade das Despesas com Viagens.
Fonte: Elaboração Própria.

Vale destacar que, a sazonalidade calculada foi com base no período de 1997 a 2003. No entanto, algumas despesas não tinham histórico suficiente e tiveram a sazonalidade calculada em função da disponibilidade de dados. Ressaltando que só foram considerados os anos que tiveram todos os meses preenchidos.

Após conhecer melhor o fluxo de caixa de serviço da CELPE, conclui-se que basicamente é influenciado pela a arrecadação da empresa, que por sua vez é impactada por variáveis como o mercado de energia elétrica, mas sobretudo a tarifa média de venda de energia elétrica. Em relação aos desembolsos, o custo com a compra de energia elétrica é o que possui a maior participação.

De posse do estudo do fluxo de caixa, faz-se necessária uma pesquisa dos trabalhos relacionados, de forma a possibilitar um amadurencimento da metodologia a ser utilizada. O **Capítulo 4**, se propõe a apresentar os diversos trabalhos e publicações relacionados ao tema.

CAPÍTULO 4

4 – Base Teórica

Para analisar o risco de prejuízo no fluxo de caixa a CELPE, foi necessário pesquisar em diversos periódicos relacionados ao tema. Será apresentado agora um resumo dos mais tradicionais modelos de análise de risco, bem como uma breve explicação sobre as metodologias aplicadas.

4.1 – Metodologias de cálculo do risco

Segundo Duarte Jr (1996) três conceitos são importantes para o investidor no mercado financeiro: retorno, incerteza e risco. No entanto, pode-se ampliar ainda mais essa afirmação e apropriá-la no campo das grandes corporações.

Diversas medidas podem ser utilizadas no cálculo do risco de mercado absoluto[5]. Quatro destas possibilidades são:

- desvio padrão dos retornos passados;

O desvio padrão define-se como a raiz quadrada da variância (**Equação 4.2**), que por sua vez é uma medida de dispersão (assim como o desvio padrão) que indica o quanto longe determinados valores encontram-se do valor esperado. A vantagem da utilização do desvio padrão é a não possibilidade de resultado negativo. Caso uma variável aleatória "x" apresente valores x_1, ... x_n, o desvio padrão para esta amostra de n números (desvio padrão amostral) pode ser calculado através da forma abaixo:

Onde, $\bar{x}$ = média da variável aleatória e s o desvio padrão.

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i = \frac{x_1 + x_2 + \ldots + x_n}{n} \tag{4.1}$$

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum (x_i - \bar{x})^2} \tag{4.2}$$

- downside risk dos retornos passados;

Para Rochman (2005), O conceito de downside risk diz respeito à parcela do risco

[5] Risco de Mercado Absoluto: Risco de Mercado Absoluto mede as perdas sem qualquer relação a índices de mercado. Duarte Jr (1996)

com a qual o investidor está efetivamente preocupado, ou seja, o risco de que o retorno proporcionado por um ativo esteja abaixo do retorno mínimo aceitável. Como medidas baseadas em downside risk têm-se o Índice de SORTINO & VAN DER MEER (1991).

- raiz quadrada da semivariância dos retornos passados

De acordo com Soares (2002), a utilização da semivariância como medida de risco tem como vantagem o alinhamento com a visão prática do risco apoiada em análises empíricas que constataram o fato dos investidores definirem consistentemente o risco como a probabilidade de não adquirirem um determinado nível de rentabilidade em seus investimentos (MAO, 1970; Lanzilotti, 1958, citado por Andrade, 2006). Em complementação, Porter (1974, citado por Andrade, 2006) aponta vantagens do uso da semivariância, por apenas penalizar desvios negativos em relação ao retorno esperado e à coerência da abordagem com determinadas funções de utilidade. Outros trabalhos foram publicados a favor do uso da semivariância, a exemplo de Quirk e Saposnik (1962, citado por Andrade, 2006) e Ang e Chua (1979, citado por Andrade, 2006).

Conforme aponta Andrade (2006), a semivariância abaixo da média pode ser definida conforme a **Equação 4.3**.

$$SV_m = \frac{1}{k}\sum_{t=1}^{k} Max\left[0,(E - R_t)\right]^2 \qquad (4.3)$$

Onde, k é o número de observações, E é o retorno esperado ou média dos retornos históricos e Rt é o retorno no período t.

- VaR – Destacado com mais detalhes na sessão 4.1.1.

4.1.1 – VaR

O Value at Risk (VaR), é uma medida, que representa a maior perda esperada de um ativo ou carteira para um determinado período e dada uma probabilidade de ocorrência. Ou seja, em outras palavras, de acordo com Jorion (2003), "O VaR sintetiza a maior (ou pior) perda esperada dentro de determinados período de tempo e intervalo de confiança", ou ainda de maneira mais formal, descreve o percentil da distribuição de retornos projetada sobre um horizonte estipulado.

Para o cálculo do VaR é necessário estimar o tamanho da possível variação dos preços de mercado no momento que é determinado o nível de confiança que será utilizado. De posse

da distribuição de probabilidade do ativo e do nível de confiança determinado, calcula-se a variação potencial. Ou seja, a oscilação correspondente ao quantil da distribuição associado ao nível de confiança escolhido. Faz-se necessário ainda a determinação do intervalo de tempo para o qual se deseja calcular o VaR. Dessa forma, o VaR pode ser trabalhado como uma combinação da exposição, da sensibilidade e da volatilidade, tendo associado a esses parâmetros um nível de confiança e um intervalo de tempo.

O cálculo do VaR pode ser utilizado para diversas finalidades dentre elas Oliveira (2010) aponta:

- marcar a mercado;
- medir a variabilidade dos fatores de risco;
- determinar o horizonte de tempo;
- determinar o nível de confiança;
- reportar a pior perda.

Silva (2008) destaca que existem várias metodologias para se estimar o VaR, com destaque para dois grandes grupos:

- não paramétricos (Delta Normal, Simulações Históricas e Simulações Monte Carlo);
- paramétricos, baseadas na variância e covariância

O **Quadro 4.1**, apresenta um resumo das diferenças entre as metodologias não paramétricas e paramétricas.

Quadro 4. 1 - Comparação entre as metodologias de cálculo do VaR

Item	Não Paramétricas		Paramétricas
Funções	Simulação Histórica	Monte Carlo	Variância-Covariância
Definição da distribuição	Distribuição dos dados histórica é calculada	Valores gerados	Desvio padrão e a correlação são estimados
Cálculo da distribuição da carteira	Valores da carteira são simulados		Desvio padrão da carteira é calculado, assumindouma distribuição normal.
Obtenção do VaR	Valores das perdas são ordenados e todos os que ultrapassam (1-p) probabilidade são selecionados		

Eboração Própria

Outra forma de abordagem do cálculo do VaR é dividindo em dois grupos, quanto ao tipo de avaliação, Jorion (2010) destaca o Método Delta Normal baseada na avaliação local, que mede o risco e a posição inicial da carteira, através de derivadas locais, para inferir possíveis movimentos, utilizando derivadas lineares, ou delta. Esse método é mais utilizado em carteiras com fontes limitadas de risco, consiste na aproximação analítica por meio de primeira e segunda derivadas.

Já o segundo grupo utiliza a avaliação plena, que estabelece o risco avaliando novamente a carteira por inteiro para uma gama de cenários. Estão inseridos nesse contexto os métodos de Simulação Histórica e Monte Carlo.

4.1.2 – Métodos de cálculo do VaR - Parmétricos

- Delta-Normal

Caso uma carteira fosse determinada apenas por ativos com distribuição normal, o cálculo do VaR seria bastante simplório. O retorno da carteira é:

$$R_{p,t+1} \sum_{i=1}^{N} W_{i,t} R_{i,t+1} \qquad (4.4)$$

Onde os pesos $W_{i,t}$ são indexados pelo tempo incorporando a natureza da distribuição das carteiras.

Jorion (2010), destaca ainda que o retorno da carteira é uma combinação linear de variáveis distribuídas em conformidade com uma normal, tendo assim uma distribuição com a mesma forma.

Vantagens do método Delta Normal:

- ✓ Fácil implementação;
- ✓ Bastante veloz;
- ✓ O VaR é propício a análise, já que as medidas de risco marginal e incremental saem como resultados intermediários do processo de cálculo;
- ✓ Calcula o risco total da carteira.

Desvantagens do método Delta Normal:

- ✓ Existência de caudas pesadas para distribuição de retornos da maioria dos ativos financeiros, pois o VaR tenta analisar o comportamento do

retorno da carteira na cauda esquerda, podendo um modelo baseado na distribuição normal subestimar a proporção de outliers e, consequentemente, o verdadeiro valor do risco;

- ✓ Não mede de forma adequada o risco de instrumentos não-lineares, tais como opções ou hipotecas;
- ✓ O VaR é propício a análise, já que as medidas de risco marginal e incremental saem como resultados intermediários do processo de cálculo;
- ✓ Calcula o risco total da carteira.

- Simulações Históricas

É baseada na hipótese da estacionariedade dos dados, o que pressupõe que a história é a estimação mais fidedigna do futuro. Destarte, o princípio é ancorando na estimação da distribuição das variações dos preços futuros em função dos preços históricos e incorrer estas variações à carteira atual de forma a determinar o VaR. Este método é chamado de não paramétrico porque, o cálculo do VaR não necessariamente implica ter uma estimativa dos parâmetros de uma distribuição conceitual, como por exemplo a normal. Silva (2008).

Vale destacar que é levada em consideração a totalidade da carteira e não os ativos individuais, lembrando ainda que o VaR de uma carteira não é o somatório dos VaR individuais de cada instrumento, mas o VaR da totalidade da carteira, o que permite levar em conta o efeito das correlações.

Esta metodologia tem como grande vantagem a sua simplicidade e de necessitar de poucos recursos informáticos, bem como a não utilização de cálculos complexos. Além disso, o VaR é determinado sobre toda a carteira e pela soma individual dos VaR.. Por conseguinte, leva em consideração o efeito das correlações. Entretanto, caso se um ativo não tem histórico, a metodologia não pode ser aplicada. Outro ponto negativo é que a Simulação Histórica pondera todas as observações (dados históricos) da mesma forma, incluindo os preços mais antigos.

- Simulações Monte Carlo

A simulação histórica anteriormente apresentada é eficaz para a apuração VaR relativo às aplicações em instrumentos que possuam um comportamento linear ou não linear por conta da convexidade, tais como as obrigações e assimilados. Contudo, se o seu comportamento

sofrer rupturas bruscas e imprevisíveis, pode acontecer deste modelo não ser o mais adequado.

A principal diferença para a simulação Histórica reside na forma de se obterem os cenários simulados. Dada uma distribuição de probabilidades, as simulações (cenários) Monte Carlo constituem uma amostra gerada de forma (pseudo) aleatória tendo em conta a referida distribuição.

Vantagens do método Simulação Monte Carlo:

- ✓ Método mais eficiente para o cálculo do VaR, captura grande quantidade de riscos, inclusive os não-lineares, os de volatilidades e os de modelos, incorporando a variação temporal da volatilidade, caudas grossas e cenários extremos;
- ✓ Incorpora efeitos temporais que geram mudanças estruturais na carteira.

Desvantagens do método Simulação Monte Carlo:

- ✓ Alto custo computacional;
- ✓ Método mais caro para se desenvolver, em termos de infra-estrutura de sistemas e de profissionais capacitados;
- ✓ Possui risco de modelo, pois se baseia em um modelo estocástico específico para os fatores subjacentes de risco, bem como em modelos de precificação de ativos;
- ✓ Sujeito à variação amostral, em função do número limitado de replicações.

4.1.3 – CFaR (Cash Flow at Risk)

Segundo La Rocque e Lowenkron (2004), a definição para o CFaR é a de um valor mínimo de um fluxo de caixa numa determinada data (T) no futuro, a um nível de significância de α% avaliado com as informações disponíveis hoje (t). Equivale ao α-ésimo percentil da distribuição de probabilidade do fluxo de caixa ao invés de valor. Matematicamente, o CFaR da data T analisado em t a (1- α%) de confiança é definido como o número que faz com que P (Fluxo de Caixa ≤ CFaR) = α%.

Conforme detalha Moreira (2009), a função do CFaR é apontar o menor nível de caixa esperado em instituições não-financeiras, para um determinado horizonte de tempo sob uma condição de probabilidade de ocorrência. Jorion (2008), nesse sentido destaca que é importante para os administradores de empresas, que se tenha uma visão completa dos riscos

gerais da organização e que isso é possível por meio de um sistema de gestão aplicada.

Conforme já detalhado na sessão 4.1.1, o VaR é um indicador simplório, amplamente utilizado pelas empresas financeiras e instituições reguladoras. Contudo, segundo Soutelinho (2009), ao utilizar esse indicador em empresas não-financeiras, foram encontradas algumas deficiências dessa métrica, no que se refere ao controle da totalidade dos riscos a que estão expostas estas empresas. Destarte, novos indicadores foram surgindo para suprir essa deficiência, a exemplo do CFaR e do EaR (Earmings at Risk), cuja metodologia está descrita no documento CorporateMetrics (1999), desenvolvido pelo RiskMetrics Group.

Neto (2005), destaca que o objetivo do CFaR é medir possíveis variações em algumas contas da DRE (Demonstração do Resultado do Exercício), com ênfase nas que apresentam alteração no fluxo de caixa da empresa, a exemplo do EBTIDA, o fluxo de caixa livre e o lucro líquido.

O documento CorporateMetrics (1999), destaca a diferença entre um ambiente corporativo e o financeiro. O primeiro é focado no valor da empresa para o acionista e em variáveis financeiras importantes como lucro e fluxo de caixa, onde se adéqua como métrica para quantificação do risco o CFaR. O segundo está mais interessado em focar nos valores das carteiras e instrumentos financeiros, onde o VaR é mais utilizado.

4.2 – Trabalhos publicados relacionados à Análise de Risco

De acordo com LaRocque e Lowenkron (2005) a administração otimizada do risco, tem tido papel importante em instituições não financeiras. A despeito da crescente relevância do tema, Moreira (2009) destaca que o CFaR apresenta um modelo que informa a probabilidade de uma empresa observar certo fluxo de caixa numa data futura "T" - Fluxo de Caixa em Risco ou Cash Flow at Risk.

Ao final da década de 1990, surgiram várias críticas em relação à metodologia usual para o cálculo do VaR e quanto à ampla utilização do conceito do VaR para controle de riscos. Destarte, inúmeras outras formas de mensuração de risco similares vieram a ser propostas nos tempos atuais, com ênfase em empresas não financeiras: Eamings-at-Risk (EaR), Cashflow-at-Risk (CFaR) e o Profit-at-Risk (PaR).

4.2.1 – Trabalhos com aplicação do VaR

Com ampla aplicabilidade o VaR é utilizado para mensurar o risco em diversas áreas. No âmbito dos estudos financeiros, Machry (2003), estudou a implementação de modelos de

avaliação e de controle de riscos, aplicados às características específicas dos fundos de pensão, Tacin (2003) aplicou o VaR para estudar de forma sistemática os investimentos em ações, estabelecendo um roteiro de acordo com algumas regras matemáticas/estatísticas para a escolha das ações mais atrativas para investimentos e a porcentagem de investimento em cada ação, formando dessa forma, uma carteira de investimento. Já Mollica (1999) comparou a metodologia do VaR com os modelos tradicionais de variância condicional, trabalho similar foi feito por Ribeiro (2006), que utilizou simulações com carteiras teóricas formadas por ativos mais representativos do índice BOVESPA, por Rovetta (1999) e Chun (2007) que compararam metodologias de mensuração de VaR para o mercado financeiro brasileiro.

Melo (2007) aplicou a metodologia de VaR ajustado por liquidez baseado nos componentes do spread de compra e venda, proposta por Angelidis & Benos (2005) para o mercado de ações brasileiro.

Outros trabalhos se dedicaram a avaliar novas formas de cálculo do VaR. Maletta (2005) utilizou simulação de Monte Carlo e técnicas de amostragem mais eficientes nos componentes aleatórios da simulação, de forma a eliminar ou minimizar os problemas apresentados nas metodologias mais tradicionais. Já Cordeiro (2009) baseou-se na teoria de cópulas[6] à mensuração do risco de mercado, através do cálculo do VaR. Ainda nesse contexto, outro trabalho interessante foi o de Souza (1999), que motivado pelo período de sucessivas crises financeiras internacionais, resolveu estudar a plausibilidade da hipótese de que as metodologias tradicionais de cálculo de Value-at-Risk (em geral supõem normalidade, seja condicional ou não condicional) acomodam mal as ocorrências extremas da distribuição dos retornos e a influência que as características tipicamente encontradas em séries financeiras exercem sobre os modelos de cálculo de VaR mais utilizados, além disso investigou a possibilidade de se obter melhoria significativa do controle de risco, através da utilização de técnicas estatísticas mais sofisticadas, que levem em conta tanto os desvios da hipótese de normalidade, como os eventos extremos observados nos últimos tempos.

No campo da contabilidade Gomes (2009) investigou se a exposição ao risco corporativo, avaliado pela medida "VaR Patrimonial", pode estar relacionado ao pertencimento ou não aos Níveis Diferenciados de Governança Corporativa da Bovespa.

Ozório (2006) dedicou-se a estudar a mensuração do risco corporativo, com ênfase no mercado siderúrgico brasileiro. Vicente (2007) formulou um modelo interno de solvência que determina a margem de risco incluída no requisito de capital de uma empresa de seguros que explora o seguro Automóvel, tendo em consideração a medida de risco Value-at-Risk e o

[6] De maneira simplificada, uma cópula é uma função que modela a relação de dependência entre duas ou mais variáveis aleatórias.

método Custo do Capital.

Mais especificamente, relacionado ao tema desse trabalho Ferreira, Leismann & Carmona (2010) estudaram a rentabilidade e perdas potenciais das ações do setor elétrico com a utilização do Value at Risk (VaR) aplicando Simulação de Monte Carlo.

4.2.2 – Trabalhos com aplicação do CFaR

Souza (2008) enfatiza que O CFaR é uma variação do VaR para ser aplicada em instituições não financeiras. Onde as metodologias de estimativas são similares, porém com o diferencial nas variáveis de referência. Enquanto o VaR mede o potencial de perda no valor de um ativo, o CFaR mede a perda potencial em fluxos de caixa. Outra diferença a se destacar é que o VaR se refere a posições líquidas diárias, já a análise do CFaR pode envolver a simulação de incertezas mensais e anuais.

O CFaR pode ser entendido como a máxima perda esperada de um fluxo de caixa previsto para um determinado horizonte, dentro de intervalo de confiança especificado. As estimativas são baseadas em cenários ponderados e simulações de Monte Carlo, sua contabilização é semelhante ao VaR, que em função da distribuição estimada identifica o valor dentro de um intervalo de confiança.

O **Quadro 4.2** apresenta um resumo das diferenças encontradas entre as metodologias de VaR e CFaR.

Quadro 4. 2 – Comparações entre o VaR e o CRaR.

Fatores	VAR	CFaR
Mensuração	Valor de mercado do ativo	Somatório de fluxos de caixa
Definição	Máxima perda esperada a partir do valor atual do ativo	Máxjma perda esperada a partir do valor esperado futuro
Horizonte de tempo	Dias	Meses e anos
Valoração	Pelo mercado	Pela modelagem
Estimação	Por Monte Carlo (Covariância)	Por Monte Carlo (Balanço de Cenários)
Utilização	Companhias financeiras	Companhias não financeiras

Fonte: Elaboração Própria.

Souza (2008), sugere em sua tese a aplicação de instrumentos de mensuração de risco,

tais como o VaR e CFaR, às séries geradas pelos programas DECOMP e NEWAVE que dão origem ao valor do PLD (Preço de Liquidação das diferença), estimando dessa forma, os valores sob risco e este ser informado ao consumidor, proporcionando tomadas de decisão com relação ao seu consumo futuro de energia..

Moreira (2010) testou a aplicabilidade do modelo quantitativo, com base em uma abordagem estocástica, apresentado por Battaglia, Good & Onorato (2007), para mensuração do risco de liquidez de fluxo de caixa para o mercado brasileiro. Com esse objetivo, foi estimado o Cash Flow at Risk de uma carteira fictícia, montada com o objetivo de replicar de forma simplificada o balanço de uma instituição financeira, contendo ativos e passivos reais com diferentes prazos e características de liquidez e associados a diferentes fatores de risco.

Na literatura existem diversos trabalhos dedicados a utilizar o CFaR nos mais variados temas. No entanto, o setor de energia se destaca pela aplicabilidade do tema. Além de Souza (2008), já citado anteriormente, Soutelinho (2009), aplicou o CFaR na indústria de óleo e gás, onde através do modelo estimado a empresa seria capaz de observar através do seu fluxo de caixa a probabilidade de dispor ou não de recursos para honrar seus compromissos. Já, Fonseca (2006) fez uma comparação entre simulações pelo Movimento Geométrico Browniano e Movimento de Reversão à Média no cálculo do Fluxo de Caixa at Risk do departamento de downstream de uma empresa de petróleo.

Mais especificamente no setor de energia elétrica, pode-se destacar no âmbito da distribuição, Albuquerque (2008). Já na geração vários trabalhos foram aplicados dentre eles, Neto (2005), onde tanto os indexadores dos seus passivos e ativos, quanto à demanda por seus serviços podem ser tratados como variáveis aleatórias num processo de modelagem estatística para mensuração da possível faixa de variação do seu fluxo de caixa.

Entretanto, outras áreas vêem sendo contempladas com estudos dessa natureza. Rotta (2005), estudou a aplicabilidade do CFaR na empresa agroindustrial Aracruz, Moreira (2009) por sua vez, fez um estudo empírico dedicado a analisar o CFaR do Edital 003/2007, de concessão da Rodovia BR-101, Lote 7, Trecho Curitiba a Florianópolis. Rezler (2010) incorporou o Cash Flow at Risk na mensuração do risco em um projeto de base imobiliária.

Depois de concluída a pesquisa bibliográfica, optou-se por escolher o método de regressão dinâmica para a formatação da equação de previsão. Para o cálculo do valor em risco, foi utilizada a Simulação Monte Carlo, com base nos diversos trabalhos apresentados ao longo do Capítulo. Essas metodologias utilizadas serão descritas com maiores detalhes no **Capítulo 5**.

CAPÍTULO 5

5 – Metodologia

Ao término da análise bibliográfica, escolhida a forma de trabalho, o capítulo visa detalhar as metodologias utilizadas na dissertação.

Em qualquer modelo de previsão ou de análise de risco, para que se obtenha um bom resultado, faz-se necessário uma criteriosa escolha das variáveis, de forma que a regressão passe a ter um alto poder de explicação. Por outro lado, a montagem de cenários e a previsão dessas variáveis são de suma importância para o bom desempenho do modelo.

Caso essas premissas iniciais não sejam atendidas, existe a possibilidade de o analista incorrer em erros primários, como escolha de uma variável não pertinente ao modelo, resultando em uma equação que não explique de forma adequada a série a qual se deseja trabalhar. Pode-se ainda deixar de fora dados importantes, que farão falta no momento da modelagem. Em fim, a escolha errônea da previsão das variáveis explicativas, poderá gerar sinais contrários ao que se espera e gerar desvios significativos, mesmo com uma equação com alto poder de explicação.

5.1 – Formação do Banco de Dados

Inicialmente, para a confecção do banco de dados, conforme destacado no **Capítulo 3**, foi feita uma análise do fluxo de caixa da CELPE, procurando associar seu comportamento às características das séries que supostamente poderiam influenciar seu resultado. O primeiro passo foi uma pesquisa junto à Unidade de Tesouraria da companhia, onde foram levantadas as variáveis que seriam importantes na formação do fluxo, foram citadas, dentre outras, o mercado de venda de energia elétrica, que por sua vez é diretamente influenciado pelo sinal econômico, pelas características climáticas da área de concessão e pelo crescimento demográfico.

Outro ponto destacado foi a influência da tarifa, que em parte, está diretamente ligada ao desempenho do IGPM, visto que, parte do reajuste tarifário anual é função desse índice.

No entanto, apesar da notória influência de algumas variáveis no comportamento do fluxo de caixa, duas dificuldades poderiam tornar seu uso proibitivo, primeiramente a falta de um histórico capaz de tornar a série longa suficiente para possibilitar um estudo através da regressão linear e posteriormente a falta de projeção dessas variáveis.

Dessa forma, foi necessário encontrar um modelo, que com base nas variáveis disponíveis, que tivessem um bom histórico e previsões para o horizonte desejado, fosse possível encontrar uma equação que atendesse aos pressupostos estatísticos básicos e ainda sim tivessem um bom desempenho.

No quesito histórico, foi feita uma pesquisa no site do IPEA (www.ipeadata.gov.br) onde se procurou encontrar as séries que de alguma forma influenciasse o fluxo de caixa da CELPE, em função da análise já realizada e destacada no **Capítulo 3**. Foram pesquisadas inúmeras séries de variáveis macroeconômicas, a exemplo do PIB, câmbio, IGPM, IPCA, INPC, SELIC, produção industrial, etc.

Entretanto, foram analisadas ainda variáveis endógenas ao modelo, com destaque para o IAR (índice de arrecadação), tarifa média residencial e o próprio mercado de energia.

Contudo, tão importante quanto um bom histórico, a boa projeção dessas variáveis é fundamental para o desempenho satisfatório do modelo. Destarte, foram utilizadas as projeções disponibilizadas pelo relatório FOCUS do Banco Central, onde é fornecida uma média das projeções de variáveis macroeconômicas, elaboradas por diversos agentes. O site fornece ainda o desvio padrão dessas projeções, o que será fundamental, mais adiante, na confecção do modelo de prospecção do risco.

Porém, um fator a ser considerado era o cruzamento do histórico com as projeções disponíveis no relatório FOCUS, se por um lado existiam séries históricas disponíveis, por outro não havia disponibilidade das projeções das variáveis. Ao final, apenas seis séries foram consideradas aptas para serem utilizadas na simulação:

- **PIB (Produto Interno Bruto Brasil)**

  Índice calculado pelo IBGE. Representa o total de bens e serviços produzidos no país, descontadas as despesas com os insumos utilizados no processo de produção durante o ano. É a medida do total do valor adicionado bruto gerado por todas as atividades econômicas

- **SELIC (Taxa overnight do Sistema Especial de Liquidação e de Custódia)**

  Índice pelo qual as taxas de juros cobradas pelo mercado se balizam no Brasil, ou seja, é a taxa básica utilizada como referência pela política monetária. (SELIC), expressa na forma anual, é a taxa média ponderada pelo volume das operações de financiamento por um dia, lastreadas em títulos públicos federais e realizadas no SELIC, na forma de operações compromissadas. Fonte (IPEA)

- **Câmbio**

  Preço de uma unidade monetária de uma moeda em unidades monetárias de outra moeda. (Fonte: IPEA)

- **Taxa de Crescimento da Produção Industrial**

  Indicador calculado pelo IBGE, que reflete o comportamento efetivo do produto real na indústria, medido através do volume físico produzido. (Fonte:IBGE).

- **IGPM (Índice Geral de Preços do Mercado)**

  Índice Geral de Preços do Mercado - Disponibilidade Interna, da Fundação Getúlio Vargas - FGV, índice que tenta refletir as variações mensais de preços, pesquisados do dia 21 do mês ao dia 20 do mês seguinte. Ele é formado pelo IPA (Índice de Preços por Atacado), IPC (Índice de Preços ao Consumidor) e INCC (Índice Nacional do Custo da Construção), com pesos de 60%, 30% e 10%, respectivamente. O índice apura as variações de preços de matérias-primas agrícolas e industriais no atacado e de bens e serviços finais no consumo. (Fonte: FGV)

- **IPCA (Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo)**

  Índice calculado pelo IBGE, calculado desde 1980. Reflete o custo de vida para famílias com renda mensal de 1 a 40 salários mínimos. A pesquisa é feita em 11 regiões metropolitanas. (Fonte: IBGE)

Os históricos do próprio fluxo de caixa e das variáveis causais relacionadas (IAR, mercado de energia e a tarifa média) foram obtidos através da própria CELPE, através dos MPE's (Modelo de Planejamento Econômico/Financeiro), resgatando informações desde janeiro de 1997 (última disponível em forma de série).

5.1.1 – Modelo para o mercado de energia elétrica

Conforme apontado no **Capítulo 3**, o fluxo de caixa da CELPE tem como um dos principais ingressos a arrecadação que depende essencialmente do mercado de energia e da adimplência dos consumidores. Por sua vez o mercado recebe influência de diversos fatores dentre eles um dos mais relevantes em previsões de longo prazo diz respeito à

macroeconomia.

Moura (2010) apresentou um estudo, onde destaca um modelo de regressão dinâmica, utilizando como variáveis explicativas o PIB e o número de clientes (que por sua vez foi baseado na previsão de crescimento populacional).

No estudo, inicialmente, preferiu-se trabalhar com as séries transformadas, utilizando o ano de 2005 como base, igualado a 100 e os anos subseqüentes e conseqüentes (no caso das variáveis causais) calculados a partir dessa base. Esse procedimento foi necessário pelo seguinte fato:

Quando a série é estacionária, os resultados da estatística tradicional são válidos, caso contrário pode ocorrer o problema de estimadores viesados, comprometendo, conseqüentemente, a validade dos resultados.

Variáveis cujas médias e variâncias mudam com o tempo são chamadas de não estacionárias ou variáveis com raiz unitária. Além disso, a revolução da raiz unitária também mostrou que a estimação pelos métodos clássicos, tal como o método dos mínimos quadrados ordinários (OLS), para estimar relacionamentos entre variáveis que contenham raiz unitária, leva a resultados incorretos. Isto é conhecido como problema de regressão espúria, ou seja, quando temos um alto R^2 sem uma relação significativa entre as variáveis.

Variáveis cujas médias mudam com o tempo são conhecidas como variáveis não estacionárias ou variáveis que possuem raiz unitária. O número de diferenças necessárias para que uma série se torne estacionária é conhecido como ordem de integração da série. Se uma série deve ser diferenciada d vezes antes de tornar-se estacionária, então ela contém d raízes unitárias e é dita ser integrada de ordem d. Os testes de raízes unitárias são capazes de detectar se a série foi suficientemente diferenciada para se tornar estacionária. A incorreta identificação de ordem de integração (ou número de raízes unitárias) pode conduzir ao que ficou denominado de regressão espúria, ou seja, apesar dos testes estatísticos do modelo de regressão apresentarem-se significativos, os seus resultados não têm significado econômico.

Posteriormente aplicou-se logaritmo Neperiano na série, como forma de minimizar ou extinguir o problema de Heterocedasticidade, que decorre do fato da série de dados apresentar variância distinta para todas as observações, contrariando o postulado estatístico de Homocedasticidade (variância das observações constante). Vale ressaltar que heterocedasticidade não elimina as propriedades de inexistência de viés e consistência dos

estimadores de MQO, no entanto, eles deixam de ter variância mínima e eficiência, ou seja, não são os melhores estimadores lineares não-viesados.

Feitos esses ajustes, ainda foram consideradas duas variáveis dummies, uma para modelar o racionamento de energia elétrica ocorrido na Região Nordeste no ano de 1987 e outra para modelar o período de racionamento ocorrido em 2001.

Destaque para o elevado poder de explicação do modelo (R2 ajustado = 0,997). Ressaltando ainda o MAPE (Erro Médio Absoluto Percentual) de apenas 0,6%.

Após todas as análises já destacadas, chegou-se à seguinte equação para o modelo:

$$Ln\,(ED_t) = 0{,}673\,Ln\,(ED_{t-1}) + 0{,}189\,Ln\,(NC_t) + 0{,}146\,ln\,(PIBPE_t) - 0{,}111\,RACION_01 - 0{,}064\,RACION_87 \quad (5.1)$$

Onde:

ED_t = Energia distribuída da CELPE no ano t

ED_{t-1}= Energia distribuída da CELPE no ano t-1

NC_t = Número de consumidores faturados da CELPE no ano t

$PIBPE_t$ = Produto Interno Bruto para o estado de Pernambuco no ano t em R$

RACION_01 = Dummy racionamento de energia elétric 2001

RACION_87 = Dummy racionamento de energia elétrica 1987

Outros pontos a serem destacados no modelo:

- Todas as variáveis foram significantes a um nível de significância de 95%;
- Os sinais das variáveis estão de acordo com o a direção que se esperava, conforme Capítulo 2;
- O problema de heterocedasticidade foi eliminado em função das transformações iniciais, trabalhadas na série (mudança de base e transformação logarítmica);
- Essas transformações possibilitaram a estacionaridade da série;
- Não existe problema de multicolinearidade entre as variáveis explicativas. Ou seja, possuem pouca correlação entre si.
- Os resíduos estão todos descorrelatados, conforme teste DW e Ljung Box. Conforme, **Figura 5.1**:

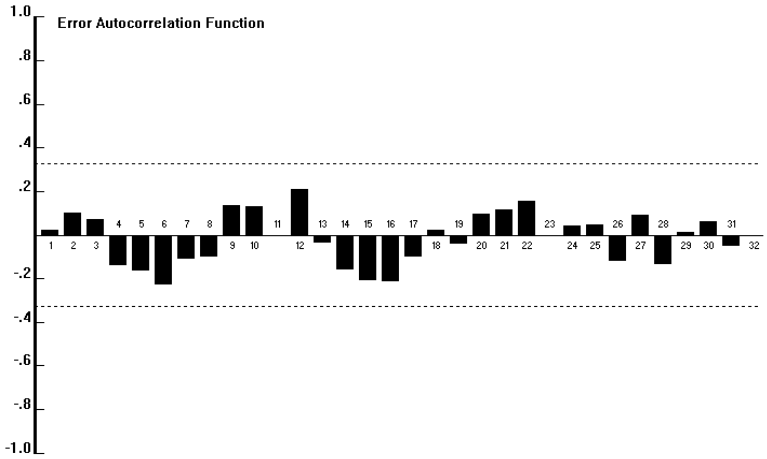

Figura 5. 1 - Correlograma Autocorrelação de resíduos.
Fonte: Forecast

Para que exista correlação de resíduos, ao menos uma barra vertical deveria ultrapassar a linha tracejada.

Já a **Figura 5.2**, apresenta de forma gráfica como o modelo está bem ajustado. Com destaque para o entendimento da linha vermelha (previsão), em relação aos anos de quebras estruturais (racionamento de energia elétrica de 1987 e 2001), ratificando o excelente poder de explicação do modelo refletido na estatística R^2-Ajustado:

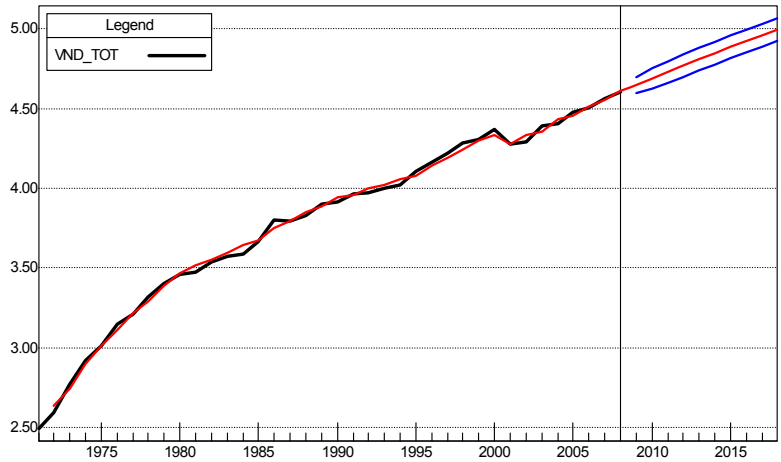

Figura 5. 2 - Gráfico Energia Distribuída – Realizada x Prevista utilizando o modelos de Regressão Dinâmica do Forecast..
Fonte: Forecast

Dessa forma, optou-se por utilizar o PIB e população do estado (Proxy para o número de clientes) no lugar do mercado de energia, para se estimar o fluxo de caixa, visto que depende essencialmente dessas variáveis.

5.1.2 – Projeção das variáveis causais

As projeções das variáveis causais foram obtidas de diversas fontes, sendo seis delas (PIB, Câmbio, SELIC, IGPM, IPCA e Produção industrial) extraídas do Relatório Focus do Banco Central, cujas médias e o desvio padrão estão disponibilizados no **Quadro 5.1**.

Quadro 5. 1 – Média e Desvio Padrão da previsão das variáveis causais.

Variável	Medida (%)	2011	2012	2013	2014	2015
PIB	Média	3,96	4,17	4,5	4,53	4,41
	Desvio Padrão	0,26	0,36	0,36	0,39	0,41
Câmbio	Média	1,61	1,67	1,73	1,78	1,81
	Desvio Padrão	0,02	0,06	0,09	0,12	0,14
SELIC	Média	12,19	12,44	11,2	10,44	10,14
	Desvio Padrão	0,06	0,59	0,84	1,07	1,25
IGPM	Média	6,2	5,02	4,68	4,62	4,56
	Desvio Padrão	0,53	0,62	0,39	0,42	0,44
IPCA	Média	6,18	5,17	4,68	4,62	4,6
	Desvio Padrão	0,23	0,38	0,32	0,34	0,42
Prod Ind	Média	3,41	4,56	4,63	4,85	4,54
	Desvio Padrão	0,62	0,54	0,49	0,67	0,75

Período de 01/06/2011 a 24/06/2011 para 2011 a 2015

Fonte: FOCUA/BACEN.

O restante das variáveis foram obtidas através da própria CELPE, que disponibilizou as projeções elaboradas pelas respectivas áreas de planejamento, a exemplo da tarifa média, do PLD e do índice de arrecadação (IAR).

No caso do PLD, as projeções tomaram como base a curva de aversão ao risco do ONS (Operador Nacional do Sistema), que foi criado a partir da Resolução nº109/2002 da Câmara de Gestão da Crise de Energia Elétrica, que estabeleceu critérios e diretrizes para a política de operação energética e despacho de geração termelétrica nos Programas Mensais de Operação realizados pelo ONS, bem como para a formação de preço no mercado de energia elétrica.

Uma dessas diretrizes foi justamente a Curva Bianual de Segurança, também denominada "Curva de Aversão ao Risco – CAR". Esta curva representa a evolução ao longo do período dos requisitos mínimos de armazenamento de energia de um subsistema, necessários ao atendimento pleno da carga, sob hipóteses pré-definidas de afluências,

intercâmbios inter-regionais e carga e de geração térmica, de forma a se garantir níveis mínimos operativos ao longo do período.

Em outras palavras, para garantir o atendimento do mercado e assegurar a capacidade de recuperação dos reservatórios, os níveis de armazenamento do reservatório equivalente de uma região devem ser mantidos sempre acima da Curva de Aversão ao Risco ao longo dos dois anos.

A **Figura 5.3** apresenta o comportamento dessa curva no período de janeiro a maio/2011, confrontando-a com o valor do PLD no mesmo período. Observa-se que são curvas antagônicas, ou seja, à medida que os reservatórios estão cheios, o PLD passa a ter valores mínimos, ao contrário dos períodos de baixa precipitação, onde os reservatórios estão secos e o PLD passa a ter preços mais elevados.

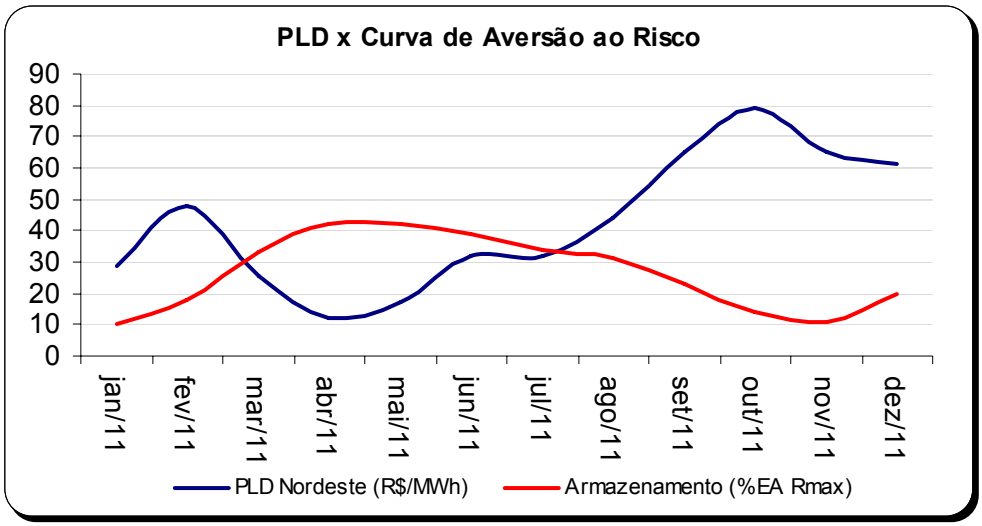

Figura 5. 3 - Gráfico PLD x Curva de Aversão ao Risco (níveis de armazenamento em percentual da Energia Armazenada Máxima - % EAR máx).
Fonte: CELPE e ONS.

Foram analisadas ainda a variável demográfica população e o índice de inadimplência. Na **Figura 5.4** é apresentada uma síntese das variáveis utilizadas, através da matriz de correlação, bem como a origem do histórico e de suas projeções.

Observa-se a coerência dos sinais, a exemplo do antagonismo do IAR (índice de arrecadação) versus a inadimplência. Vale destacar que o fato da tarifa média (R$/kWh) ter uma correlação negativa, justamente em relação aos índices de inflação (IGPM e IPCA), decorre do fato desse indicador estar contaminado pelo crescimento de mercado, que por sua vez é correlacionado com a trajetória do PIB. Dentre as variáveis as que possuem maior

correlação são o PIB e a População e o PIB e a tarifa média.

MATRIZ DE CORRELAÇÃO											
	PIB	IGPM	IPCA	Câmbio	SELIC	Tarifa	PLD	Inadimp.	IAR	População	Projeção
PIB	1,00	-0,15	-0,22	-0,68	-0,75	0,80	-0,22	-0,11	0,19	0,94	FOCUS
IGPM	-0,15	1,00	0,76	0,42	0,18	-0,34	0,06	-0,08	0,05	-0,24	FOCUS
IPCA	-0,22	0,76	1,00	0,48	0,32	-0,37	0,02	-0,05	-0,02	-0,24	FOCUS
Câmbio	-0,68	0,42	0,48	1,00	0,78	-0,58	-0,09	-0,13	-0,12	-0,62	FOCUS
SELIC	-0,75	0,18	0,32	0,78	1,00	-0,65	0,05	-0,12	-0,07	-0,74	FOCUS
Tarifa	0,80	-0,34	-0,37	-0,58	-0,65	1,00	-0,35	-0,11	0,31	0,89	CELPE
PLD	-0,22	0,06	0,02	-0,09	0,05	-0,35	1,00	0,07	-0,04	-0,31	NC Energia
Inadimp.	-0,11	-0,08	-0,05	-0,13	-0,12	-0,11	0,07	1,00	-0,10	-0,06	-
IAR	0,19	0,05	-0,02	-0,12	-0,07	0,31	-0,04	-0,10	1,00	0,22	CELPE
População	0,94	-0,24	-0,24	-0,62	-0,74	0,89	-0,31	-0,06	0,22	1,00	IBGE
Histórico	IBGE	IPEA	IPEA	IPEA	IPEA	CELPE	CCEE	IPEA	CELPE	IBGE	

Figura 5. 4 - Matriz de Correlação das variáveis causais utilizadas para análise do Fluxo de Caixa da CELPE.

Fonte: Elaboração Própria.

5.2 – Softwares utilizados

5.2.1 - Forecast Pro

O Forecast pro é um software para análise e previsão de séries temporais. Suas principais vantagens são:

- Funciona sob diversas versões do Windows;
- É de fácil utilização;
- Exige poucos recursos de hardware;
- Permite entrada de dados em formato Excel (entre outros) e exportação de gráficos e resultados;
- Permite a identificação automática de modelos;
- Possibilita o ajuste de modelos univariados[7] e multivariados[8];
- Possui bom módulo de diagnóstico de modelos;
- É bastante difundido no mundo todo.

[7] Modelos univariados – A série temporal é explicada (prevista) apenas pelos seus valores passados.
[8] Modelos multivariados – A série temporal é explicada (prevista) pelos seus valores passados e também pelos valores passados de outras variáveis.

Esse software foi utilizado, basicamente, para os métodos de Amortecimento Exponencial, Box & Jenkins e Regressão Dinâmica.

Dentre os diversos modelos embutidos no software, a exemplo do Amortecimento Exponencial e Box & Jenkins, a Regressão dinâmica foi a utilizada para definir a equação de previsão, nesse tipo de modelo, a variável de interesse é explicada pelos seus valores passados e também por valores passados e presentes de outras variáveis. O Forecast Pro (**Figura 5.5**) possibilita ajustes de Regressão Dinâmica, sugerindo a inclusão ou exclusão de variáveis.

O ajuste do modelo é feito numa sequência de passos, geralmente partindo de uma estrutura simples e inserindo novas variáveis, que podem estar defasadas ou não, a cada novo estágio.

Esse tipo de modelo geralmente produz melhores resultados em comparação com os modelos univariados, quando existem variáveis explicativas relevantes. No entanto, nesse contexto, faz-se necessária a previsão das variáveis causais, o que pode ser uma dificuldade.

Outra vantagem dos modelos causais, é que eles permitem a compreensão sobre quais variáveis afetam diretamente a variável de interesse, e qual o efeito destas variáveis explicativas.

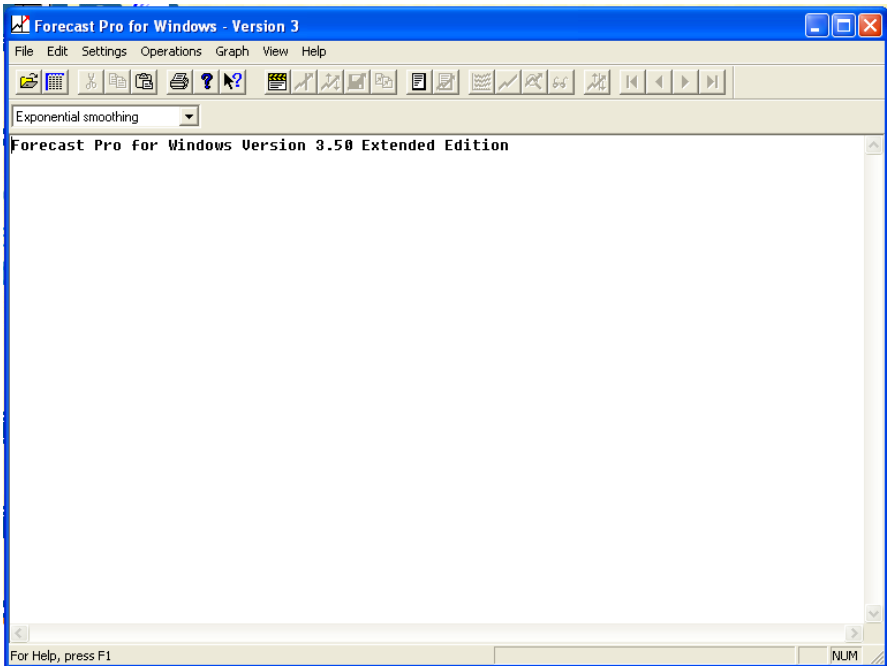

Figura 5. 5 - Tela inicial do Forecast pro.
Fonte: Forecast.

5.2.2 – Crystal Ball

O Crystal Ball é um software da Oracle, que permite o usuário realizar simulações de Monte Carlo em planilhas Excel.

Dessa forma, realiza automaticamente milhares de análises de premissas, salvando os inputs e outputs de diferentes cálculos como cenários individuais. A análise destes cenários revela o intervalo de resultados possíveis, sua probabilidade de ocorrência, quem tem maior contribuição e efeito sobre o modelo fornecido, indicando onde o usuário deve concentrar seus esforços.

A vantagem da utilização do Crystal Ball em detrimento ao Excel vem do fato de não se conseguir gerenciar adequadamente as análises de probabilidade com uma simples planilha. O Crystal Ball possibilita a quantificação da incerteza utilizando simulação Monte Carlo, através de aplicação de uma escala de valores ou de uma distribuição de probabilidade para dada variável incerta.

O software gera valores randômicos dentro de cada limite dos valores da função densidade de probabilidade e recalcula o modelo milhares de vezes, armazenando os resultados de cada cenário de incerteza. Este processo economiza o tempo do usuário em relação a imputar os diferentes cenários de incerteza manualmente diversas e diversas vezes.

O Crystal Ball foi desenvolvido com a linguagem Microsoft.NET Framework 2.0, 3.0 ou 3.5, tecnologia desenvolvida pela Microsoft para aplicações com segurança e aplicações avançadas do Windows.

Após a escolha da regressão dinâmica como metodologia para chegar à equação de previsão e da Simulação de Monte Carlo para o cálculo das probabilidades do fluxo de caixa de serviço da CELPE e da escolha dos softwares mais adequados, chegou-se à credencial para a execução das simulações e análise dos resultados, conforme detalhamento do **Capítulo 6**.

CAPÍTULO 6

6 – Simulações e Resultados

O primeiro passo após a formação, análise e tratamento do banco de dados, é conseguir um modelo que explique o fluxo de Caixa da CELPE em função das variáveis causais estudadas no **Capítulo 5**.

Para isso, optou-se por escolher o Forecasto-pro como o software para as simulações do modelo de previsão, utilizando a metodologia de Regressão Dinâmica. Após várias simulações, os modelos são analisados, optando-se por escolher o que tenha o melhor desempenho estatístico, mantendo a coerência desejada.

Enfim, de posse do modelo de previsão, pode-se iniciar o estudo da análise de risco, utilizando o Crystal Ball como software de apoio, variando através de Simulação Monte Carlos, as variáveis causais escolhidas no modelo, conforme orientado no **Capítulo 6**.

6.1 – Simulações do Modelo de Regressão do Fluxo de Caixa da CELPE

Inicialmente, obedecendo ao critério da parcimônia, optou-se pela escolha do modelo mais simples, testando outras variáveis, uma por uma, até chegar a um modelo com os melhores resultados que obedecesse aos princípios econométricos e mantivesse a coerência na indicação dos sinais dos parâmetros da equação.

Um dos primeiros modelos testados foi utilizando a série mensal, com dados iniciados a partir de janeiro/1997 e finalizados em abril/2011. Vale destacar que algumas variáveis, a exemplo do PLD, possuíam dados apenas a partir de 2000, ficando de fora dessa primeira simulação. No entanto, os resultados não foram satisfatórios, em virtude do elevado MAPE e do baixo poder de explicação R^2.

Destarte, foi feita outra simulação com o histórico iniciado a partir de setembro/2000, período que já contemplava dados em todas as séries captadas. Contudo, o resultado ainda não pareceu satisfatório, conforme apresentado nas **Figuras 6.1, 6.2 e 6.3**.

Observa-se um MAPE proibitivo de 92,7%, um poder de explicação de apenas 62,7% e uma reprovação no teste de Ljung-Box evidenciando problemas de correlação de resíduos, conforme **Figura 6.3**.

Onde:

DUMMY: Variável binária para tratar os períodos atípicos;

IAR: Índice de Arrecadação CELPE

INADPL: Índice de Inadimplência (Brasil)

PIB: Produto Interno Bruto (Brasil)

TARIFA: Tarifa média residencial CELPE

CAIXA[-1]: Fluxo de Caixa da CELPE do mês anterior

CONST: Constante

Forecast Model for Caixa
Regression(7 regressors, 0 lagged errors)

Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
DUMMY	-56586.613331	8369.746624	-6.760851	1.000000
IAR	45012.226468	13387.060147	3.362368	0.998963
INADPL	1993.862823	685.004995	2.910727	0.995700
PIB	0.232556	0.101563	2.289776	0.976219
TARIFA	265.388311	121.342530	2.187101	0.969326
CAIXA[-1]	0.262024	0.075908	3.451848	0.999230
_CONST	-99801.738961	20427.918761	-4.885556	0.999997

Within-Sample Statistics

Sample size 127	Number of parameters 7
Mean 3.968e+004	Standard deviation 2.928e+004
R-square 0.6448	Adjusted R-square 0.6271
Durbin-Watson 2.013	** Ljung-Box(18)=48.94 P=0.9999
Forecast error 1.788e+004	BIC 1.986e+004
MAPE 0.9272	RMSE 1.738e+004
MAD 1.28e+004	

Figura 6. 1 – Estatística para o modelo mensal iniciado em setembro/2000.

Fonte: Elaboração Própria.

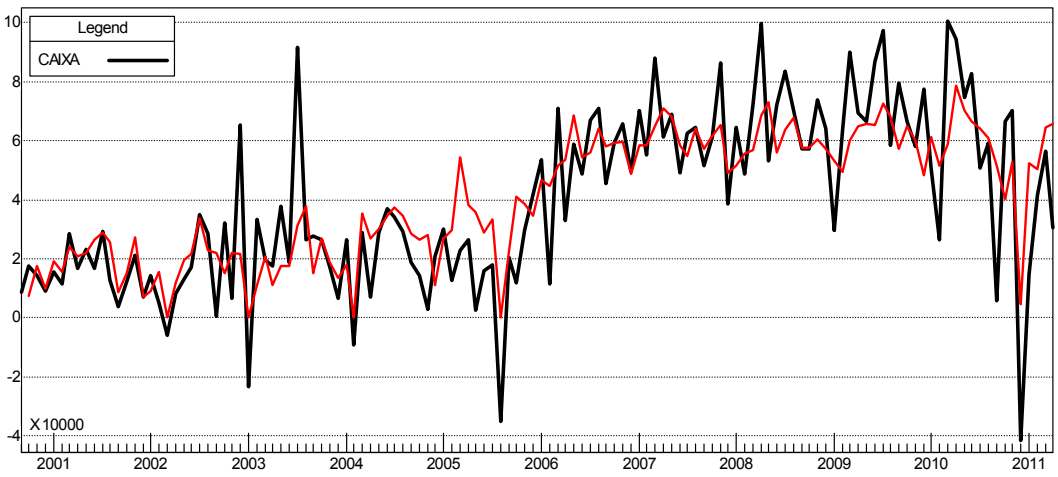

Figura 6. 2 – Comparação entre o Histórico do Fluxo de Caixa Mensal (preto) x Previsão do Fluxo de Caixa (vermelho).

Fonte: Elaboração Própria.

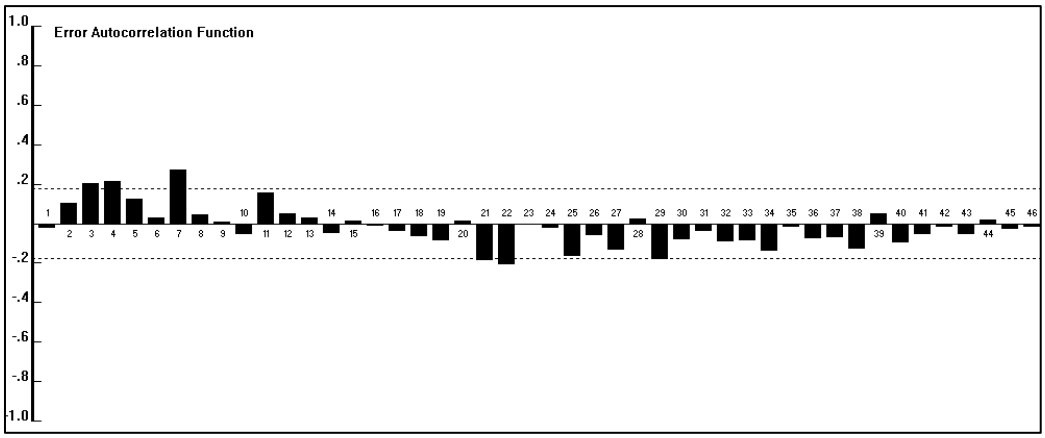

Figura 6. 3 – Correlograma de erro (Correlação de Resíduos).

Fonte: Elaboração Própria.

Devido à grande volatilidade da série histórica do fluxo de caixa da CELPE, optou-se por trabalhar com os dados, mensais acumulando nos doze últimos meses. Essa transformação foi uma tentativa de amortizar a variância da série. Com essa transformação a série foi encurtada em 12 meses, passando a ser iniciada a partir de janeiro/1998.

Outra iniciativa tomada foi trabalhar com o logaritmo da série, de forma a corrigir problemas de heterocedasticidade.

Forecast Model for CAIXA with log transform
Regression(4 regressors, 0 lagged errors)

Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(CAMBIO)	-0.786708	0.120860	-6.509235	1.000000
Log(PIB)	2.100931	0.665949	3.154794	0.998394
Log(TARIFA)	0.465726	0.215150	2.164660	0.969586
_CONST	-3.062099	2.403733	-1.273893	0.797299

<-

Marked regressors are insignificant.

Within-Sample Statistics

Sample size 161	Number of parameters 4
Mean 4.303	Standard deviation 0.5684
R-square 0.6593	Adjusted R-square 0.6528
Durbin-Watson 0.07949	** Ljung-Box(18)=883.6 P=1
Forecast error 0.3349	BIC 26.04
MAPE 0.2931	RMSE 23.8
MAD 20.16	

Figura 6. 4 – Estatística para o modelo dados mensais acumulados nos 12 últimos meses iniciado em janeiro/1998.

Fonte: Elaboração Própria.

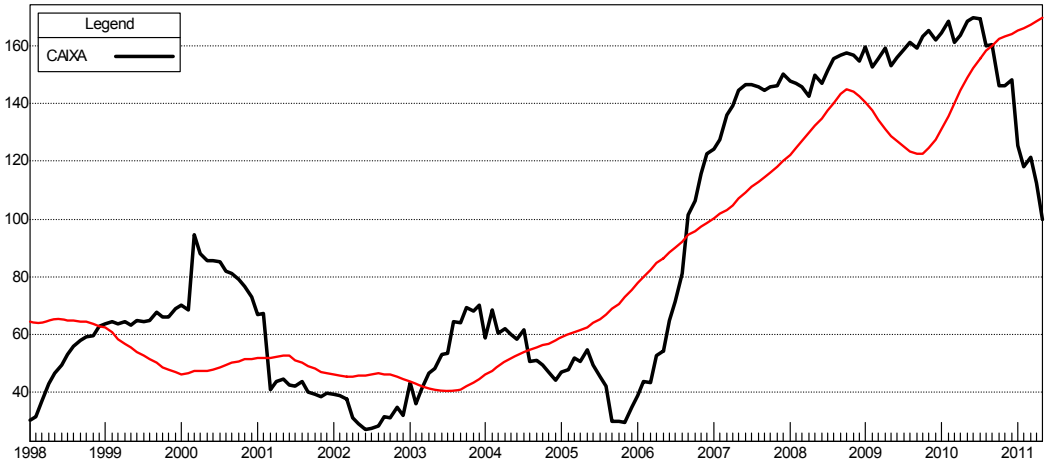

Figura 6. 5 – Comparação entre o Histórico do Fluxo de Caixa Mensal (preto) x Previsão do Fluxo de Caixa (vermelho).

Fonte: Elaboração Própria.

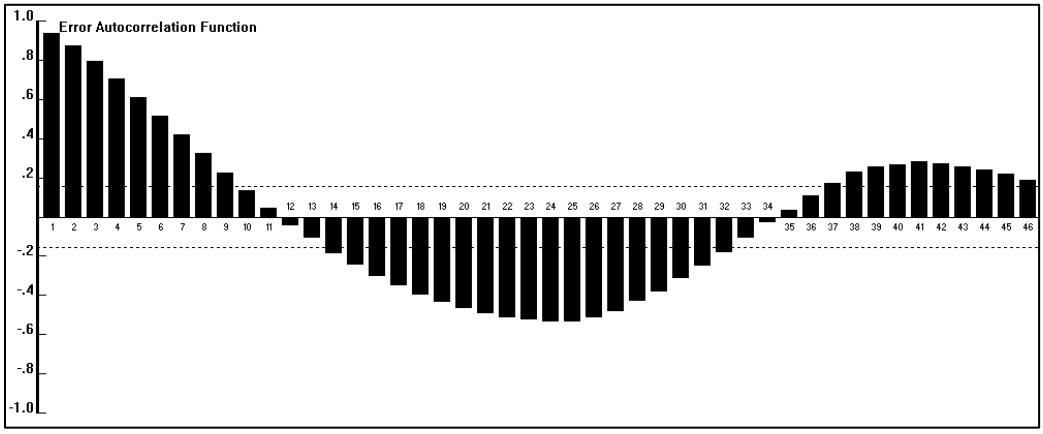

Figura 6. 6 – Correlograma de erro (Correlação de Resíduos).

Fonte: Elaboração Própria.

Nessa nova modelagem foram utilizadas as variáveis PIB, Câmbio e Tarifa média, todas significantes ao modelo a um nível de significância de 95%, conforme apresentado na **Figura 6.4**. Contudo, observa-se um desempenho ainda, aquém do desejável, com um elevado MAPE, um baixo R^2 e com um grave problema de correlação de resíduos (**Figura 6.6**).

No intuito de corrigir o problema de resíduos correlatados, foi criada uma variável auto-regressiva para o fluxo de caixa, com lag defasado 1 (fluxo de caixa do mês anterior). A inserção dessa variável incorreu na melhoria do correlograma de erro, entretanto, tornou algumas variáveis antes adicionadas, insignificante ao modelo.

Dessa forma, houve a necessidade de se testar novas variáveis até chegar no melhor modelo possível.

Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(IAR)	0.296874	0.141276	2.101385	0.964393
Log(PIB)	0.364498	0.149607	2.436373	0.985165
Log(SELIC)	0.159752	0.055288	2.889459	0.996141
Log(CAIXA[-1])	0.971688	0.018819	51.634043	1.000000
_CONST	-5.429857	2.261012	-2.401516	0.983673

Within-Sample Statistics

Sample size 160	Number of parameters 5
Mean 12.85	Standard deviation 0.5657
R-square 0.976	Adjusted R-square 0.9754
Durbin-Watson 2.112	** Ljung-Box(18)=80.49 P=1
Forecast error 0.08875	BIC 3.598e+004
MAPE 0.05644	RMSE 2.976e+004
MAD 2.019e+004	

Figura 6. 7 – Estatística para o modelo dados mensais acumulados nos 12 últimos meses iniciado em janeiro/1998, com inserção de uma variável auto-regressiva.

Fonte: Elaboração Própria.

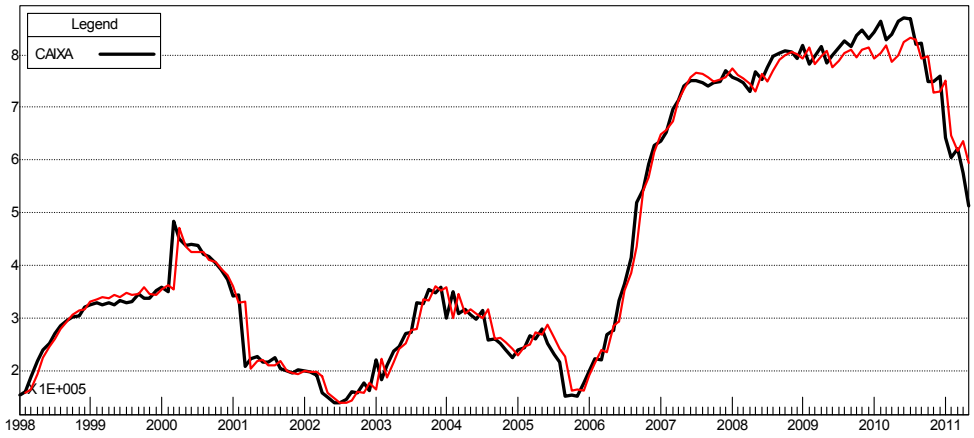

Figura 6. 8 – Comparação entre o Histórico do Fluxo de Caixa Mensal (preto) x Previsão do Fluxo de Caixa (vermelho).

Fonte: Elaboração Própria.

No novo modelo testado, observa-se uma sensível melhora nos resultados, sobretudo no MAPE, que ficou em 5,6% e no R2 que chegou a 97,5%, conforme **Figura 6.7**. Como conseqüência do bom modelo, as curvas históricas e previstas, já estão mais alinhadas (**Figura 6.8**).

Vale destacar que apesar dos esforços, o modelo ainda apresenta correlação de resíduos. No entanto, bem mais atenuada e em lags que não causarão maiores problemas, como apresentado na **Figura 6.9**.

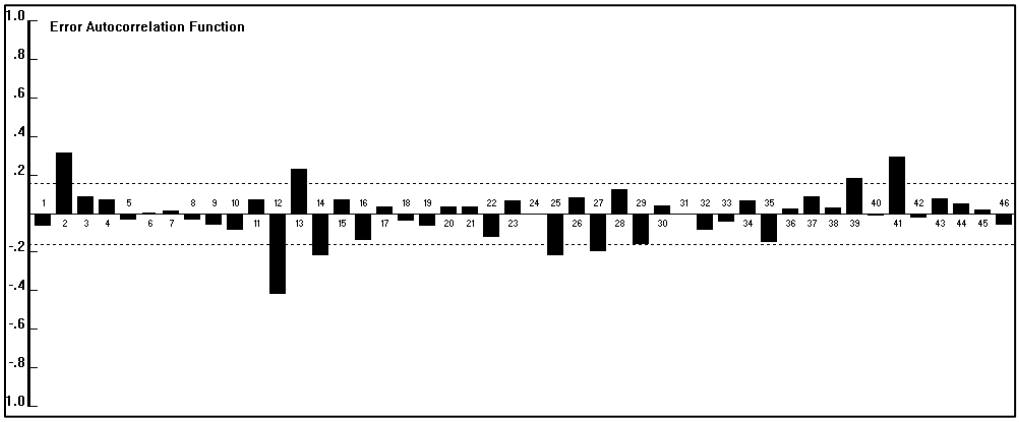

Figura 6. 9 – Correlograma de erro (Correlação de Resíduos).

Fonte: Elaboração Própria.

6.2 – Simulações do CFaR do Fluxo de Caixa de Serviço de Energia da CELPE

De posse da equação da regressão para o fluxo de caixa de Serviço de Energia da CELPE, da previsão das variáveis causais inseridas no modelo e do software adequado, deu-se inicio às simulações do CFaR.

O primeiro passo foi organizar as variáveis, de forma a facilitar as simulações, conforme apresentado no **Quadro 6.1**. Para cada ano foi calculado o Cash Flow, com o CFaR a 5%, de acordo com as **Figuras de 6.11 a 6.15**.

Quadro 6. 1– Organização das variáveis para simulação no Crystal Ball (R$ Mil).

Log(CAIXA) = 0,971688 Log(CAIXA[-1]) + 0,141276 Log(IAR) + 0,364498 Log(PIB) + 0,159752 Log(SELIC) -5,429857

Variável	2011	2012	2013	2014	2015
Caixa	662.105	709.585	757.926	812.040	877.988
Caixa (-1)	630.219	662.105	709.585	757.926	812.040
IAR	0,97	0,99	0,99	0,99	0,99
PIB	3.223.016	3.357.416	3.508.500	3.667.435	3.829.169
SELIC	12,19	12,44	11,20	10,44	10,14
CTE	(5,4)	(5,4)	(5,4)	(5,4)	(5,4)
Crescimento % do Fluxo de Caixa	5,1%	7,2%	6,8%	7,1%	8,1%
WACC	15,07%	15,07%	11,82%	11,82%	11,82%
Cash Flow (CFaR 5%)	657.268	698.323	738.732	782.169	834.717

Variável a qual se deseja calcular o risco

Variável tratada como determinística e Constante

Variáveis a serem simuladas

Fonte: Elaboração Própria.

Para o PIB e a SELIC foi utilizada a Distribuição Normal, com desvio padrão e média de acordo com o apresentado na **Tabela 5.1**. Entretanto, para o IAR, não foi possível a obtenção do desvio padrão da previsão da variável, pois foi fornecido pela CELPE apenas o valor médio previsto. Dessa forma, foi utilizada uma Distribuição Triangular com valor mínimo e máximo localizado entre os anos de 1997 e 2010.

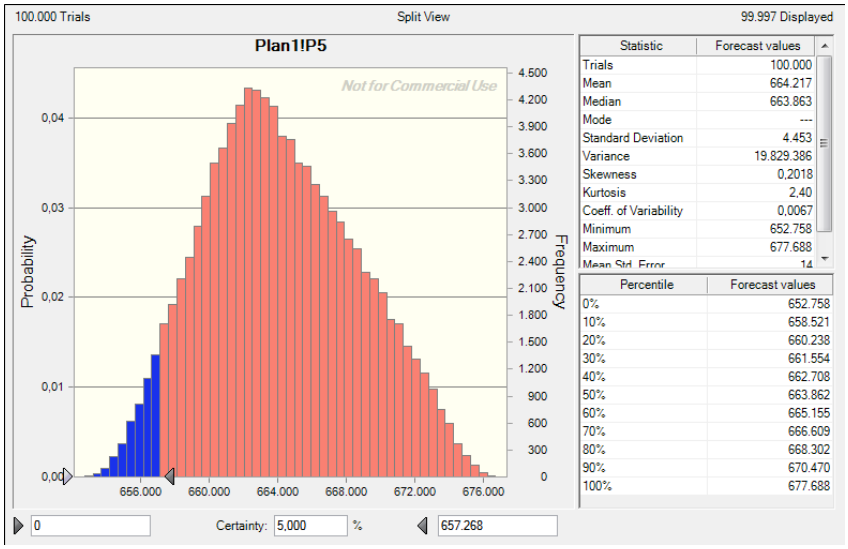

Figura 6. 10 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2011.

Fonte: Elaboração Própria.

A simulação para o ano de 2011 apresentou um Cash Flow (CFaR 5%) de R$ 657,27 milhões. É pertinente observar a pouca variabilidade da série, em função da opção de trabalhar com dados acumulados. Na análise dos percentis, observa-se que para um CFaR de 10%, temos um fluxo de caixa de R$ 658,52 milhões e para 100%, cujo fluxo é de R$ 677,69 milhões, a diferença é de apenas R$ 19,17 milhões, ou seja, um desvio de apenas 2,9%.

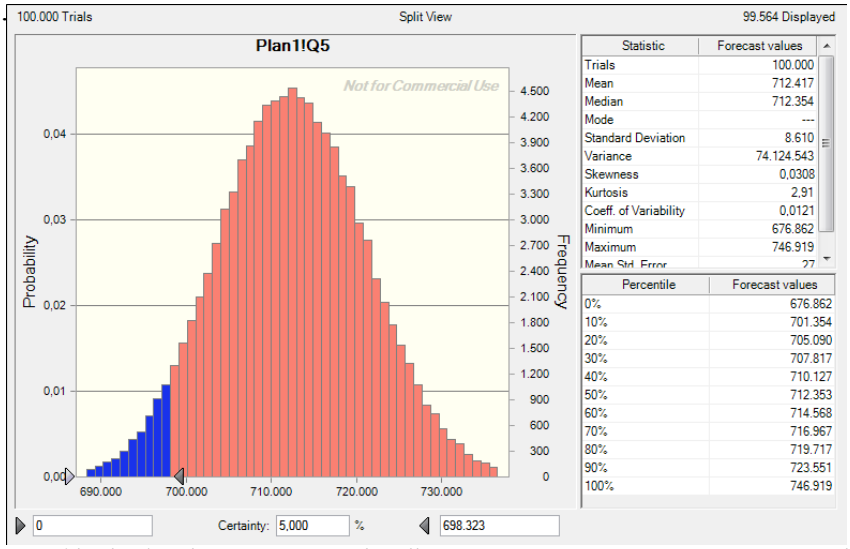

Figura 6. 11 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2012, com apresentação da distribuição.

Fonte: Elaboração Própria.

Ao simular o Cash Flow (CFaR 5%) para o ano de 2012, o resultado foi de R$ 698,32 milhões. Na análise dos percentis, observa-se que para um CFaR de 10%, temos um fluxo de caixa de R$ 701,35 milhões e para 100% o fluxo passa a ser de R$ 746.92 milhões. A diferença que no ano de 2011 era de apenas 2,9%, agora passa a ser de 10,4%, equivalente a R$ 70,06 milhões.

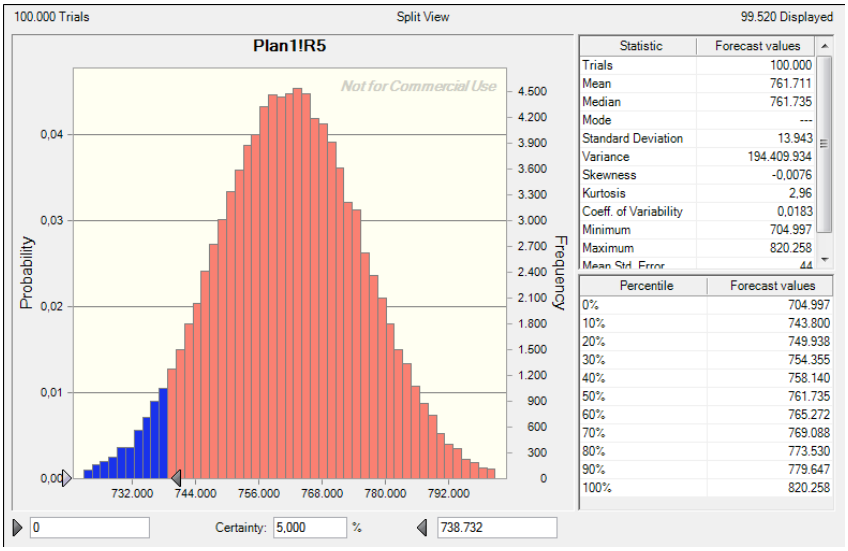

Figura 6. 12 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2013, com apresentação da distribuição.

Fonte: Elaboração Própria

À medida que a simulação é feita, ao longo do horizonte da previsão, em anos cada vez mais distantes da última base realizada, a incerteza aumenta e pode ser quantificada pela distância dos fluxos previstos para um CFaR de 10% e para o CFaR de 100%. Fechando o horizonte de previsão, com uma diferença em 2015 de 22,0%.

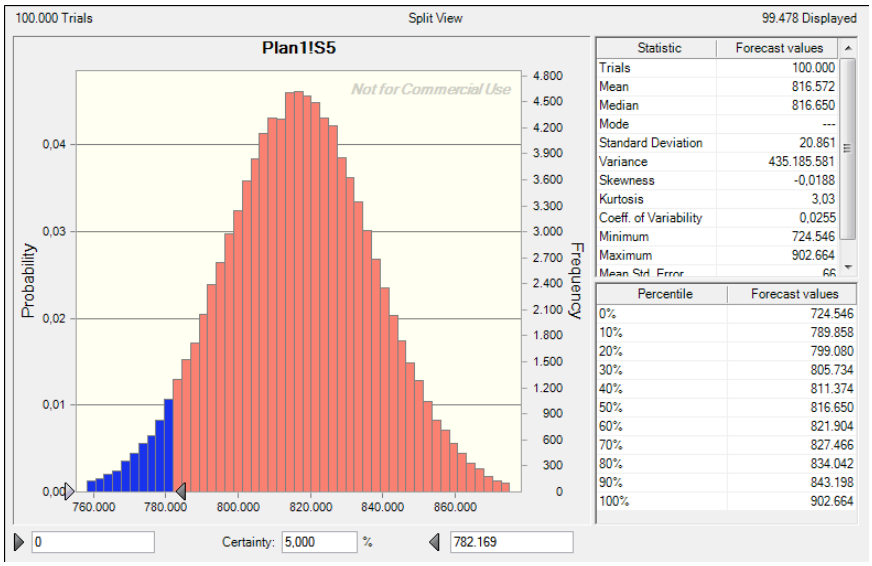

Figura 6. 13 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2014, com apresentação da distribuição.

Fonte: Elaboração Própria.

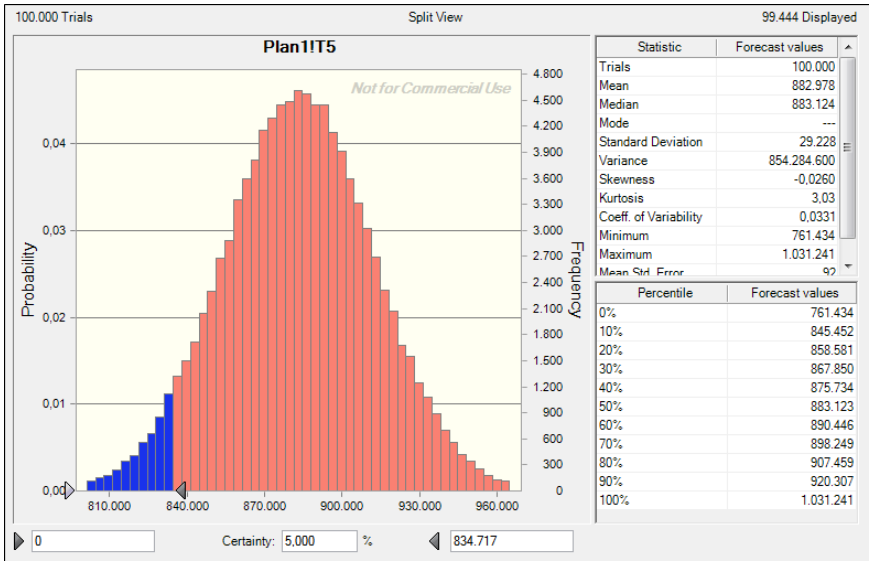

Figura 6. 14 – Saída da simulação no Crystal Ball para o ano 2015, com apresentação da distribuição.
Fonte: Elaboração Própria.

De posse da previsão do Fluxo de Caixa de Serviço da CELPE para o período de 2011 a 2015, construído através do modelo de Regressão Dinâmica, apresentado na **Figura 6.7** e do Cash Flow (CFaR 5%), simulado para cada ano, foi possível, calcular o desvio do Valor da Empresa, a um CFaR de 5% quando comparado à previsão original, baseada na Regressão Dinâmica.

Para a simulação do Valor da Empresa foi considerado um WACC, de 15,07% para os anos de 2011 e 2012. Esse percentual foi definido pela ANEEL, e calculado conforme a **Tabela 6.1**. Para os anos de 2013 em diante, foi utilizado um WACC de 11,82%, conforme sinalização da ANEEL, a ser utilizado a partir do terceiro ciclo de revisão tarifária, que no caso da CELPE ocorre em 2013. Para o cálculo da perpetuidade, foi considerado um crescimento médio do fluxo de caixa da CELPE de 2%. O IGPM utilizado foi o da **Tabela 5.1**.

Quadro 6. 2– Cálculo do WACC.

CÁLCULO DO WACC PARA DISTRIBUÍDORAS DE ENERGIA ELÉTRICA - 2º CICLO DE REVISÃO TARIFÁRIA			
Descrição	**Sigla**	**Valor**	**Fórmula**
Dados Básicos de Entrada			
Taxa nominal livre de risco	**Rf**	5,32%	
Prêmio de risco do mercado	**PRM**	6,09%	
Prêmio de risco do cambial	**Rc**	1,78%	
Prêmio de risco do regime regulatório	**Rr**	1,33%	
Beta médio desalavancado (EUA)	**βd**	29,60%	
Estrutura ótima de capital	**D/V**	57,16%	
Impostos	**T**	34,00%	
Inflação americana	**i**	2,60%	
Prêmio Total de Risco de Mercado e Regulatório			
Relação entre dívida e próprio	**D/E**	133,43%	
Beta médio alavancado	**βa**	55,40%	
Prêmio Total (Prêmio de Risco do negócio e financeiro)	**PRMe**	3,37%	= **PRM x βa**
Prêmio de Risco-País			
Prêmio de risco-país	**Rb**	4,91%	
Custo de Capital Próprio			
CAPM: RP = Rf + β*PRM + Rb + Rx			
Custo nominal em US$ - D/V=65%	**RPn**	16,71%	= **Rf + Rc + Rr + PRMe + Rb**
Custo real - D/V=65%	**RPr**	13,76%	
Custo de Capital de Terceiros			
RD = a*(TJLPd+S1) + (1-a)*(TRM+S2)			
a	**a**		
TJLP	**TJLP**		
IPCA	**IPCA**		
TJLP deflacionada	**TJLPd**	0%	
NTN-B			
Spread 1	**S1**	2,96%	
Spread 2	**S2**		
Custo nominal	**RDn**	14,97%	= **Rf + Rc + Rb + S1**
Custo real	**RDr**	12,06%	
Custo Médio Ponderado (WACC)			
WACC real (pré-tax)	**WRpré**	**15,07%**	= **WRpós + T**
WACC real (pós-tax)	**WRpós**	**9,95%**	= **(1+(((1-D/V) x RPn) + D/V x RDn x (1 - T)))/(1 + i) -1**
WACC nominal (pós-tax)	**WNpré**	**12,81%**	
WACC nominal (pré-tax)	**WNpós**		

Fonte: ANEEL

A simulação com um CFaR de 5% propiciou um valor da empresa 10,2% menor do que o contabilizado no cenário utilizando o Fluxo de Caixa de Serviço da CELPE calculado através do modelo de Regressão apresentado na **Figura 6.7**. Em termo absoluto essa redução representou R$ 303,94 milhões.

Esse resultado está de acordo com o esperado, pois "choques" em variáveis como o PIB, a SELIC e o índice de Arrecadação (IAR) inevitavelmente devem afetar o fluxo de caixa de serviço da empresa. O PIB serve como proxy para a renda média da população estadual, que influencia o mercado da distribuidora de energia elétrica. Uma melhoria da renda pode resultar em um aumento de posses de bens duráveis a exemplo de aparelhos eletrodomésticos, podendo ainda prolongar o seu uso, tendo como consequência o aumento do mercado de energia elétrica, que por sua vez eleva a arrecadação, influenciando o fluxo de caixa de serviço da distribuidora de energia elétrica.

O índice de arrecadação é uma variável que "calibra" a arrecadação, podendo mesmo o mercado em alta, afetar os montantes a serem de fato incrementados no caixa da empresa. Essa variável pode ser influenciada por ações da empresa no combate à inadimplência.

Já a o sinal positivo para a taxa de juros SELIC, que a principio poderia parecer economicamente incorreto, pois uma elevação dos juros pode acarretar numa desaceleração econômica, impactando negativamente na renda do trabalhador e, por conseguinte o seu poder de compra, diminuindo o mercado de energia elétrica, em virtude da desaceleração das posses de eletrodomésticos. Por outro lado, como o fluxo de caixa operacional da empresa está relacionado com a arrecadação, que está pautada na data de pagamento, que em caso de atraso, incorre em juros, o sinal da SELIC está coerente com a expectativa inicial.

Vale ressaltar que uma boa projeção das variáveis que influenciam o fluxo de caixa da CELPE e um estudo detalhado do risco pode ajudar à empresa a planejar melhor suas captações de empréstimo de longo prazo, diminuindo a necessidade de dispêndio com dívidas de curto prazo que em geral são mais onerosas.

CAPÍTULO 7

7 – Conclusão

O cálculo do CFaR de uma empresa de distribuição de energia elétrica é de suma importância, pois pode propiciar um melhor planejamento econômico/financeiro e proporcionar antecipações de ações que possam mitigar ou anular possíveis déficits de fluxo de caixa. Ao estudar os dados da Companhia Energética de Pernambuco – CELPE e correlacioná-los com variáveis exógenas econômicas, climáticas, demográficas e sociais, foi possível encontrar, através de modelos de regressão dinâmica, uma equação que explicasse o comportamento do fluxo de caixa de serviço da CELPE.

No entanto, devido à elevada volatilidade do fluxo e à dificuldade de obtenção das projeções mensais dos dados, optou-se por simular com as variáveis acumuladas em doze meses, ao invés de trabalhar com as originais que eram mensais. Essa transformação possibilitou encontrar uma equação com um alto poder de explicação e um MAPE bem abaixo das simulações iniciais.

Apesar do bom resultado, algumas variáveis que poderiam ser importantes ao modelo, ficaram de fora, hora por falta de um histórico consistente, hora pela não disponibilidade de suas previsões. Outro fator importante foi a necessidade de inserção no modelo de uma variável autoregressiva que corroborasse com a minimização dos problemas de correlação de resíduos.

Após a escolha da melhor equação, dentro de todas as limitações destacadas, deu-se início à simulação do CFaR, utilizando a Simulação Monte Carlo, através do software Crystal Ball. Os resultados apresentados destacam a baixa variabilidade do risco, sobretudo pelo fato de trabalharmos como os dados anualizados.

Entretanto, ao longo dos anos a variabilidade aumenta à medida que nos afastamos dos da base realizada, sobretudo em função do aumento da incerteza, quantificado através dos desvios padrões anuais das projeções das variáveis explicativas, disponibilizadas pelo relatório FOCUS do Banco Central do Brasil.

Posteriormente calculou-se o impacto do Cash Flow a 5% no valor da empresa, cuja redução chegou a 10,2%. Dessa forma, concluísse que o Fluxo de Caixa e consequentemente o valor da empresa é consideravelmente impactado pelas oscilações das variáveis embutidas no modelo.

A eventual redução do fluxo de caixa da empresa, em função dos fatores exógenos já destacados, pode acarretar na necessidade de captação de dívida no curto prazo, cujo valor é bem mais oneroso.

Uma boa projeção dessas variáveis e um estudo detalhado do risco podem ajudar à empresa a planejar melhor suas captações de empréstimo de longo prazo, diminuindo a necessidade de dispêndio com dívidas de curto prazo.

Recomenda-se para trabalhos futuros, estudar outras variáveis que sejam importantes e que de alguma forma influenciem o resultado da empresa e verificar outras fontes de previsão dessas variáveis.

Outra possibilidade que poderia ser testada é projeção do mercado de energia elétrica, no lugar da utilização do PIB. Essa projeção poderia ser feita através do modelo apresentado por Moura (2010) destacado no item 5.1.1.

Vale destacar ainda, a possibilidade de trabalhar com os dados mensais, caso se deseje um estudo de curto e médio prazo. Contudo, as dificuldades de captação das variáveis, sobretudo suas projeções mensais e da definição da equação da regressão, passariam a ter seu grau de dificuldades aumentado.

Referências Bibliográficas

ABRADEE. (homepage). Disponível em 05/03/11 <http://www.abradee.com.br>.

ALBUQUERQUE, A. **Fluxo de Caixa em Risco: Uma Nova Abordagem para o Setor de Distribuição de Energia Elétrica**, Dissertação (Engenharia Elétrica), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC, Rio de Janeiro/RJ, 2008.

ANDRADE, F. **Alocação de Ativos no Mercado Acionário Brasileiro Segundo o Conceito de Downside Risk**. Artigo, Universidade de São Paulo – USP, São Paulo/SP, 2006.

ANG, J. S.; CHUA, J. H. Composite **Measures for the Evaluation of Investment Performance**. Journal of Financial and Quantitative Analysis, v. 14, n. 2, p. 361-384, 1979.

ANGELIDIS, T. BENOS, A. **Liquidity Adjusted Value-at-Risk based on the components of the bid-ask spread**. University of Piraeus, 2005.

ANEEL. (homepage). Disponível em 04/03/11 http://www.aneel.gov.

ANEEL. **Decreto 9.427**, Brasília/DF, 1996. Disponível em 04/03/11 <http://www.aneel.gov.br>.

ANEEL. **Resolução 414**, Brasília/DF, 2010. Disponível em 04/03/11 <http://www.aneel.gov.br>.

BATTAGLIA, F., GOOD, S., ONORATO, M. **Liquidity Risk Management: Assessing and Planning for Adverse Events**. Algorithmics UK, Documento de Trabalho, 2007.

CELPE. **Modelo de Planejamento Econômico/Financeiro - MPE** – MPE, Recife/PE, abril de 2011.

CHUN, L. **Comparativo de Metodologias de Mensuração do VaR para o Mercado Financeiro Brasileiro**. Dissertação (Finanças e Economia Empresarial). Fundação Getúlio Vargas – FGV, São Paulo/SP, 2007.

CORDEIRO, F. **Aplicação da Teoria de Cópulas para o Cálculo do Value At Risk**. Dissertação (Finanças e Economia). Fundação Getúlio Vargas – FGV, São Paulo/SP, 2009.

CUNHA, U. **Série Técnica sobre Econometria**. Universidade Federal do Amazonas – UFAM, Manaus/AM, 2008.

DUARTE JR, A. **Risco: Definições, Tipos, Medição e Recomendações para o seu Gerenciamento.** Artigo, 1996. Disponível em 03/02/11<http://www.risktech.com.br>.

EPE, **Balanço Energético Nacional 2010 – Ano Base 2009**, Rio de Janeiro/RJ, 2010. Disponível em 15/04/11<http://www.epe.gov.br>.

FERREIRA, A.; LEISMANN, E., CARMONA, C. **Rentabilidade e perdas potenciais das ações do setor elétrico com a utilização do Value at Risk (VaR) com Simulação de Monte Carlo**, Artigo, Congresso Internacional de Administração, 2010.

FONSECA, E. **Comparação entre simulações pelo Movimento Geométrico Browniano e Movimento de Reversão à Média no cálculo do Fluxo de Caixa at Risk do departamento de downstream de uma empresa de petróleo**, Dissertação (Administração), Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro/RJ, 2006.

GOMES, J.; VIEIRA, M. **O Campo da Energia Elétrica no Brasil de 1880 a 2002**, Revista de Administração Pública – RAP, Fundação Getúlio Vargas – FGV, Rio de Janeiro/RJ, Março/Abril de 2009.

IPEA. (homepage). Disponível em 20/06/11 http://www.ipeadata.gov.br

JORION, P. **Financial Risk Manager Handbook GARP – Risk Management** Library, 2003.

JORION, P. **Value at Risk – A Nova Fonte de Referência para o Controle do Risco de Mercado**; McGraw-Hill, 1997. Traduzido e publicado pela BMeF – Bolsa de Mercadorias e Futuros, São Paulo, 2008.

LANZILOTTI, R. F. **Pricing Objectives in Large Companies**. American Economic Review, v. 48, p. 921-940, 1958.

MAO, J. C. T. **Models of Capital Budgeting**, E-V Vs. E-S. Journal of Financial and Quantitative Analysis, v. 5, n. 5, p. 47-62, 1970.

MACHRY, M. **O Uso do Value At Risk (VaR) como Medida de Risco para os Fundos de Pensão**. Dissertação (Administração). Fundação Getúlio Vargas - FGV, São Paulo/SP, 2003.

MALETTA, B. **Modelos baseados em Simulação de Monte Carlo: soluções para o cálculo do Value-at-Risk**. Dissertação (Administração). Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ, Rio de Janeiro/RJ, 2005.

MARTINS, R. **Modelos O setor elétrico pós-privatização :novas conFigurações institucionais e espaciais**. Dissertação. Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ, Rio de Janeiro/RJ, 2009.

MELO, P. **VaR Ajustado por Liquidez e seus Impactos sobre o Cálculo do Requerimento de Capital por Risco de Mercado**. Dissertação (Macroeconomia e Finanças). IBMEC, São Paulo/SP, 2007.

MME. (homepage). Disponível em 05/03/11 <http://www.mme.gov.br>.

MME. **Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica**, Decreto 41.019, Rio de Janeiro/RJ, fevereiro de 1957. Disponível em 60/03/11 <http://www.mme.gov.br>.

MOLLICA, M. **Uma Avaliação dos Modelos de Value-At-Risk: Comparação Entre Métodos Tradicionais e Modelos de Variância Condicional**. Dissertação (Economia). Universidade de São Paulo – USP, São Paulo/SP, 1999.

MOREIRA, C. **Análise de Risco Baseada no Casch Flow at Risk: Um Estudo Empírico do Edital 003/2007 de Concessão da Rodovia BR 101 Lote 7 – Trecho Curitiba a Florianópolis**. Dissertação. Programa Pós-Graduação em Administração, Pontifícia Universidade Católica do Paraná – PUC, Curitiba/PR, 2009.

MOREIRA, F. **Mensuração do Risco de Liquidez de Fluxo de Caixa Através de uma Abordagem Estocástica**. Dissertação. Programa de Mestrado Profissional em Economia, Instituto de Ensino e Pesquisa – INSPER, São Paulo/SP, 2010.

MOURA, W. **Competição de Modelos para Previsão de Mercado de Energia Elétrica em Curto e Longo Prazo**. Dissertação. Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Recife/PE, 2010.

NEOENERGIA. (homepage). Disponível em 05/03/11 <http://www.neoenergia.com.br>.

NETO, J. **Determinação do Valor em Risco em Empresas não Financeiras – Estudo de Caso de Empresa Geradora de Energia**. Dissertação (Ciências Contábeis), Pontifícia Universidade Católica de São Paulo – PUC, São Paulo/SP, 2005.

NEVES FILHO, F. **Metodologia para Avaliação de Riscos na Contratação de Energia de uma Distribuidora**. Monografia (Pós-Graduação em Engenharia Elétrica), Escola Politécnica de Pernambuco, Universidade de Pernambuco – UPE, Recife, 2006.

OLIVEIRA, M. **Gerenciamento do Risco**. Notas de Aula do Mestrado de Economia, Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Recife/PE, 2010.

OZÓRIO, D. **Corporatemetrics – Mensuração do Risco Corporativo: Estudo de Caso Mercado Siderúrgico Brasileiro**. Dissertação (Administração), Faculdade de Economia e Finanças – IBMEC, Rio de Janeiro/RJ, 2006.

PORTER, R. B. **Semivariance and Stochastic Dominance: a Comparison**. *American Economic Review*, v. 64, n. 1, p. 200-204, 1974.

QUIRK, J. P.; SAPOSNIK, R. **Admissibility and Measurable Utility Functions**. Review of Economic Studies, v. 29, n. 2, Feb. 1962.

REZLER, G. **Mensuração do Risco de um Projeto de Base Imobiliária a partir do Cash Flow at Risk**. Dissertação (Administração), Pontifícia Universidade Católica do Parná – PUC, Curitiba/PR. 2007.

RIBEIRO, P. **A Avaliação Empírica dos Modelos de Var (Value-At-Risk)**. Trabalho de Formatura do Curso de Engenharia de Produção. Universidade de São Paulo – USP, São Paulo/SP, 2006.

ROCHMAN, R.; EID JR, W.; TADDEO, M. A. **Inferência Sobre o Índice de Sharpe Utilizando Bootstrap e Comparação de Performance entre Fundos.** Artigo, 2005. Disponível em 23/07/11 <http://www.williameid.com.br>.

ROCQUE, E., LOWENKRON, A. **Gestão de Risco e Governança Corporativa.** Artigo, PUC/Rio, Rio de Janeiro/RJ, 2004.

ROTTA, L. **Determinação do Fluxo de Caixa em Risco de Empresa não Financeira**. Dissertação (Administração). Centro Universitário Álvares Penteado – UNIFECAP, São Paulo/SP, 2005.

ROVETTA, L. **Estudo do conceito de value-at-risk (VAR) e sua aplicação para carteiras formadas por opções**. Dissertação (Engenharia Industrial). Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro – PUC, Rio de Janeiro/RJ, 1999.

SILVA. E. **Valor em Risco (VaR – Value At Risk) – Metodologias não Paramétricas** . Artigo, 2008.

SOARES, V. J. S. **Problemas na Otimização de Portfólios de Ações e medidas de risco: Análises com Períodos Simples e com Processos Estacionários**. Tese (Doutorado em Gestão). Universidade Portucalense, Porto, 2002.

SORTINO, F.A.; VAN DER MEER, R. **The Dutch triangle. Journal of Portfólio Management**, v.18, p.27-31, summer 1991.

SOUTELINHO, W. **Gerenciamento de Risco em Empresas não Financeiras: Aplicações na Indústria Petrolífera**. Dissertação em Economia, Fundação Getúlio Vargas - FGV, Rio de Janeiro/RJ, 2009.

SOUZA, L. **Valor em Risco em Épocas de Crise**. Dissertação em Economia, Universidade de São Paulo - USP, São Paulo/SP, 1999.

SOUZA, F. **Dinâmica da Gestão de Riscos no Ambiente de Contração Regulada do Setor Elétrico Brasileiro**. Tese de Doutorado (Planejamento Energético), Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ, Rio de Janeiro/RJ, 2008.

TACIN, R. **A Geometria do VaR: (Value At Risk) Aplicações Computacionais**. Trabalho de Graduação A e B, Universidade Federal de São Carlos , São Carlos, 2003.

VICENTE, A. **Requisitos de Capital e Solvência II**. Dissertação (Ciências Actuariais). Universidade Técnica de Lisboa, Instituto Superior de Economia e Gestão, Lisboa, 2007.