



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA-CAMPUS I
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
MESTRADO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

ALTEMIR TOMAZ DE CARVALHO GARCIA

**ESTIMATIVA DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA EM UMA INSTITUIÇÃO DE
ENSINO SUPERIOR**

JOÃO PESSOA
2015

ALTEMIR TOMAZ DE CARVALHO GARCIA

**ESTIMATIVA DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA EM UMA INSTITUIÇÃO DE
ENSINO SUPERIOR**

Dissertação submetida à apreciação da banca examinadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal da Paraíba, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Gestão da Produção
Subárea: Gestão Energética
Orientador: Prof. Márcio Botelho da F.Lima, Dr.

João Pessoa
2015

G216e Garcia, Altemir Tomaz de Carvalho

Estimativa de demanda de energia elétrica em uma instituição de ensino superior. / Altemir Tomaz de Carvalho Garcia. – João Pessoa, 2015.

151f. il.:

Orientador: Prof. Dr. Márcio Botelho da Fonseca Lima

Dissertação (Curso de Mestrado em Engenharia de Produção).
Centro de Tecnologia - CT. Universidade Federal da Paraíba - UFPB.

1. Demanda Máxima de Ponta 2. Gestão da Energia 3. Instituições de Ensino Superior 4. Redução de Custos I. Título.

BS/CT/UFPB

CDU: 621.3:378(043)

ALTEMIR TOMAZ DE CARVALHO GARCIA

ESTIMATIVA DE DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA EM UMA INSTITUIÇÃO DE ENSINO SUPERIOR

Dissertação julgada e aprovada pela Banca Examinadora em 28 de agosto de 2015, requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal da Paraíba.

BANCA EXAMINADORA

Márcio Botelho da Fonseca Lima, Dr.
Orientador -UFPB

Luiz Bueno da Silva, Dr.
Examinador Interno -UFPB

Ricardo Moreira da Silva, Dr.
Examinador Interno -UFPB

Antônio de Mello Villar, Dr.
Examinador Externo -UFPB

Dedico este trabalho a minha esposa Iara Lucy, pelo apoio dado nesta jornada e me estimular a buscar novos desafios, e aos meus filhos Gabriel e Mateus, que preenchem nosso lar com alegria, sonhos e motivos para sempre lutar por novos horizontes e realizações.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela sua eterna misericórdia e maravilhas que tem feito na minha vida.

Aos meus pais Altemir e Roseli Garcia e a minha família pelo amor e estímulo de sempre.

Ao meu orientador, Professor Márcio Botelho da F. Lima, pelos incentivos, direcionamentos, ensinamentos e esclarecimentos robustos e necessários para a construção desta dissertação.

Aos Professores Antônio de Mello Villar, Luiz Bueno da Silva e Ricardo Moreira da Silva que fizeram parte da banca examinadora e contribuíram com ideias, palavras de força e considerações importantíssimas para o desenvolvimento do trabalho aqui exposto.

A todos os Professores deste Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção, que ainda não foram citados.

Ao prestativo amigo Erivaldo Lopes de Souza por todo o apoio competente e conhecimento compartilhado.

A todos os amigos que tive a oportunidade de conviver neste programa e espero ter sempre por perto, como Adriana de Souza, Christiano Ventura, Eufrásio, Flávio Maracajá, Jeane Torelli e Tatyana Régis, por superarmos qualquer incerteza com dedicação e companheirismo.

A Ana Araújo, exemplo de servidora e amiga, que sempre procura nos ajudar, transmitindo uma tranquilidade valiosa com sua admirável experiência.

Finalmente, agradeço aos engenheiros e técnico da Seção de Serviços Elétricos da Prefeitura Universitária e a Superintendência de Tecnologia da Informação da Universidade Federal da Paraíba – Campus I por toda atenção, dados e informações imprescindíveis para a execução desta dissertação.

RESUMO

Nos últimos anos, diversos trabalhos foram publicados em relação à estimativa de variáveis relacionadas ao uso da energia elétrica, onde as mais variadas metodologias são utilizadas para realizar a modelagem e estimação da demanda por energia de países, Estados, empresas em geral e dos sistemas de ensino. Nesta dissertação foi escolhida esta última categoria e o foco consiste nas Instituições de Ensino Superior (IES). Procurando elaborar uma estimativa de Demanda Máxima de Ponta (DMP), mensal de potência de energia elétrica adequada às IESs, a partir da quantidade de alunos, e, se necessário, a partir de outras variáveis causais, que possam contribuir de maneira gerencial para a renegociação de contratos com concessionárias que levem à redução de custos anuais e que ainda podem contribuir para um melhor controle dos níveis de demanda máxima de energia elétrica. Para alcançar tal objetivo, foi realizada uma revisão da literatura a respeito de variáveis que poderiam apresentar correlação com a variável dependente DMP. Esta revisão indicou várias metodologias que poderiam contribuir para a solução do problema proposto: a Cadeia de Markov, a Metodologia de Regressão do vetor de Suporte, o Modelo de Programação Genética e as Redes Neurais Artificiais. Por ser uma metodologia menos complexa e direcionada a empresas de grande porte, adotou-se a Metodologia de Regressão Linear Múltipla (RLM). Foi selecionada uma IES e foram realizadas entrevistas com alguns engenheiros e técnico da sua divisão de engenharia elétrica, procurando entender melhor o uso da energia e o comportamento da variável DMP nesta IES, sendo disponibilizados os relatórios de energia do sistema de monitoração de energia onde os dados de DMP de janeiro de 2008 a dezembro de 2014 estavam contidos. Então, com base nestes dados e em pesquisa documental das candidatas a variáveis independentes, e, através da Metodologia (RLM), foi desenvolvido um modelo a partir dos dados de 72 meses, que teve seus resíduos avaliados, apresentando um coeficiente de determinação R^2 igual a 0,883. As variáveis independentes que permaneceram no modelo, a partir da utilização do método *backward*, foram 4(quatro) variáveis *Dummy* associadas a anos, seis variáveis deste tipo associadas a meses e uma variável fruto do produto entre dias letivos de graduação e quantidade de alunos da graduação matriculados. O modelo foi capaz de identificar a sazonalidade presente no comportamento da DMP da IES em estudo. Ele possibilitaria a contratação de DMP por mês, o que daria uma economia de 57% em relação ao modo de contratação tradicional (DMP fixo para todo o período), considerando o período de julho a dezembro, antes do período deixado para validação. Concluindo, foi realizada uma previsão para o período de janeiro a maio de 2015 e a adoção do modelo proposto foi capaz de proporcionar uma economia de 45% em relação ao esquema utilizado atualmente pela IES.

Palavras-chave: Demanda Máxima de Ponta. Gestão da Energia. Instituições de Ensino Superior. Redução de Custos. Regressão Linear Múltipla. Estimativa de Demanda de Energia Elétrica.

ABSTRACT

In recent years, several studies were published regarding to the estimation of variables related to the use of electricity, where the most varied methodologies are used to perform modeling and estimation of demand for energy of countries, States, companies in general and educational systems. In this dissertation where chosen this last category and the focus is on Higher Education Institutions (HEIs). Looking for drawing up an estimate of Wing Maxim Demand (WMD), monthly of electrical energy power, for the (HEIs), from the amount of students and, if necessary, from other causal variables, which can contribute to managerial way for the renegotiation of contracts with concessionaires that lead to annual cost savings and still contribute to a better control of the levels of maxim demand of electricity. To achieve this objective, it was realized a review of the literature regarding to the variables that could introduce correlation with the dependent variable WMD. This review indicated several methodologies that could contribute to the solution of the problem proposed: Markov Chain, Support vector Regression methodology, Genetic Programming Model and Artificial Neural Networks. It was adopted the methodology of Multiple Linear Regression (MLR) because it is less complex and a methodology directed at large companies. It was selected an IES and were carried out interviews with some engineers and technician of his electrical engineering division, seeking to better understand energy use and the behavior of the variable WMD in this IES being made available the reports of power energy monitoring where the WMD data of January-December 2008 of 2014 were contained. So on the basis of these data and documental research of the independent variables, and, through the methodologies of Multiple Linear Regression (MLR), it was developed a model from the data of 72 months which had their waste evaluated, showing a coefficient of determination R^2 equal to 0.883. Independent variables that remained in the model, from the use of the backward method, were 4 (four) Dummy variables associated with the years, six variables of this type associated with the months and a variable which is the product of school days for graduates and the quantity of graduate students registered. This model was able to identify seasonality presents in the behavior of the WMD of this HIE. It would allow the hiring of WMD per month, that would make savings of 57% compared to the traditional contracting mode (WMD fixed for the entire period), considering the period from July to December, before the period left for validation. In conclusion, a forecast for the period of January to May 2015 and the adoption of the proposed model was able to provide a savings of 45% in relation to the scheme currently used by this HEI.

Keywords: Wing Maxing Demand. Cost Reduction. Higher Education Institutions. Multiple Linear Regression. Estimate of Electrical Energy Demand.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Construção do Modelo de Regressão Linear	57
Figura 2 – Estrutura da Pesquisa	71
Figura 3 – Histograma dos resíduos do modelo M10.6	112

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Percentagem de energia mundial utilizada no consumo final total em 1973 e em 2012.....	31
Gráfico 2 – Consumo final por fonte no Brasil	33
Gráfico 3 – Oferta interna de Energia Elétrica no Brasil por Fonte - 2012	34
Gráfico 4 – Evolução da Carga de Energia no Nordeste do Brasil.....	35
Gráfico 5 – Evolução da Demanda Máxima de Ponta no período entre Janeiro de 2008 e Dezembro 2014	73
Gráfico 6 – Evolução da Demanda Máxima de Ponta na UFPB-CAMPUS I por ano no período de 2008 a 2014	74
Gráfico 7 – Gráfico de Dispersão DMP X DMT13	93
Gráfico 8 – Gráfico de Dispersão URM X DMP	94
Gráfico 9 – Gráfico de Dispersão (DMP X DLGXAGA1N).....	95
Gráfico 10- Gráfico de Dispersão (DMP X AGA2ST12)	95
Gráfico 11 - Resíduos Padronizados x Alavancagens do modelo M10.6.....	109
Gráfico 12 – Gráfico de Sequência de Resíduos	110
Gráfico 13 – Sequência de Resíduos.....	111
Gráfico 14 – Gráfico de normalidade dos resíduos	113
Gráfico 15 – Demanda Máxima de Potência no horário de Ponta medida (DMP) e estimação do modelo M10.6(DMP (M10.6) e o erro de janeiro de 2008 a dezembro de 2013)	113
Gráfico 16 – Valor de DMP em 2014 e Valor de referência fixo	120
Gráfico 17 – Gráfico de Controle – DMP (2014) baseado no modelo M10.6(10% para mais e para menos).....	121
Gráfico 18 – Gráfico de Controle – DMP (2014) baseado no modelo M10.6(10% para mais e 20% para menos).....	121
Gráfico 19 – Sequência dos resíduos do modelo MED.....	130
Gráfico 20 – Gráfico de dispersão (DLGXAGA1N X DMP) do período de janeiro de 2008 à dezembro de 2014.....	131
Gráfico 21 – Apresentação de DMP de janeiro (2008) a dezembro(2014).....	131
Gráfico 22 – Gráfico de Controle para DMP Mensal	133

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Subgrupos do grupo A (Fornecimento de Energia)	37
Quadro 2 – Subgrupos do grupo B (Fornecimento de Energia)	37
Quadro 3 – Modalidades de tarifação de energia elétrica conforme grupos	38
Quadro 4 – Avaliação do teste Durbin Watson conforme valores de dW	66
Quadro 5 – Variáveis relacionadas aos usuários da UFPB-CAMPUS I	75
Quadro 6 – Variáveis relacionadas a eventos ocorridos	76
Quadro 7 – Variáveis relacionadas ao Clima	77
Quadro 8 – Variáveis Teste.....	78
Quadro 9 – Descrição das variáveis <i>Dummy</i> disponíveis para o modelo.....	80
Quadro 10 – Opções de modelos iniciais	101
Quadro 11 – Variáveis que após procedimento de seleção de testes permaneceram	102
Quadro 12 – Descrição dos modelos da situação original até a final	107
Quadro 13 – Testes realizados simulando diversas quantidades de AGA1N	126

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Consumo Final Mundial de Eletricidade em milhões de toneladas equivalentes de petróleo(M toe)	32
Tabela 2 – Indicador de Consumo de Eletricidade per capita	32
Tabela 3 – Evolução do Consumo Final de Energia – Brasil (2003-2012)	33
Tabela 4 – Testes de Estacionaridade não divergentes.....	86
Tabela 5 – Testes de Estacionaridade com os testes PP.test e adf.teste divergentes	87
Tabela 6 – Variáveis com distribuição normal avaliadas pelo teste Jarque Bera	88
Tabela 7 – Variáveis com distribuição não normal avaliadas pelo teste Jarque Bera	89
Tabela 8 – Testes e respectivos λ procurando realizar a transformação para distribuição normal	89
Tabela 9 – Variáveis transformadas em distribuição normal e informações dos testes	90
Tabela 10 – Testes de Estacionaridade não divergentes nas variáveis transformadas	91
Tabela 11 – Testes de Estacionaridade divergentes nas variáveis transformadas ...	92
Tabela 12 – Candidatas a variáveis independentes que não apresentaram linearidade suficiente com a variável dependente DMP.	93
Tabela 13 – Variáveis que apresentaram Linearidade com a DMP	94
Tabela 14 – Coeficiente de Correlação entre a variável Independente (Candidata) com DMP(r)	96
Tabela 15 – Avaliação da intensidade da correlação	97
Tabela 16 – Avaliação de correlação entre variáveis Independentes (candidata).....	98
Tabela 17 – Matriz de correlação entre variáveis independentes (parte 1)	99
Tabela 18 – Matriz de correlação entre variáveis candidatas a variáveis independentes (parte 2)	100
Tabela 19 – Avaliação dos modelos.....	103
Tabela 20 – Modelos Pré-selecionados conforme R2 ajustado	103
Tabela 21 – Modelo M11T e modificações necessárias para retirar pontos de alavanca	104
Tabela 22 – Avaliação dos modelos em Análise	104

Tabela 23 – Resultados preliminares da regressão da equação com todas as variáveis do Modelo M10.....	105
Tabela 24 – Teste F do modelo M10.....	105
Tabela 25 – Teste estatística t, coeficientes individuais, todas as variáveis incluídas no	106
Tabela 26 – Testes realizados no modelo 10 até o modelo 10.6	107
Tabela 27 – Avaliação dos coeficientes do modelo M10.6.....	108
Tabela 28- Distância de Cook dos pontos do resíduo do modelo M10.6	109
Tabela 29 – Teste estatístico ncvTest no modelo M10.6	110
Tabela 30 – Teste estatístico Jarque Bera no modelo M10.6	112
Tabela 31 – Frequência Dos Erros do modelo M10.6 (Jan 2008-Dez2013)	114
Tabela 32 – Detalhamento dos maiores erros.....	114
Tabela 33 – Erros percentuais, comparando valores estimados (DMP-M10.6) e reais (DMP) de Demanda Máxima de Potência Mensal.....	115
Tabela 34 – Valores de demanda estimados a partir do modelo M10.6 e os medidos DMP (kW) no ano de 2014	119
Tabela 35 – Valor de DMP contratada Fixa em 2014, DMP medida e o erro (%) em relação ao valor contratado	119
Tabela 36 – Valores de demanda medida de potência no horário de ponta (DMP) e respectivos valores de demanda contratada e não utilizada	122
Tabela 37 – Detalhamento da demanda máxima de potência (ponta) e respectivos valores de demanda contratada e não utilizada em relação ao valor fixo.	123
Tabela 38 – Comparando valores pagos baseados no modelo e no modo tradicional	123
Tabela 39 – Comparando os Valores Pagos a Distribuidora de Energia e os que seriam pago caso o modelo M10.6 fosse considerado.....	124
Tabela 40 – Valores Estimados de DMP , considerando testes.....	126
Tabela 41 – Valores Pagos a Distribuidora de Energia em relação à demanda contratada e não utilizada e/ou demanda ultrapassada em relação ao contratado, considerando os testes T1, T2 e T3.	127
Tabela 42 – Resultados da regressão da equação com todas as variáveis do Modelo MED	129
Tabela 43 – Teste F do modelo MED.....	129

Tabela 44 – Teste estatística t, coeficientes individuais, todas as variáveis incluídas no modelo MED	129
Tabela 45 – Testes nos pressupostos do modelo MED	130
Tabela 46 – Estimativa DMP(MED) e limites superiores e inferiores , além do DMP conhecido para o ano de 2015	132
Tabela 47– Valores de DMP e da DMP contratada Modelo MED e efeitos financeiros	133
Tabela 48 – Valores de DMP e da DMP contratada Fixa e efeitos financeiros	134

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	- Agência Nacional de Energia Elétrica
BEN	- Balanço Energético Nacional
EE	- Eficiência Energética
IEA	- Agência Internacional de Energia
IES	- Instituições de Ensino Superior
MRLM	- Modelo de regressão linear múltipla
MUSD	- Montante de Uso do Sistema de Distribuição
PBE	- Programa Brasileiro de Etiquetagem
PLS	- Plano de Logística Sustentável
Procel	- Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica
PROCEL EPP	- Programa de Eficiência Energética nos Prédios Públicos
SGE	- Sistemas de Gestão de Energia
STI	- Superintendência de Tecnologia da Informação
UFPB	- Universidade Federal da Paraíba

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA	19
1.2	JUSTIFICATIVA	25
1.3	OBJETIVOS	28
1.3.1	Objetivo Geral	28
1.3.2	Objetivos específicos	29
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	30
2	REFERENCIAL TEÓRICO	31
2.1	CONSUMO DE ENERGIA	31
2.2	FATURAMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA	36
2.3	EFICIÊNCIA ENERGÉTICA	40
2.4	MODELAGEM E ESTIMATIVA DA DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA	42
2.5	REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA	45
2.5.1	Análise exploratória	58
2.5.1.1	CORRELAÇÃO ENTRE VARIÁVEIS	58
2.5.1.2	MULTICOLINEARIEDADE	62
2.5.2	Transformações nas Variáveis	62
2.5.3	Seleção de Variáveis Explicativas	63
2.5.4	Diagnóstico da Regressão (Análise de Resíduos)	64
2.5.5	Inferências e interpretações	68
2.5.6	Validação do modelo final	69
3	CONSIDERAÇÕES METODOLÓGICAS	71
3.1	ESTRUTURA DA PESQUISA	71
3.2	DESCRIÇÃO DO LOCAL ONDE FOI REALIZADO O ESTUDO	83
4	RESULTADOS	85
4.1	ANÁLISE DE DADOS DAS VARIÁVEIS	85
4.1.1	Estacionaridade	85
4.1.2	Normalidade	88
4.1.2.1	TRANSFORMAÇÕES EM VARIÁVEIS QUE NÃO APRESENTARAM DISTRIBUIÇÃO NORMAL	89
4.1.2.2	AVALIAÇÃO DE ESTACIONARIDADE DAS VARIÁVEIS TRANSFORMADAS	90
4.1.3	Linearidade	93

4.1.4	Cálculo do coeficiente de Correlação	95
4.2	CONSTRUÇÃO DO MODELO-DMP -PERÍODO 1(MP1)	98
4.2.1	Verificação da Multicolineariedade entre candidatas à variável independente	98
4.2.2	Testes em modelos	101
4.2.3	Definição do modelo	103
4.2.4	Detalhamento do modelo escolhido (M10.6)	105
4.2.4.1	VERIFICAÇÃO DOS PONTOS DE ALAVANCA NO MODELO M10.6.....	108
4.2.4.2	AVALIAÇÃO DOS PRESSUPOSTOS DE REGRESSÃO DO MODELO M10.6	110
4.2.4.3	APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS DO MODELO M10.6	113
4.3	APLICAÇÕES DO MODELO M10.6 PARA ESTIMAÇÃO DA DMP MENSAL NA IES	115
4.3.1	Aplicações do modelo M10. 6 considerando variáveis conhecidas	117
4.3.1.1	ESTIMATIVA DA DMP PARA O PERÍODO 2 (EP2), SENDO CONHECIDO O VALOR DAS VARIÁVEIS.....	117
4.3.1.2	ELABORAÇÃO DE GRÁFICOS DE CONTROLE PARA DMP NO PERÍODO 2(GCP2)	120
4.3.1.3	VERIFICAÇÃO DOS RESULTADOS ECONÔMICOS PARA O PERÍODO 2 (REP2)....	122
4.3.2	Aplicações do modelo M10.6 considerando a quantidade de alunos matriculados desconhecida	125
4.4	ESTIMATIVA DE DMP PARA PERÍODO 3(EP3) E GRÁFICO DE CONTROLE (GCP3).....	128
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	135
5.1	CONCLUSÕES.....	135
5.2	RECOMENDAÇÕES	138
	APÊNDICE A – AVALIAÇÃO DE SAZONALIDADE CONFORME RESOLUÇÃO NORMATIVA RES.414/2010 (ANEEL)	144
	APÊNDICE B – FLUXOGRAMA DA CONSTRUÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO	145
	APÊNDICE C – AUTOCORRELOGRAMAS DAS VARIÁVEIS CANDIDATAS A INDEPENDENTES (JAN 2008-DEZ 2013)	146
	APÊNDICE D – ROTINA NO SOFTWARE R PARA IDENTIFICAR PONTOS DE ALAVANCA DO MODELO M10.6	147

APÊNDICE E – APRESENTAÇÃO DOS VALORES DE DEMANDA FORA PONTA E VALORES REFERENTES NO ANO DE 2014	148
APÊNDICE F – APRESENTAÇÃO DOS VALORES DE DMP(KW) E VALORES REFERENTES A MODELAGEM DO MODELO M10.6(KW)	149
ANEXO A – RELATÓRIO DE ENERGIA ELÉTRICA (RESUMO).....	150
ANEXO B – FATURA DE CONTA ENERGIA UFPB.....	151

1 INTRODUÇÃO

As instituições de ensino superior (IES) possuem uma importante missão de promover o progresso científico, tecnológico, cultural e socioeconômico local, regional e nacional, através das atividades de ensino, pesquisa e extensão. Para realizá-las, o sistema citado, que se configura como de serviço, necessita de diversas entradas, como mão-de-obra qualificada de discentes e técnicos, equipamentos, instalações adequadas e energia elétrica.

O consumo racional desta última entrada é uma necessidade atual, viabilizando a sustentabilidade e a redução de custos, de tal maneira que se deve avaliar continuamente como está sendo consumido este insumo, adotando-se medidas de acompanhamento e de eficiência energética.

A importância deste assunto no Brasil, de acordo com Silva (2011), foi evidenciada pela crise de abastecimento que se instaurou no país no ano de 2001 e atualmente se reapresenta, conforme visto em Ciarelli e Bahnemann (2014), pelo receio trazido diante da falta de chuvas, aliada ao consumo ainda elevado de energia no Brasil, embora a crise econômica tenha amenizado tal consumo, contribuindo para reduzir consideravelmente o nível dos reservatórios das hidrelétricas.

A eficiência energética é uma das maneiras mais efetivas de se reduzirem os custos e os impactos ambientais locais e globais de uma maneira conjunta, diminuindo a necessidade de subsídios governamentais para a produção de energia (GOLDEMBERG; LUCON, 2007).

Na busca por essa eficiência, não existe um único caminho: vários procedimentos podem ser utilizados. Um deles é interferir em relação ao uso final de energia elétrica, que, segundo Guardia (2010), são representados, principalmente, pelos sistemas de ar comprimido, sistemas frigoríficos, motores elétricos e a iluminação.

Também se verifica o uso de softwares e de automação predial em Marinakis *et al.* (2013). Além disso, podem ocorrer campanhas de sensibilização em matéria de eficiência energética, determinando objetivos realistas, que motivem a todos e que preferencialmente tenham que ver com o controle dos hábitos dos usuários (SANZCALCEDO, 2011).

Porém, pensar em Eficiência Energética vai mais além do que executar *retrofits* ou realizar campanhas educacionais: é tanto que nos diagnósticos energéticos um dos primeiros passos é avaliar as faturas de energia elétrica do último ano.

Se isto for feito em grandes consumidores como é o caso de vários Institutos de Ensino Superior – IES, certamente muitos destes pagam, entre outros componentes da fatura de energia, pelo Consumo de Energia Elétrica (KWh), pela máxima demanda de energia elétrica (KW) que ocorreu e também pela demanda de energia elétrica (KW) que não foi utilizada em relação à contratada.

Adequar a demanda contratada de energia elétrica de maneira assertiva, além de possibilitar uma economia em termos de recursos financeiros, demonstra uma preocupação com a eficiência energética, uma vez que se todos os clientes das distribuidoras de energia elétrica informarem esta demanda de maneira que transpareça a realidade, poderiam os responsáveis pela geração de energia, a partir de um planejamento mais adequado, se depararem com a menor necessidade de gerar a energia elétrica, ação que normalmente provoca consequências econômicas, sociais e ambientais.

E no caminho para esta adequação da demanda nos contratos, se faz necessário estimar quanto será a demanda Máxima de Potência Mensal relacionada à Energia Elétrica.

A estimativa relacionada a energia elétrica pode ajudar os gestores de energia em diversas ações, como: preparação de orçamentos futuros de energia; identificação de variáveis que têm um efeito significativo sobre a demanda de eletricidade; identificação do potencial de economia de energia elétrica, estimativa de consumo de eletricidade para outros tipos similares de prédios, além de auxiliar na compreensão dos picos de demanda durante diferentes períodos num ano (AMBER; ASLAM; HUSSAIN, 2015).

Esta estimação é frequentemente realizada para países, cidades, bancos, diversas empresas, mas, no caso de IES, não foram identificados muitos trabalhos a respeito.

Instituições deste tipo possuem características bem distintas de, por exemplo, indústrias que fabricam por todo o ano, pois existem férias e recessos escolares anuais proporcionando a diminuição de usuários como alunos, docentes e técnicos administrativos o que certamente influencia na demanda máxima mensal.

Para se estimar variáveis relacionadas com o uso de energia elétrica em IES, já foi observado o uso de diferentes técnicas de modelagem e estimação, sendo uma delas a Regressão Linear Múltipla (MARTANI *et al.*, 2012; AMBER; ASLAM; HUSSAIN, 2015).

Nesta dissertação será explorada a técnica da Regressão Linear Múltipla para estimar a demanda máxima mensal de potência de energia elétrica de uma IES, a partir de variáveis causais como quantidade de alunos matriculados, de maneira a apoiar ações gerenciais, como renegociação de contratos de energia elétrica que possam gerar redução de custos associados a este recurso.

1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

O consumo de energia elétrica vem aumentando em nível geral. Isto pode ser observado através de dados recentes no mundo, no Brasil, no seu Nordeste, na Paraíba e no Campus I da Universidade Federal deste Estado.

Geralmente, quanto mais se consome energia maior é o custo relacionado a esta demanda, porém chega-se a um nível de consumo onde pagar mais não resolve, pois existe a necessidade de se gerar e distribuir mais energia, uma vez que o consumo ultrapassará os limites do fornecimento.

Nessa ocasião, existe a necessidade de se gerar e distribuir mais energia, sendo a primeira necessidade associada geralmente a impactos socioambientais e econômicos, mesmo que essa geração venha de hidroelétricas, como é o caso da maior parte do Brasil, onde, de acordo com o Balanço Energético Nacional-BEN (2013), mais de 75 % da oferta interna de Energia Elétrica é de origem hidráulica.

As hidrelétricas têm enorme impacto no meio ambiente. Silva (2011) informa, a partir da consulta a inúmeras fontes, que existe uma relação direta entre precipitações e hidro geração, estimativas da economia e riscos envolvidos com cenários de aquecimento global.

Mas ultimamente o que mais preocupa em relação ao uso deste potencial hidráulico é a escassez de chuvas que, aliada ao consumo elevado de energia no Brasil, aumenta o risco dos apagões. Os reservatórios do subsistema Sudeste/Centro-Oeste, o maior e mais importante do País, em determinado momento de 2014, operaram com 35,5% da capacidade, menor nível desde 2001 (CIARELLI; BAHNEMANN, 2014).

Quanto ao custo que o uso da energia representa em relação ao custo total, pode nem sempre ser tão representativo. O problema é que esse recurso é praticamente insubstituível, podendo ser em parte substituído utilizando-se inteligência, informação, reduzindo os desperdícios e melhorando o desempenho dos sistemas energéticos (NOGUEIRA, 2006).

Mas apesar de nem sempre ser representativo, o aumento na escala recente do custo com a energia elétrica está se tornando uma preocupação em muitos sistemas de produção.

Nesse sentido, cresce cada vez mais a preocupação com a eficiência energética que, segundo Goldemberg e Lucon (2007), é a forma mais efetiva de reduzir os custos e os impactos ambientais locais e globais e ainda desfavorecer a necessidade de concessão de subsídios governamentais para a produção de energia.

Assim, consumir e contratar energia de maneira racional se faz necessário, tanto para as empresas do setor privado que desejam ser competitivas, quanto para as instituições públicas que desejam remanejar recursos financeiros alocados ao custo da energia para outros fins, bem como melhorar a gestão, dando exemplo e demonstrando à sociedade que a empresa que é capaz de utilizar seus recursos de forma eficiente.

Não é por acaso que o Plano de Gestão de Logística Sustentável (2013-2015), elaborado pela Comissão de Gestão Ambiental da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), possui como um dos objetivos estratégicos “Racionalizar o uso de energia elétrica”, sendo, na dimensão 1 de tal plano de gestão, a questão da quantificação e monitoração do consumo; na dimensão 2, a questão da promoção da redução de consumo e na dimensão 3, campanhas de educação ambiental (UFPB, 2013).

No Brasil, existem diversos instrumentos que estimulam a busca pela eficiência energética (EE), como a lei que criou o Comitê Gestor de Índices e Níveis de EE (Decreto nº. 4.059, de 19 de dezembro de 2001); Programas de Apoio à EE, como o Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica (Procel), que inclusive tem uma linha para prédios públicos, como é o caso da UFPB e o Programa Brasileiro de Etiquetagem (PBE). Porém, de acordo com Goldemberg e Lucon (2007), a racionalização do uso de energia no Brasil não tem recebido a prioridade que deveria ser efetivada em função de sua importância.

Desta maneira, a preocupação com a gestão do uso da energia elétrica é um tema extremamente atual, apresentando uma estreita relação com a Tecnologia da Informação, abandonando o foco nos equipamentos de medição e a questão apenas energética e se valendo da integração das informações de produção, energia e gestão (OLIVEIRA, 2006).

E como ferramenta de Apoio à Gestão de Energia, verifica-se a utilização de Sistemas de Gestão de Energia, como, por exemplo, a ISO 50001:2011. Além disso, vêm sendo empregados auditorias energéticas e softwares de apoio à eficiência energética, como os simuladores E2 e o Mark IV. Finalmente, devem ser citados também os sistemas de monitoração, como é o caso do fabricante CCK Automação, que é o utilizado na UFPB.

Neste sistema de monitoração, é possível a coleta e organização de dados relacionados ao uso da Energia Elétrica, tais como: consumo ativo geral (kWh), consumo ativo do período reservado (kWh), consumo reativo geral (kWh), consumo reativo do período reservado (kWh), demanda máxima (KW), demanda máxima no período reservado (KW) e outros que podem ser visualizados no Anexo A.

Esses dados podem ser valiosíssimos se explorados de maneira ampla, podendo dar suporte à tomada de decisões no que concerne à gestão do uso de insumos energéticos.

Sendo uma destas decisões a definição do valor de contratação do Montante de Uso do Sistema de Distribuição – MUSD, que trata da potência ativa média (kW), integralizada em intervalos de quinze minutos durante o período de faturamento e ainda o controle desta.

Uma das preocupações com a definição do MUSD contratado é que, no caso de consumidores similares a UFPB-Campus I, e que se enquadrados no tipo horo-sazonal azul, os preços são diferenciados para a energia consumida nos períodos seco e úmido e para a energia e demanda nos períodos de ponta e fora de ponta dos sistemas de distribuição. Atualmente, O horário de ponta na citada IES está situado entre 18 e 21 h, com exceção dos sábados, domingos e determinados feriados. Já o horário fora de ponta são as horas complementares àquelas definidas no horário de ponta.

Assim, tanto existe o pagamento pela demanda de potência medida, quanto pela demanda de potência que foi contratada, mas não foi consumida, assim como existe o pagamento pela demanda de potência medida que ultrapassou a demanda

de potência contratada, sendo neste caso mais onerosa a tarifa referente a partir de certos limites.

Evidentemente, no faturamento de energia elétrica da UFPB-CAMPUS I e em IES similares, não existe apenas o pagamento com fatores relacionados à demanda, mas também existe o recolhimento de valores em relação ao consumo de energia elétrica (kW) e tributos conforme descrito no Anexo B.

No caso da UFPB, o valor de MUSD é único para o ano todo, porém, de acordo com a Resolução Normativa N°414/2010 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), caso a unidade seja da classe rural ou de sazonalidade reconhecida, o contrato pode ser viabilizado através de valores mensais (ANEEL, 2012).

Mas, para ser reconhecida como sazonal, esta Resolução informa que a unidade tem que ter a energia elétrica relacionada à atividade que utilize matéria-prima oriunda da agricultura, pecuária, pesca ou para extração de sal ou de calcário destinado à agricultura (ANEEL, 2012).

Ou ainda existe a possibilidade, segundo ANNEEL (2012), de se verificar nos 12(doze) ciclos completos de faturamento anterior ao da análise a relação entre a soma dos 4(quatro) menores e a soma dos 4(quatro) maiores consumos de energia elétrica ativa.

Se for realizada esta verificação no ano de 2014 na UFPB –CAMPUS I, a taxa referente seria de 0,83, conforme o Apêndice A, não atendendo a orientação da norma. Mas se o conceito de sazonalidade fosse ampliado certamente haveria benefícios para os contratantes de energia.

O fato de ter um MUSD único para o ano todo, para o caso da UFPB-CAMPUS I e IES similares, gera uma perspectiva de pagamentos maiores referentes as taxas de demanda contratada e não utilizada. Outra situação possível e mais preocupante seria o fato de a demanda medida ser superior à demanda contratada, pois, se o valor medido exceder o valor contratado, a título de penalidade, uma tarifa de ultrapassagem de valor igual a duas vezes a tarifa de uso estabelecida para cada período, quando for superior a 5% (cinco por cento) do MUSD contratado, conforme consta no contrato de uso do sistema de distribuição entre a UFPB e a sua distribuidora de energia.

Em ANEEL (2012), no Art.65, consta que a distribuidora deve ajustar o contrato ativo, a qualquer tempo, toda vez que for solicitado, no caso de

implementação de medidas de EE que possibilitem a redução da demanda de potência, que possam ser comprovadas. Todavia estas medidas citadas devem ser, desde o projeto, apresentadas à distribuidora.

De outro modo, quando a redução do MUSD contratado não se relaciona às medidas de EE citadas acima, a distribuidora deve atender às reduções do MUSD solicitadas por escrito e no mínimo de 180 dias anteriores à sua aplicação, sendo proibida mais de uma redução no intervalo de 12(doze) meses ANEEL (2012).

Assim como pode ocorrer a solicitação de redução do MUSD, a distribuidora deve atender às solicitações de aumento do MUSD que forem efetuadas por escrito, observado o prazo máximo de 90 (noventa) dias antes de sua aplicação.

Desta maneira, se pudessem ser elaboradas uma estimativa da demanda máxima de potência seis meses antes de solicitar uma redução do MUSD, ou três meses antes de ser solicitado um aumento do MUSD, tais decisões serviriam como ferramentas de apoio à gestão, extremamente válidas no momento de renegociar contratos com a expectativa de proporcionar uma redução dos valores referentes à demanda contratada e não utilizada ou de demanda que ultrapasse o valor contratado.

Porém os fatores que influenciam o comportamento da demanda não permanecem sem alterações, como, por exemplo, a quantidade de alunos de graduação, que correspondem a maior parte da população da UFPB-CAMPUS I, que inclusive tem aumentado consideravelmente, assim como em outras instituições de ensino superior no país. No caso da UFPB, o aumento foi de 58%(cinquenta e oito por cento) entre janeiro de 2008 e janeiro de 2014.

Na medida em que a quantidade de alunos aumenta, é de se esperar que ocorra uma necessidade de aumento de mais área construída relacionada a esse aumento, acarretando ainda mais iluminação e refrigeração sendo utilizadas e, conseqüentemente, maior aumento na demanda de energia elétrica.

Mas nada impede que outros fatores causais como o clima, quantidade de dias letivos e quantidade de feriados interfiram na demanda mensal, e, desta forma, poder ser utilizada a técnica de Regressão Linear Múltipla, tradicionalmente apreciada na literatura para estimar valores de demanda de energia elétrica.

Segundo Amber, Aslam e Hussain (2015), onde foi utilizada a Regressão Linear Múltipla para estimar a demanda diária/m² de energia elétrica de um prédio de administração localizado no campus de uma universidade em Londres, obteve-se

um valor final de R² (coeficiente de correlação) igual a 0,887, indicando que uma quantidade significativa de variação de consumo diário pode ser explicada pelas variáveis temperatura média diária, velocidade média do vento diária e índice do dia da semana, sendo esta última uma variável *dummy* (1 para dias de semana e 0 para o contrário) que é uma maneira de se identificar quantitativamente as classes de uma **variável qualitativa**.

Além da importância de reconstrução, há de se imaginar que, após realizar-se uma estimativa, os valores poderão ser controlados, a fim de que se confirme se os valores que estão ocorrendo são condizentes com o esperado, o que pode obedecer a valores de tolerância similares a gráficos de controle que auxiliariam a Gestão de Energia Elétrica de IES.

Desta forma, a questão da pesquisa aqui exposta se apresenta da seguinte forma: É possível, a partir de variáveis causais como quantidade de alunos e/ou outras que se julgarem necessárias, construir um modelo adequado a Instituições de Ensino superior que possa contribuir de maneira gerencial para renegociação de contratos com concessionárias que levem à redução de custos anuais e melhor controle dos níveis de demanda máxima de energia elétrica?

Esta questão de pesquisa pode ser desdobrada em algumas questões secundárias, que sendo respondidas a contento poderão cooperar no detalhamento e resolução da principal questão de partida:

- Quais são as variáveis causais que apresentam considerável correlação com a demanda máxima de potência de energia elétrica em Instituições de Ensino Superior?
- Quanto a demanda máxima de potência de energia elétrica pode aumentar ou diminuir em função da quantidade de alunos previstos para determinado período?
- Que tipo de modelo matemático com base em variáveis causais pode ser utilizado para construir um modelo que represente a demanda máxima de potência em IES;
- Haveria ganhos econômicos se o contrato referente ao uso de energia elétrica utilizasse valores de demanda de energia estimados por mês ao invés de um valor fixo para todo o período e de quanto poderia ser este ganho?

- Uma estimativa da demanda de energia elétrica em IES poderia auxiliar no controle realizado pela Gestão de Energia Elétrica?

1.2 JUSTIFICATIVA

O consumo de energia vem ocorrendo mais rapidamente do que a população e a produção de bens e serviços no mundo; e, entre o final do século XX e o início do século XXI, a relação entre o consumo de energia e a sua geração não foi capaz de atender à demanda de energia necessária, sem mencionar o fato de que o valor do custo do fornecimento de energia aumentou com o passar dos anos (OLIVEIRA, 2006; LEITE, 2013).

Nas instituições de Ensino superior (IES) essa tendência também parece predominar. Isto pode ser verificado na UFPB-CAMPUS I, onde o consumo de energia entre 2008 e 2013 apresentou o aumento de 9,35 % em média, de um ano para o outro, superando a média mundial (2%), e as médias brasileira e do Nordeste do Brasil, aproximadamente ao redor de 4%.

Nesta IES e em outras, se faz uso de sistemas que monitoram variáveis relacionadas ao uso de energia elétrica, gerando uma enorme quantidade e diversidade de dados que muitas vezes não são utilizados de tal maneira que possam gerar informações estratégicas nas tomadas de decisão por parte dos gestores do uso da energia elétrica, como a estimação da demanda máxima mensal de potência da energia elétrica.

Tal estimativa pode ser utilizada para identificar possível sazonalidade que ocorre durante o ano, fato que provavelmente proporcionaria uma redução de custos associados a tarifas de demanda contratada e não paga ou de demanda que ultrapassou a demanda contratada em detrimento do modo tradicional de contratação onde a demanda de energia elétrica se contrata de forma fixa para todo o ano, ou seja, mesmo nos meses em que a IES se encontre em recesso a demanda contratada é igual à demanda a de um mês relacionado a atividades escolares de carga plena.

Uma vez identificada a sazonalidade existe a necessidade de se estimar a demanda máxima mensal por mês o que também seria possível fazer através de um modelo de regressão linear múltipla.

A IES de que trata esta dissertação faz parte do setor público, que, por sua vez, é constituído em grande parte por edifícios antigos, construídos sob o pensamento dos recursos naturais ilimitados. No geral, este setor vem sofrendo com a falta de conservação, mudança de uso, sucessivas reformas, ampliações e incremento dos aparelhos de informática na rede atual, aliados às ações comportamentais (MORAES, 2007).

A dissertação foi desenvolvida com dados da Universidade Federal da Paraíba- Campus I. Na revisão da literatura realizada foi encontrada apenas uma obra, em Cruz (2014), relacionada à avaliação do uso da energia elétrica desta IES, porém a metodologia utilizada é diferente daquela que se pretende desenvolver aqui, tratando-se assim esta pesquisa de um registro pioneiro em relação ao assunto em estudo e que poderá ser utilizado como referência em relação a outras IES.

Aquela Universidade, através do Plano de Logística Sustentável (PLS), relacionado ao uso racional de Energia Elétrica na dimensão 1, que trata da quantificação e monitoramento do consumo, sendo uma etapa desta dimensão o monitoramento e gerenciamento do contrato de demanda (de ponta e fora de ponta). Já a dimensão 2, que se relaciona à promoção da redução do consumo, tem como etapa a Revisão do contrato de fornecimento de energia, visando o contrato com a real demanda de energia elétrica da Instituição. Uma estimativa da demanda máxima mensal iria contribuir para a execução das ações relacionadas ao PLS aqui descritas (UFPB, 2013).

Inclusive um dos indicadores de desempenho que aparecem no PLS da IES citada tem índices de desempenho relacionados à avaliação do comportamento da demanda. O nome do indicador é “Adequação do contrato de demanda (fora de ponta)” e “Adequação do contrato de demanda (ponta)”, sendo ambos calculados como a razão entre a respectiva demanda registrada (medida) e a demanda contratada, sendo apuradas de forma mensal (UFPB, 2013).

As IES não estão, de maneira geral, preocupadas em reduzir o consumo, demanda ou o custo com energia elétrica por uma questão de lucratividade, pois não é esta a razão principal de sua existência, porém instituições públicas como essas se deparam com o aumento da pressão para redefinir seu papel na sociedade quanto ao uso de recursos, e um elemento-chave dentro deste contexto consiste na aquisição de práticas em busca do desenvolvimento sustentável, que inclui o aumento da eficiência no consumo de recursos (Ó GALLACHÓIR BP *et al.*, 2007).

Existem alguns trabalhos que relacionam o estudo da demanda com o custo, como é o caso de Santos e Legey (2013), onde os custos ambientais relacionados à expansão de sistemas de energia influenciam políticas de conservação e da implantação de fontes alternativas de energia. Porém não foi verificado na revisão bibliográfica realizada nenhum trabalho que relacione estimação de demanda máxima mensal de potência de energia elétrica em Instituições de Ensino Superior com o custo incorrido, o que se pretende realizar aqui.

Em relação à seleção de variáveis independentes que poderiam ser consideradas candidatas a um modelo onde a variável dependente seja a demanda de potência máxima de energia elétrica, foram verificadas diversas categorias como: variáveis relacionadas a eventos ocorridos ou de calendário; variáveis relacionadas à ocupação humana; variáveis relacionadas ao Clima como Temperatura e Velocidade do Vento e variáveis *Dummy*.

Este tipo de variável, também conhecida como variável fictícia, pode ser utilizado determinando que em determinadas circunstâncias seja utilizado o valor 1 (um) e em caso contrário o valor 0(zero) na construção de modelos relacionados à estimativa de variáveis tais como a energia elétrica, conforme visto em (AMBER; ASLAM; HUSSAIN, 2015; MOURA; MONTINI, 2012). Essas variáveis acontecem associadas a dias da semana, dias trabalhados e meses.

Quanto ao uso da variável *Dummy*, no que se refere à Análise de Regressão, foi visto um exemplo da utilização de 11 (onze) variáveis *Dummy* para investigar a sazonalidade envolvida nos 12(doze) meses em estudo em Sahoo e JHA (2015), estimando-se os níveis de água subterrânea, sendo que se atribuía ao mês de janeiro a variável D1 com um valor 1(um), e quando não se tratava de Janeiro adotava-se o valor 0(zero). Quando não era Janeiro e de forma similar adotavam-se os mesmos procedimentos para outros meses – cada um com a sua variável. Nesse mesmo trabalho, observou-se o uso deste tipo de variáveis e chegou-se à conclusão de que a técnica de modelagem de Regressão Linear pode servir como uma ferramenta de modelagem de custo eficaz e fácil de usar, no caso de previsão de níveis de águas subterrâneas em sistemas aquíferos não confinados.

Já em relação ao uso de variáveis *Dummy* associadas a anos, segundo Tiongco e Dawe (2002), foram investigadas tendências de produtividade a longo prazo em um sistema de cultivo intensivo de arroz. Porém não foi constatado na

revisão realizada nenhum estudo de regressão que utilizasse ao mesmo tempo variáveis *Dummy* para meses e para anos, o que será abordado neste trabalho.

Ainda em relação às variáveis utilizadas nesta dissertação, foram verificadas diversas variáveis, podendo ser agrupadas em categorias como: eventos ocorridos ou de calendário (quantidade de dias letivos de aula, de feriados), como visto em Apadula *et al.* (2012), assim como foram verificadas variáveis relacionadas à ocupação humana: quantidade de funcionários, alunos, professores, número total de pessoas (ARANDA *et al.*, 2012; MARTANI *et al.*, 2012; HONG, KOO, JEONG, 2012).

Porém não foi verificada uma variável decorrente do produto entre dias letivos de graduação e a quantidade de alunos, variável que será abordada nesta dissertação.

Desta maneira, tecnicamente a pesquisa se justifica uma vez que o aumento da demanda de energia elétrica associado à crise hídrica e os decorrentes custos associados à utilização de termoelétricas do momento atual exige que seja repensada continuamente a utilização de energia elétrica, além disso, se justifica academicamente diante de algumas lacunas identificadas como raridade nos trabalhos que relacionem de estimação de demanda de potência de energia elétrica a custos, além de utilização de variáveis *dummy* relacionadas a meses e a anos ao mesmo tempo. No mais, será testado o uso de uma variável decorrente do produto entre a quantidade de dias letivos de aula e a quantidade de alunos.

1.3 OBJETIVOS

Os objetivos devem informar para que vai ser realizada a pesquisa, isto é, quais serão os resultados que se procura alcançar ou qual será a contribuição que tal pesquisa irá efetivamente proporcionar (SILVA; MENEZES, 2005).

1.3.1 Objetivo Geral

Nesta pesquisa o objetivo principal é elaborar uma estimativa de demanda máxima mensal de energia elétrica adequada a instituições de ensino superior (IES), a partir da quantidade de alunos e se necessário outras variáveis causais, que possa contribuir de maneira gerencial para renegociação de contratos com concessionárias

que levem à redução de custos anuais e ainda contribuam para o melhor controle dos níveis de demanda máxima de energia elétrica.

Podendo ser este objetivo geral desdobrado em alguns objetivos específicos, que sendo atingidos a contento poderão cooperar no detalhamento e resolução das conclusões desta pesquisa.

1.3.2 Objetivos específicos

- Identificar variáveis causais que apresentam considerável correlação com a demanda máxima de potência de energia elétrica em Instituições de Ensino Superior na literatura especializada e através de entrevistas com engenheiros e técnicos relacionados com a gestão de energia elétrica da UFPB-CAMPUS I;
- Identificar um método de estimar a demanda de energia elétrica em IES de maneira suficiente a gerar uma redução de valores monetários em relação à demanda contratada de maneira fixa;
- Construir um modelo matemático com base em variáveis causais, como quantidade de alunos, a partir dos dados de determinado período, aqui denominado período 1 e validar o modelo;
- Realizar a estimativa para determinado período após o período 1, aqui denominado período 2, com base no modelo desenvolvido no período 1 e verificar se haveria ganhos econômicos relacionados ao período 2, com o uso dos valores modelados em substituição ao uso de um valor fixo de demanda (situação atual);
- Elaborar uma estimativa para um período posterior ao período 2, de forma que possa ser utilizado como referência na negociação de futuros contratos ou como ferramenta de controle pela Gestão;
- Construir um gráfico de controle que sirva como ferramenta de apoio à Gestão da Energia Elétrica no acompanhamento mensal da demanda máxima de potência de energia elétrica na UFPB-CAMPUS I.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

No capítulo 1 da dissertação aqui desenvolvida há uma introdução sobre o tema, a problemática, a justificativa e os objetivos, destacando-se a relevância do assunto e da pesquisa em evidência.

Já no capítulo 2 foi apresentado o referencial teórico, onde foram abordados temas tais como: o consumo de energia; o faturamento de energia elétrica; a eficiência energética; a modelagem e a estimativa da demanda de energia elétrica, através da Regressão Linear Múltipla.

O capítulo 3 apresenta as considerações metodológicas que foram adotadas para a elaboração desta pesquisa e as etapas da pesquisa que englobam a etapa de construção do modelo aqui desenvolvido.

No capítulo 4, foi descrita a aplicação da metodologia e os seus resultados decorrentes dos dados da IES em estudo, sendo necessária inclusive a aplicação de testes estatísticos viabilizados pelo software R.

Enfim, o capítulo 5 apresenta as conclusões e recomendações para futuros trabalhos, e logo após são listados as referências, apêndices e Anexos necessários para o desenvolvimento desta dissertação.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

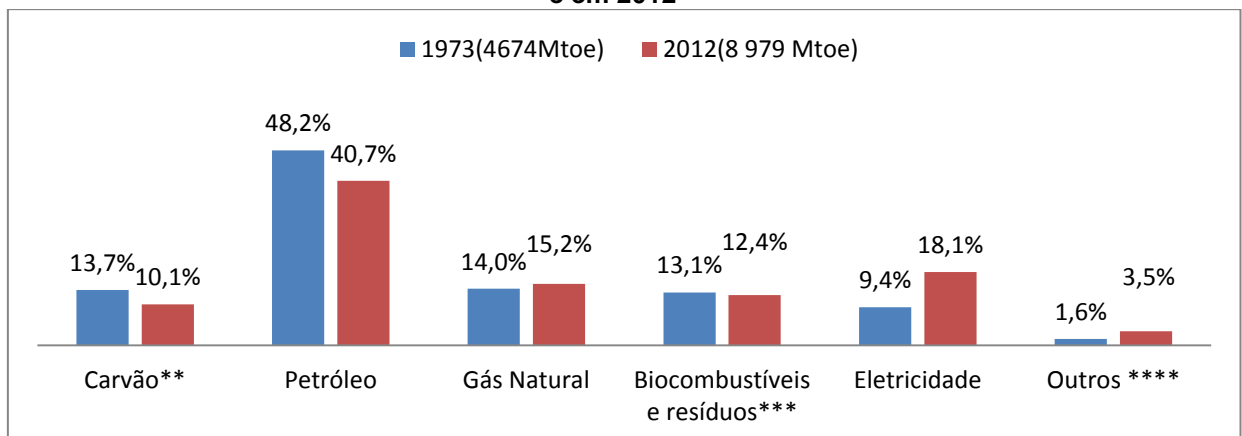
Neste capítulo são abordados os seguintes temas: consumo de energia; faturamento de energia elétrica; eficiência energética; modelagem e estimativa da demanda de energia elétrica e Regressão Linear Múltipla. Tais assuntos permitiram uma fundamentação teórica apropriada para a elaboração desta dissertação.

2.1 CONSUMO DE ENERGIA

A energia, o ar e a água são essenciais para o ser humano e, nas sociedades primitivas, no que se refere à energia, seu custo praticamente inexistia, pois era obtida através da lenha das florestas, para aquecimento e atividades domésticas. Porém, seu consumo foi crescendo de tal maneira que se tornou necessária a adoção de outras fontes energéticas (GOLDEMBERG; LUCON, 2007).

Atualmente, de acordo com a Agência Internacional de Energia (IEA), a fonte de energia mais utilizada no mundo é o petróleo, seguida pela eletricidade e pelo gás natural, sendo que o petróleo é a fonte dominante. Já a eletricidade apresenta uma evolução acelerada e deixou de ser a 5ª fonte para se constituir na 2ª mais consumida no mundo entre 1973 e 2011, conforme se apresenta no Gráfico 1.

Gráfico 1 – Percentagem de energia mundial utilizada no consumo final total em 1973 e em 2012



Fonte: IEA (2014).

O consumo de energia aumentou mais rapidamente do que o crescimento da população e a produção de bens e serviços no mundo e, entre o final do século XX e o início do século XXI, o consumo de energia e a sua geração não foram

capazes de atender à demanda de energia necessária, sem mencionar o fato de que o valor do custo do fornecimento de energia aumentou com o passar dos anos (OLIVEIRA, 2006; LEITE, 2013).

Quando se observa o consumo final mundial de eletricidade, disponibilizado pela IEA e apresentado na Tabela 1, verifica-se que, entre 2002 e 2011, sempre existe, de um ano para o outro, um aumento do consumo final de energia, com exceção do consumo entre o ano de 2008 e o de 2009, onde houve um decréscimo de 2%.

Tabela 1 – Consumo final mundial de eletricidade em milhões de toneladas equivalentes de petróleo (M toe)

ANO	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
Consumo (M toe)	7233	7458	7773	7957	8150	8363	8436	8334	8772	8919

Fonte: IEA (2015).

Ainda sobre o consumo mundial de energia, de acordo com IEA, o indicador de consumo de energia per capita entre 2007 e 2012 se apresentou conforme a Tabela 2.

Tabela 2 – Indicador de Consumo de Eletricidade per capita

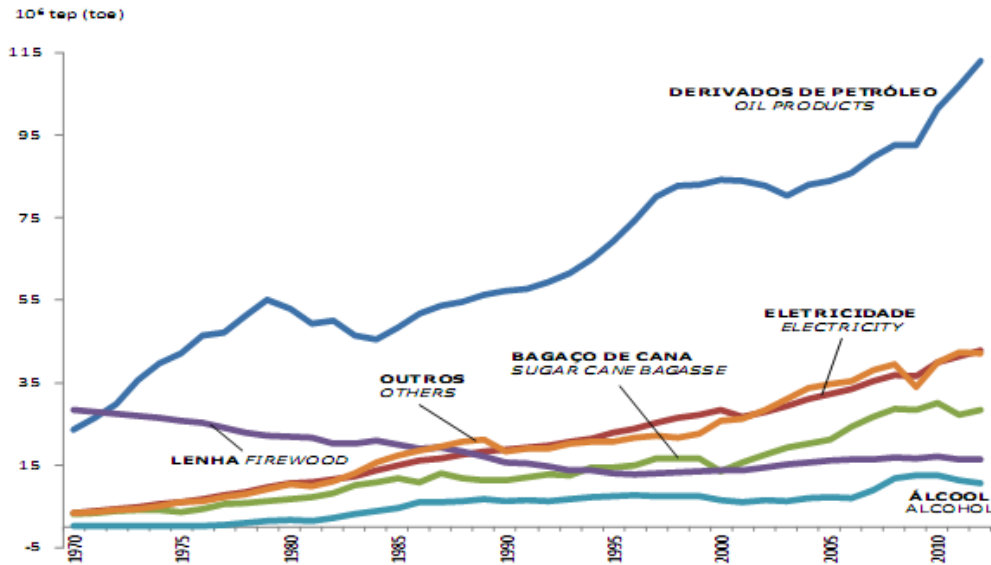
	Cons.Eletric/população (kWh/capita)	
	Ano 2007	Ano 2012
Mundo	2752	2972
Brasil	2154	2509

Fonte: IEA(2009) e IEA(2014).

A partir da Tabela 2, pode ser observado que em relação ao consumo de Eletricidade per capita no mundo ocorreu um aumento de 8%, enquanto que no Brasil ocorreu um aumento de 16%.

Continuando a refletir sobre o consumo de energia no Brasil, o consumo final por fonte de energia apresentou nas últimas cinco décadas um aumento em todas as fontes, com exceção da lenha, sendo que o aumento que mais se destacou foi o de derivados de petróleo, seguido pela eletricidade e outros, tal como pode ser verificado no Gráfico 2, que relaciona a evolução dos tep (tonelada equivalente de petróleo) de diversas fontes de energia a partir de 1970 (BEN, 2013).

Gráfico 2 – Consumo final por fonte no Brasil



Fonte: Balanço Energético Nacional – BEN 2013 (EPE).

Para se detalhar de maneira mais eficaz o consumo de energia final no Brasil, são apresentados na Tabela 3 os valores de dez anos do consumo final de Eletricidade e do total de energia, compreendidos entre 2003 e 2012 no Brasil, onde se verifica que o percentual do consumo de eletricidade em relação ao consumo total de energia varia entre 16 e 17 %.

Tabela 3 – Evolução do consumo final de energia – Brasil (2003-2012)

Fonte de Energia	Ano									
	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Eletricidade (10 ⁶ tep)	29.430	30.955	32.267	33.536	35.443	36.829	36.638	39.964	41.363	42.862
Total (10 ⁶ tep)	181.566	190.664	195.491	202.534	215.197	226.215	220.732	241.194	245.860	253.422
Porcentagem do Consumo de Eletricidade	16%	16%	17%	17%	16%	16%	17%	17%	17%	17%

Fonte: Balanço Energético Nacional – BEN 2013 (EPE).

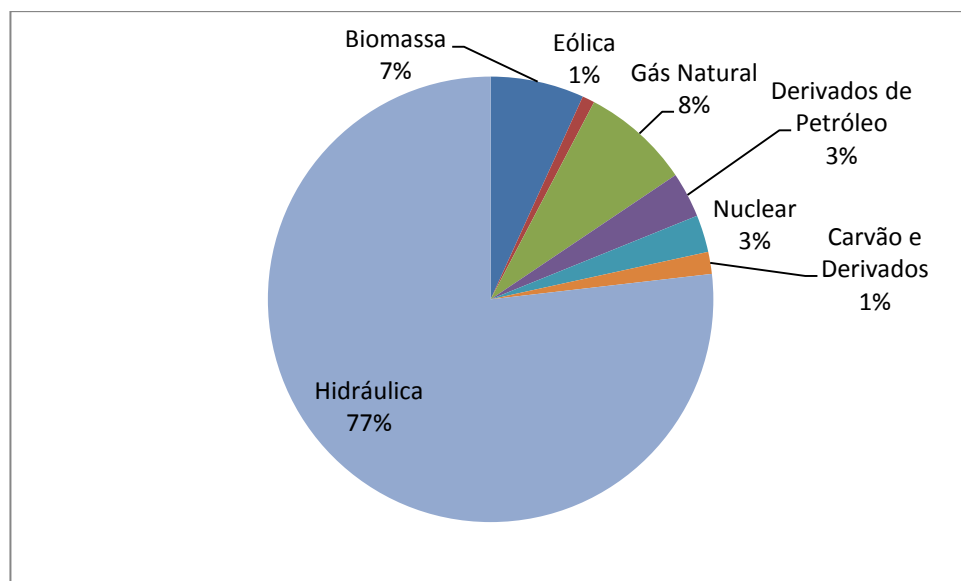
Além disso, verifica-se no BEN-2013 que, entre 2003 e 2012, a média de aumento no consumo, tanto de energia total, quanto de eletricidade, seja de aproximadamente 4% ao ano, ou seja, de um ano para o outro está se aumentando esses consumos de tal maneira que sempre a eletricidade acompanha a variação da energia total.

Já o consumo final de eletricidade no Brasil entre 2003 e 2011 acompanha as variações mundiais, porém a intensidade do Brasil é em média o dobro da proporção de aumento de consumo de um ano para o outro.

Quanto à geração de eletricidade, de acordo com Goldemberg e Lucon (2007), esta cresceu a uma taxa média anual de 4,2% no Brasil, entre 1980 e 2002, sendo a energia hidráulica a mais utilizada, fruto da riqueza hídrica deste país.

Este domínio é confirmado no Balanço Energético Nacional de 2013 (Ano Base 2012), onde a energia hidráulica corresponde a 77 %, conforme pode ser visto no Gráfico 3 (Brasil, 2013).

Gráfico 3 – Oferta interna de Energia Elétrica no Brasil por Fonte - 2012



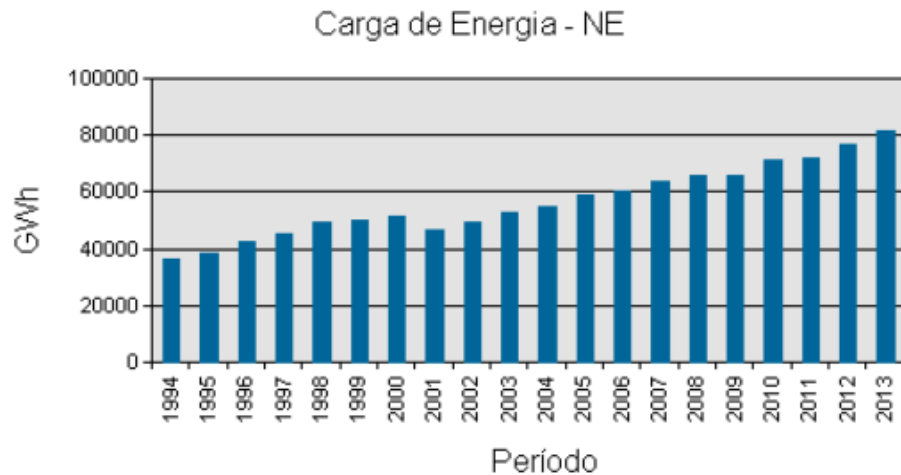
Fonte: Elaboração Própria, adaptado de Balanço Energético Nacional – BEN 2013 (EPE).

No Gráfico 3(três), a fonte carvão e derivados inclui gás de coqueria, a fonte hidráulica inclui importação de eletricidade e a fonte biomassa inclui lenha, bagaço de cana, lixo e outras recuperações.

No Nordeste brasileiro também ocorreu um aumento no consumo de energia. Isto pode ser visualizado através do Operador Nacional do sistema Elétrico (ONS), que fornece dados da Carga de Energia por região e por período. Assim,

entre 1994 e 2013, este consumo aumenta em 124 % nesta região, conforme o Gráfico 4.

Gráfico 4 – Evolução da Carga de Energia no Nordeste do Brasil



Fonte: ONS (2015).

Portanto, a partir dos dados apresentados, pode ser observado que, tanto no mundo, quanto no Brasil e no seu Nordeste, o consumo de energia vem aumentando consideravelmente no passar dos tempos, e no Brasil, especialmente, a ameaça da falta de energia elétrica deixa determinados setores produtivos sob alerta.

▪ **O Risco do Apagão no Brasil**

As recentes faltas de energia elétrica no Brasil trazem à tona o medo do “Apagão”, tão citado em 2001, porém, diferentemente daquela época, o governo não reconhece a necessidade de racionamento e procura tranquilizar a população e demais interessados por meio da mídia.

Um dos últimos problemas ligados à falta de energia, ocorrido em 04 de fevereiro de 2014, afetou 6 milhões de pessoas, e se apresentou como mais uma das 181 ausências de energia elétrica desde 2011(SARAIVA, 2014).

A principal causa que justifica o medo diante do possível apagão é a falta de chuvas, aliada ao consumo elevado de energia no Brasil, contribuindo para reduzir consideravelmente o nível dos reservatórios das hidrelétricas. Os reservatórios do

subsistema Sudeste/Centro-Oeste, o maior e mais importante do País, operam com 35,5% da capacidade, menor nível desde 2001 (CIARELLI; BAHNEMANN, 2014).

Porém, de acordo com Castro e Brandão (2014), o racionamento não foi o cenário mais provável no ano de 2014, mas a utilização contínua das térmicas até fins de 2014, quando deveria começar a estação das chuvas, elevou o preço da energia, acarretando sérios problemas financeiros aos agentes econômicos.

O temor de racionamento de energia, em função da falta de chuvas, agravou o quadro de deterioração dos fundamentos macroeconômicos, que inclui inflação alta, aumento do déficit em conta corrente e um fraco resultado fiscal, fatores que têm colocado em risco a avaliação dos investidores, em relação à nota de crédito soberano do país (ROSA; PEREZ; PINTO, 2014).

Já o setor de educação, de acordo com Rocha (2014), é um dos menos afetados por uma crise energética. O autor justifica tal afirmação alegando que a energia necessária para a execução das atividades desse setor, na sua totalidade, é de baixa voltagem (110-220 v) sendo alimentada facilmente por grupos geradores. Por outro lado, os combustíveis que alimentam os geradores são geralmente derivados do petróleo, fonte de energia, segundo Azevedo (2013), associada a elevados riscos para o meio ambiente.

2.2 FATURAMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA

As Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica se encontram disponíveis na Resolução Normativa N°414/2010 da ANEEL. Aqui foram destacadas algumas informações julgadas como sendo úteis para o desenvolvimento desta dissertação. Assim, parte deste capítulo foi baseada nesta Resolução.

A fatura referente à energia elétrica paga mensalmente pelos consumidores pode ser definida como um documento comercial que informa o valor monetário total que deve ser pago pelo consumidor à distribuidora, de acordo com o fornecimento de energia elétrica, da conexão e uso do sistema ou da prestação de serviços. Os serviços fornecidos, a respectiva quantidade, a tarifa e o período de faturamento devem ser expressamente especificados (ANEEL, 2010).

A estrutura tarifária que consta na fatura, de acordo com a ANEEL (2010), trata-se do conjunto de tarifas aplicadas ao faturamento do mercado de distribuição de energia elétrica, que indicam a diferenciação relativa dos custos regulatórios da

distribuidora de acordo com os subgrupos, classes e subclasses tarifárias, conforme as modalidades e postos tarifários.

No grupo A, são alocadas as unidades consumidoras com fornecimento em tensão igual ou superior a 2,3 kV e, dependendo das faixas apresentadas no Quadro 1, é identificado o subgrupo.

Quadro 1 – Subgrupos do grupo A (Fornecimento de Energia)

SUBGRUPO	TENSÃO DE FORNECIMENTO(TF)
A1	TF ≥ 230 kV
A2	88kV ≤ TF ≤ 138 kV
A3	TF = 69 kV
A3a	30 kV ≤ TF ≤ 44kV
A4	2,3 kV ≤ TF ≤ 25kV
AS	TF < 2,3 kV (sistema subterrâneo de distribuição)

Fonte: Elaboração Própria. Adaptado de ANNEL(2010).

Já o grupo B é composto de unidades consumidoras com fornecimento de tensão inferior a 2,3 kV, sendo caracterizado conforme tarifa monômnia e subdividido nos subgrupos apresentados no Quadro 2.

Quadro 2 – Subgrupos do grupo B (Fornecimento de Energia)

SUBGRUPO	TIPO DE CONSUMIDOR
B1	residencial
B2	rural
B3	Demais classes
B4	Iluminação Pública

Fonte: Elaboração Própria. Adaptado de ANNEL(2010).

As tarifas que se aplicam às componentes de consumo de energia elétrica e demanda de potência ativas, levam em conta as seguintes modalidades presentes no Quadro 3(três).

Quadro 3 – Modalidades de tarifação de energia elétrica conforme grupos

MODALIDADE TARIFÁRIA	DESCRIÇÃO	GRUPO
Convencional (monômia)	A tarifa de consumo de energia elétrica, independente das horas de utilização do dia.	B
Horária branca	Tarifas diferenciadas de consumo de energia elétrica, de acordo com as horas de utilização do dia.	B(exceto para B4)
		As subclasses Baixa Renda do subgrupo B1
Convencional binômia	Tarifas de consumo de energia elétrica e demanda de potência, independentemente das horas de utilização do dia.	A
Horária Verde	Tarifas diferenciadas de consumo de energia elétrica, de acordo com as horas de utilização do dia, assim como de uma única tarifa de demanda de potência.	A
Horária Azul	Tarifas diferenciadas de consumo de energia elétrica e de demanda de potência, de acordo com as horas de utilização do dia.	A

Fonte: Elaboração Própria. Adaptado de ANNEL(2010).

Para melhor compreensão do quadro 3, se apresentará a definição conforme ANNEL(2012), da demanda, demanda faturável, demanda medida e de energia elétrica.

demanda: média das potências elétricas ativas ou reativas, solicitadas ao sistema elétrico pela parcela da carga instalada em operação na unidade consumidora, durante um intervalo de tempo especificado, expressa em quilowatts (kW) e quilovolt-ampère-reactivo (kvar), respectivamente;

demanda contratada: demanda de potência ativa a ser obrigatória e continuamente disponibilizada pela distribuidora, no ponto de entrega, conforme valor e período de vigência fixados em contrato, e que deve ser integralmente paga, seja ou não utilizada durante o período de faturamento, expressa em quilowatts; demanda faturável: valor da demanda de potência ativa, considerada para fins de faturamento, com aplicação da respectiva tarifa, expressa em quilowatts (kW);

demanda medida: maior demanda de potência ativa, verificada por medição, integralizada em intervalos de 15 (quinze) minutos durante o período de faturamento;

energia elétrica ativa: aquela que pode ser convertida em outra forma de energia, expressa em quilowatts-hora (kWh);

Para a modalidade tarifária horária-azul descrita no Quadro 3, a fatura é calculada considerando para a demanda de potência uma tarifa para o horário de ponta (R\$/kW); e, outra tarifa para o horário fora de ponta (R\$/kW) e para o

consumo de energia existe uma tarifa para o posto tarifário ponta (R\$/MWh) e outra tarifa para o posto tarifário fora de ponta (R\$/MWh).

É importante ressaltar que a demanda contratada, representada pelo montante de uso do sistema de distribuição (MUSD), conforme se apresenta em ANNEL (2012), deve ser único para a vigência do contrato, a não ser que a unidade consumidora seja da classe rural ou tenha a sazonalidade reconhecida.

▪ Sazonalidade

Outro fator que influencia no faturamento relacionado ao consumo ou uso de energia elétrica é a presença ou não da sazonalidade no decorrer do ano; e caso exista tal característica, poderá ser solicitada pelo consumidor observando-se alguns requisitos (ANNEL, 2011).

Um desses requisitos é a utilização de energia elétrica para atividade que utilize matéria-prima que venha da agricultura, pecuária ou pesca; e o outro requisito consiste na verificação nos 12(doze) ciclos completos de faturamentos que ocorreram antes da análise da relação ou razão entre a soma dos quatro menores e a soma dos quatro maiores consumos de energia elétrica ativa, sendo que esta relação deverá ser igual ou inferior a 20%.

O reconhecimento da sazonalidade concederia ao usuário a vantagem de contratar o montante de uso do sistema de distribuição (MUSD), que é potência ativa média, integralizada em intervalos de 15 (quinze) minutos, que ocorreu no período de faturamento, injetada ou solicitada do sistema elétrico de distribuição pela geração ou carga, informada em quilowatts (kW), conforme um cronograma mensal.

Torna-se uma vantagem o fato de contratar o MUSD conforme o mês, pois existe uma expectativa de redução de custos nos valores de MUSD contratado e não utilizado para as unidades que realmente apresentam a sazonalidade. Caso contrário, quando o MUSD é fixo para todos os meses, nos meses em que a demanda é menor como, por exemplo, numa universidade em período de férias ou recesso certamente terá valores altos associados ao valor de demanda contratada e não utilizada.

Essa sazonalidade pode ser verificada a cada 12(doze) ciclos consecutivos de faturamento, depois do mês em que for reconhecida, a fim de se verificar se

continuam as condições requeridas, pois se estas não persistirem a unidade não terá mais tal reconhecimento.

▪ **Outros informes sobre o MUSD**

As solicitações de redução do MUSD devem ser atendidas pela distribuidora no caso de implementação de medidas de eficiência energética que possibilitem a redução da demanda de potência que a distribuidora comprove e, além disso, nos casos efetuados por escrito e com antecedência mínima de 180 (cento e oitenta) dias de sua aplicação, sendo vedada no período de 12 (doze) meses mais de uma redução. Já em relação à solicitação de aumento do MUSD contratado, devem ser realizadas por escrito no prazo máximo de 30(trinta) dias (ANEEL, 2012).

Quando os montantes de demanda de potência ativa ou de uso do sistema de distribuição MUSD medidos forem maiores em mais de 5% (cinco por cento) em relação aos valores contratados, uma cobrança pela ultrapassagem deve ser adicionada.

2.3 EFICIÊNCIA ENERGÉTICA

Quando o consumo de energia aumenta, a produção procura acompanhá-lo e, em consequência, geralmente impactos econômicos-sócio-ambientais ocorrem. Diante disso, a preocupação com a Eficiência Energética (EE) torna-se indispensável.

A racionalização do uso de energia no Brasil não tem recebido prioridade, diferentemente dos países da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), onde o consumo de energia seria 49 % maior do que se não existissem as sérias medidas de racionalização e de eficiência energética, realizadas após a crise do petróleo na década de 1970 (GOLDEMBERG; LUCON, 2007).

Talvez a falta de atenção quanto ao uso da energia esteja relacionada ao seu custo, pois, de acordo com Stern (2007), os custos energéticos constituem apenas uma pequena parte dos custos totais de produção bruta, tal como em economias mais desenvolvidas, representando menos de 5% dos custos totais, em

contraste com os custos do trabalho, que, por exemplo, respondem por até um terço do total dos custos de produção bruta.

Promover a EE consiste essencialmente em utilizar o conhecimento de forma aplicada, empregando conhecimentos de engenharia, da economia e da administração aos sistemas energéticos (NOGUEIRA, 2006).

Goldemberg e Lucon (2007) acrescentam que a EE é a forma mais efetiva de reduzir os custos e os impactos ambientais locais e globais e ainda desfavorecer a necessidade de subsídios governamentais para a produção de energia.

A conservação de eletricidade diminui o consumo e adia a necessidade de investimentos em aumento da capacidade instalada, não comprometendo a qualidade dos serviços prestados aos usuários finais. Na área de consumo de eletricidade, seria possível reduzi-lo em 38 % até 2020, de acordo como estimativas da Universidade Estadual de Campinas (GOLDEMBERG; LUCON, 2007).

No Brasil, existem programas de EE internacionalmente reconhecidos, como o Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica (PROCEL), o Programa Nacional de Racionalização do Uso dos derivados do Petróleo e do Gás Natural.

O PROCEL tem como objetivo promover a racionalização da produção e do consumo de energia elétrica, para que se eliminem os desperdícios e se reduzam os custos e os investimentos setoriais (ELETROBRAS, 2014).

A Eletrobrás, por meio do PROCEL, no âmbito do **Programa de Eficiência Energética nos Prédios Públicos (PROCEL EPP)**, contribui com o Governo Federal para o desenvolvimento social e econômico do país, realizando ações que visam à redução da demanda e do consumo dos sistemas elétricos das instalações prediais públicas (ELETROBRAS, 2008).

O Programa promove ações de conservação de energia elétrica em prédios públicos nos níveis federal, estadual e municipal, além de disseminar técnicas e metodologias para replicação de projetos nas seguintes áreas: sistemas de iluminação; sistemas de climatização; e qualquer outro sistema que promova redução do consumo de energia elétrica e inovação tecnológica em instalações prediais e laboratórios destinados a estudos de conservação de energia em instalações prediais (ELETROBRAS, 2008).

Em nível internacional pode ser citado como um esforço no caminho da busca pela eficiência energética a ISO 50001: 2011, referente a sistemas de gestão de energia – Requisitos com orientação para o uso. Trata-se de uma norma

internacional desenvolvida pela ISO que disponibiliza às organizações os requisitos para sistemas de gestão de energia (SGE) com aplicação ampla pelos setores econômicos nacionais. Estima-se que a norma possa influenciar em até 60% do uso de energia no mundo (ABNT, 2014).

Um dos itens do sistema de sistema de gestão de energia é o Planejamento Energético e, além disso, o monitoramento, medição e análise. Certamente a realização da estimativa bem realizada de quanto será a demanda máxima mensal de potência de energia elétrica auxilia na realização de tais ações, tanto por parte da unidade consumidora que poderá ser uma Instituição de Ensino Superior e até mesmo para quem gera energia elétrica.

Se os responsáveis pela geração de energia elétrica têm uma estimativa adequada de quanto seus clientes irão necessitar em determinado mês, a Gestão Energética do suprimento que ela fornece (Energia Elétrica) poderá ser feita de tal maneira que ela identifique uma menor necessidade de geração, que por muitas vezes está associada a prejuízos socioambientais. Portanto, por este prisma, realizar a modelagem e estimativa da demanda de energia elétrica pode ser uma ação relacionada à eficiência energética.

2.4 MODELAGEM E ESTIMATIVA DA DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA

A estimativa relacionada à energia elétrica pode ajudar os gestores de energia em diversas ações, como: preparação de orçamentos futuros de energia; criação de metas de consumo de energia; identificação de variáveis que têm um efeito significativo sobre a demanda de eletricidade; identificação do potencial de economia de energia elétrica, estimativa de consumo de eletricidade para outros tipos similares de prédios, além de auxiliar na compreensão dos picos de demanda durante diferentes períodos num ano (AMBER; ASLAM; HUSSAIN, 2015).

Na revisão de literatura que considerou as bases mais citadas em relação à previsão ou estimativa de eletricidade ou demanda de energia elétrica, como a Scopus (Elsevier), SciVerseScienceDirect (Elsevier) e OneFile (GALE), foi possível verificar que este tipo de estimativa é realizada para diversos segmentos, e, além disso, foram observadas várias técnicas.

Os segmentos onde foi vista a estimação de demanda de energia elétrica foram: regiões geográficas (países, estados), empresas, o setor residencial e de forma bem menos expressiva o setor da educação.

Quanto aos países podem ser citadas a Itália, Dinamarca e Turquia. Na Itália, para prever a demanda mensal em um determinado ano, os coeficientes de regressão foram calculados em Apadula *et al.* (2012) usando os dados dos sete anos anteriores. Já na Dinamarca, Andersen, Larsen e Gaardestrup (2013) utilizaram projeções nacionais de consumo anual por categorias de clientes, para projetar perfis de consumo por hora para as áreas e resultados locais selecionados e na Turquia o consumo de eletricidade, conforme visto em Kavaklioglu (2011), como uma função de indicadores socioeconômicos, tais como população, Produto Interno Bruto, importações e exportações.

Ainda sobre as regiões geográficas, pode ser citado o caso do estado de New South Wales, Austrália, onde as variáveis climáticas, como temperatura, umidade e dias de chuva afetam predominantemente a demanda de eletricidade (VU; MUTTAQI; AGALGAONKAR, 2015).

Já em relação às empresas, um exemplo foi a estimação do consumo anual de energia no setor bancário espanhol, conforme visto em Aranda *et al.* (2012), e no setor doméstico (residencial), estudado em Muratori *et al.* (2013), onde ocorreu o uso de modelo para simular a demanda de eletricidade de uma unidade familiar.

Já em relação ao setor da educação, existem bem menos trabalhos do que os outros segmentos apontados. Serão aqui relatados alguns casos, como o trabalho de Amber, Aslam & Hussain (2015), que efetuou a previsão do consumo diário de energia elétrica de um prédio de administração localizado num campus de Londres. Além deste, a previsão de Martani *et al.* (2012), que estimou o consumo de energia, considerando uma das variáveis a atividade ocupacional medida através de conexões *WI-Fi*.

Quanto às técnicas observadas na revisão da literatura em relação à estimação de demanda ou de energia elétrica podem ser citados: modelo de regressão linear múltipla, a cadeia de Markov, o *Support Vector Regression*-metodologia (SVR), o modelo de programação genética e a Rede neural artificial.

No caso do modelo de Regressão Linear múltipla, podem ser citados diversos casos, como aquele em que a demanda mensal de energia elétrica da Itália

foi estimada a partir de variáveis como calendário (dias de trabalho, feriados), a temperatura, velocidade do vento e a umidade relativa (APADULA *et al.*, 2012).

Além deste caso de estimação de demanda de energia elétrica utilizando a técnica de Regressão Linear, pode ser citado o caso do Estado de New South Wales, Austrália, onde o modelo foi treinado e validado usando os dados de séries temporais (VU; MUTTAQI; AGALGAONKAR, 2015).

E em se tratando de unidades de ensino, foi visto em Amber, Aslam & Hussain (2015) o uso de Regressão Linear Múltipla para prever o consumo diário de energia elétrica de um prédio de administração localizado no campus de *Southwark Bank University*, em Londres, assim como em Martani *et al.*(2012), onde a demanda por metro quadrado foi estimada através da ocupação humana.

A técnica da cadeia de Markov foi utilizada num modelo para simular a demanda de eletricidade de uma família constituída por vários indivíduos, sendo o consumo total dividido em algumas categorias principais: aparelhos de climatização (refrigeração, aquecimento, ventilação), iluminação e energia consumida pelas atividades dos membros da família. Então o padrão de atividade dos indivíduos da família foi modelado utilizando uma cadeia de Markov heterogênea (MURATORI *et al.*, 2013).

Já a técnica de Regressão do vetor de suporte - *Support Vector Regression* (SVR) - foi utilizada para modelar e prever o consumo de energia elétrica da Turquia e para facilitar futuras previsões de consumo de eletricidade, sendo um modelo SVR criado para cada uma das variáveis de entrada usando seus valores atuais e anteriores; e esses modelos foram combinados para dar origem a valores de previsão de consumo (KAVAKLIOGLU, 2011).

Além desses métodos vistos até o momento, ainda foi considerado o modelo de programação genética utilizado para estimar o consumo diário de energia elétrica de um prédio de administração no campus de Londres. A programação genética apresenta certas vantagens sobre outros algoritmos como capacidade de selecionar automaticamente as variáveis significativas e ignorar outras. Não é necessário nenhum conhecimento prévio de distribuição da probabilidade dos dados. Porém, sua principal desvantagem consiste na necessidade de mais tempo de treinamento durante o desenvolvimento do modelo (AMBER; ASLAM; HUSSAIN, 2015).

Como exemplo de utilização do modelo de Rede Neural Artificial (RNA) usando dados para Londres apenas em edifícios universitários, um estudo piloto

também foi realizado para avaliar uma gama mais ampla de variáveis relacionadas ao uso de energia (HAWKINS *et al.*, 2012).

Uma vertente bastante relevante nos trabalhos observados é a comparação entre resultados de diversas técnicas de modelagem, como visto em Kaytez *et al.* (2015), onde a análise de regressão tradicional, as redes neuronais artificiais, as Máquinas de vetores de suporte (SVMs) e as máquinas de vetores de suporte quadrados (LS-SVMs) são utilizadas na previsão do consumo de eletricidade de energia na Turquia, sendo seus resultados comparados.

Geralmente os modelos de previsão e métodos têm sido usados com relativo grau de sucesso na previsão de carga elétrica. Eles podem ser classificados como modelos de séries temporais (univariados), nos quais a carga é modelada em função de valores observados no passado e modelos causais, nos quais a carga é modelada como função de alguns fatores dependentes, especialmente do tempo e variáveis sociais (SILVA, 2003).

Nessa dissertação foi utilizada a técnica de Regressão Linear Múltipla pelo entendimento que atende às necessidades apontadas no objetivo geral desta dissertação, e, além disso, já foi observada a relevância de diversos trabalhos que utilizaram esta técnica para a estimação de variáveis relacionadas ao uso de energia elétrica.

2.5 REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

O Modelo de Regressão Linear Múltipla (MRLM) é um método comum de modelar o consumo de energia. Devido às suas características, tais como a forma simples, facilidade de uso e geralmente alto nível de significância estatística, modelos de regressão tornaram-se uma técnica amplamente adotada para a previsão de variáveis relacionadas à energia (AMBER; ASLAM; HUSSAIN, 2015).

No MRLM uma variável dependente Y é descrita como uma soma de parte determinística e parte aleatória. A parte determinística mais geral pode ser definida de maneira que o valor esperado de y possa ser expressa por uma das seguintes maneiras: como função de várias variáveis regressoras ou como função de polinômio de maior grau de uma única variável regressora. (CHARNET *et al.*, 2008).

- **Modelo Geral de Regressão Linear**

Um modelo de regressão linear geral, com variáveis x e termo de erro ε , pode ser definido, conforme Kutner, Nachtsheim e Neter (2004) da seguinte maneira:

$$Y = B_0 + B_1 x_{i1} + B_2 x_{i2} + \dots + B_{p-1} x_{i,p-1} + \varepsilon_i$$

Onde:

B_0, B_1, \dots, B_{p-1} são parâmetros

$x_{i1}, \dots, x_{i,p-1}$ são as variáveis

ε_i o termo de erro

$i = 1, \dots, n$

As variáveis independentes que podem ser utilizadas neste tipo de modelo tanto podem ser quantitativas como qualitativas. Este tipo de variável independente pode ser o tipo de sexo (masculino, feminino) ou estado de incapacidade (não deficiente, parcialmente deficiente ou totalmente deficiente). (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

- **Modelo polinomial com uma variável regressora**

Um exemplo de modelo MRLM visto em Charnet *et al.* (2008) é o modelo polinomial com uma variável regressora, que pode ser expresso conforme a Equação 1:

$$Y = B_0 + B_1 x + \dots + B_K x^k + \varepsilon \quad (1)$$

Nesta equação o x é o valor fixo da variável regressora X . Já os parâmetros $B_0, B_1 \dots B_K$ são os coeficientes do polinômio de grau k , que faz a definição da esperança de Y , para X fixo.

- **Modelo de hiperplano com três variáveis regressoras**

Outro exemplo de modelo MRLM é o Modelo de hiperplano com três variáveis regressoras, conforme apresentado na Equação 2:

$$Y = B_0 + B_1 x_1 + B_2 x_2 + B_3 x_3 + \varepsilon \quad (2)$$

Aqui, x_j , é o valor fixo da variável regressora, com $j=1,2$ e 3 . Já os parâmetros B_0, B_1 e B_3 são chamados coeficientes de regressão parciais. Estes coeficientes podem ser interpretados como a mudança esperada em Y devido ao aumento de uma unidade em X_j , estando as outras variáveis $X_K, K \neq j$, fixas (CHARNET *et al.*, 2008).

- **Modelo de duas variáveis regressoras e interação**

Continuando os exemplos de MRLM, em Charnet *et al.*,(2008) se apresenta o modelo de duas variáveis regressoras, conforme a Equação 3:

$$Y = B_0 + B_1 x_1 + B_2 x_2 + B_3 x_1 x_2 + \varepsilon \quad (3)$$

Assim, o coeficiente B_3 é associado às variáveis x_1 e x_2 , que por sua vez já haviam sido contempladas com outros coeficientes.

A denominação “linear” nestes modelos se justifica pelo fato de que a esperança de Y , diante de valores fixos das variáveis regressoras, se apresenta como uma função linear dos parâmetros B_j , com j variando conforme o modelo. (CHARNET *et al.*, 2008).

- **MRLM em forma matricial**

Os modelos de Regressão linear Múltipla também podem ser expressos como notação matricial, assim como visto em Charnet *et al.*,(2008), onde o vetor β tem dimensão maior que 2 e a matriz X é definida conforme com as suposições do modelo em questão, conforme a Equação 4:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (4)$$

$$\varepsilon \sim NM_n(0; \sigma^2 I)$$

Sendo 0(zero) o vetor nulo de dimensão n , I a matriz identidade $n \times n$ e NM_n a distribuição normal multivariada de dimensão n . Para se descrever a matriz do modelo X e o vetor β para o MRLM descrito na Equação (2), considerando o número de colunas de X igual ao número de elementos em β e o número de linhas de X como o tamanho da amostra, a matriz ficaria da seguinte forma:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ (\dots) & (\dots) & (\dots) & (\dots) \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} B_0 \\ B_1 \\ B_2 \\ B_3 \end{bmatrix}$$

Assim, sendo x_{i1} , x_{i2} e x_{i3} respectivamente, os valores fixos de X_1, X_2 e X_3 , relacionados a $y_i, i = 1, \dots, n$, de tal maneira que a i -ésima observação se represente por $(y_i, x_{i1}, x_{i2}, x_{i3})$.

Ampliando o exemplo dado para um MRLM com p variáveis regressoras que podem ser definidas por $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$, usando a notação matricial, esse MRLM ficaria representado da seguinte maneira:

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ (\dots) \\ y_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & (\dots) & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & (\dots) & x_{2p} \\ 1 & x_{31} & x_{32} & (\dots) & x_{3p} \\ (\dots) & (\dots) & (\dots) & (\dots) & (\dots) \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & (\dots) & x_{np} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} B_0 \\ B_1 \\ B_2 \\ (\dots) \\ B_p \end{bmatrix}$$

O que irá auxiliar no entendimento do método de quadrados mínimos geral.

▪ Método De Quadrados Mínimos Geral

Para estimar os parâmetros da equação de regressão $(B_0, B_1, B_2 \dots B_n)$, com n sendo a quantidade de parâmetros, se faz uso de forma muito frequente da estimação por Mínimos Quadrados Ordinários, se aplicando tanto para os modelos

de regressão simples (apenas com uma variável) quanto para a regressão múltipla (BARRETO,2011).

Em Charnet *et al.* (2008), ao utilizar-se da notação matricial, se aplica o método de quadrados mínimos para modelos de regressão linear múltipla.

Sejam:

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ (\dots) \\ y_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & (\dots) & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & (\dots) & x_{2p} \\ 1 & x_{31} & x_{32} & (\dots) & x_{3p} \\ (\dots) & (\dots) & (\dots) & (\dots) & (\dots) \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & (\dots) & x_{np} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad b = \begin{bmatrix} a \\ b_1 \\ b_2 \\ (\dots) \\ b_p \end{bmatrix}$$

Assim, o vetor de dimensão p+1 que os elementos compõem a solução de ajuste da função linear em a, b_1, b_2, \dots, b_p até um certo conjunto de pontos $(y_n, x_{11}, x_{12}, x_{13}, \dots, x_{1p}), \dots, (y_n, x_{n1}, x_{n2}, x_{n3}, \dots, x_{np})$, a partir do método de quadrados mínimos, é proporcionado pela seguinte expressão:

$$(X'X)^{-1}X'y,$$

Considerando que a inversa de $X'X$ exista.

▪ **As variáveis candidatas ao modelo**

A variável dependente deve ser contínua e as candidatas ao posto de variáveis independentes são praticamente livres de restrições, assumindo valores contínuos ou discretos, inclusive números binários 0(zero) e 1(um) associados a variáveis *dummy* (SAMOHYL, 2009).

Em relação às variáveis independentes presentes em trabalhos vistos na revisão da literatura, suas categorias podem ser resumidas da maneira que se segue: variáveis relacionadas à ocupação humana, variáveis relacionadas a eventos ocorridos, variáveis relacionadas ao clima e variáveis *dummy*.

Quanto às variáveis relacionadas à ocupação humana ou relacionadas aos usuários, podem ser citadas as quantidades de usuários que ocupam o espaço em estudo tais como funcionários, alunos, professores e número total de pessoas (ARANDA *et al.*, 2012; MARTANI *et al.*, 2012; HONG, KOO, JEONG, 2012).

Já as variáveis de eventos ocorridos relacionados ao calendário foram vistas em Apadula *et al.*(2012). Podem ser citadas variáveis relacionadas a eventos como

quantidade de dias no mês, quantidade de dias letivos no mês e quantidade de feriados.

E as variáveis relacionadas ao clima como temperatura e velocidade do vento são vistas em diversos casos de modelagem matemática ou de previsão de variáveis respostas de consumo ou demanda de energia elétrica (AMBER, ASLAM, HUSSAIN, 2015; ARANDA *et al.*, 2012; HAWKINS, D *et al.*, 2012).

- **Inserção de variáveis qualitativas (*DUMMY*)**

Para se sazonalizar dados em séries temporais, utiliza-se com frequência variáveis binárias que representam os meses, caso se tratem de dados mensais. Então cada mês do ano é representado por uma variável binária. Porém, caso se fossem acrescentadas 12 variáveis à equação, isso implicaria na omissão do intercepto. Para evitar a armadilha da variável binária, basta retirar uma variável entre as 12(doze), evitando assim a retirada do *intercept*, ou constante (SAMOHYL, 2009).

Outra forma de uso de variáveis *dummy* ou binárias, segundo Samohyl (2009), é a de identificar a tendência da série temporal, a partir de variáveis que identifiquem o ano, de forma que, se determinados dados estiverem alocados em determinado ano, a variável será ativa com o número 1(um) e em caso contrário com o número 0(zero).

As variáveis *dummy*, na construção de modelos relativos à estimativa de variáveis relacionadas à energia elétrica, acontecem associadas a dias da semana, dias trabalhados e meses (AMBER, ASLAM, HUSSAIN, 2015; MOURA, MONTINI, 2012).

E se apresenta como uma das maneiras mais comuns para capturar o padrão determinístico exibido em dados de carga de energia elétrica, sendo visto o uso de variáveis *dummy* referentes à hora do dia, dia da semana ou mês do ano (BAKHAT; ROSSELLÓ, 2011).

▪ Preditor qualitativo com duas classes

Existem muitos caminhos de se identificar quantitativamente as classes de uma **variável qualitativa**, porém são frequentemente utilizados e de fácil uso os valores “0” e “1”. (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

Na literatura consultada, realmente é visível a vasta utilização desta forma binária de se identificar quantitativamente as classes de uma variável qualitativa. (SAHOO, JHA, 2015; AMBER, ASLAM, HUSSAIN, 2015; LINDSEY *et al.*, 2007).

Para ilustrar melhor a utilização dos valores “0” e “1” Kutner, Nachtsheim e Neter (2004) citaram o caso da estimação em meses, da velocidade na qual uma inovação de seguro é adotada em algumas empresas, utilizando uma variável quantitativa e outras qualitativas como variáveis independentes. A variável quantitativa foi a quantidade de ativos da firma (X_1), já as variáveis qualitativas foram relacionadas ao tipo da firma e composta por duas classes – sociedade por ações e empresa mútua, sendo necessária a criação de indicadores quantitativos para estas.

Então foi criada a variável qualitativa X_2 para indicar que empresa era da classe “empresas de sociedade por ações” e a variável X_3 para indicar que a classe da empresa era do tipo “empresa mútua”. Quando a empresa era do tipo sociedade por ações a variável X_2 assumia o valor de “1”, caso contrário assumia o valor de “0”. Já a variável X_3 , assumia o valor de “1”, quando a empresa era do tipo empresa mútua e caso contrário, assumia o valor de “0”. (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

Desta maneira, o modelo poderia ser representado pela seguinte equação:

$$Y_i = B_0 + B_1 X_{i1} + B_2 X_{i2} + B_3 X_{i3} + \varepsilon_i$$

Sendo B_0, B_1, B_2 e B_3 os coeficientes da equação de regressão; X_1, X_2 e X_3 as variáveis já descritas e ε , o erro esperado.

Mas quando se cria um indicador de variável para cada classe das variáveis qualitativas, de acordo com Kutner, Nachtsheim e Neter (2004), se leva a dificuldades computacionais. Para ilustrar esta afirmação, foi apresentada uma situação onde se observa $n=4$ observações, onde as duas primeiras empresas são do tipo sociedade por ações e as outras duas são do tipo empresa mútua, neste caso a matriz X referente ficaria assim:

$$X_1 \quad X_2 \quad X_3$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & 1 & 0 \\ 1 & X_{21} & 1 & 0 \\ 1 & X_{31} & 0 & 1 \\ 1 & X_{41} & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Observasse que a primeira coluna é igual a soma das colunas referentes a X_2 e X_3 , de maneira que as colunas são linearmente dependentes, apresentando efeitos seríssimos sobre a Matriz $X'X$. (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

$$X'X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ X_{11} & X_{21} & X_{31} & X_{41} \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & 1 & 0 \\ 1 & X_{21} & 1 & 0 \\ 1 & X_{31} & 0 & 1 \\ 1 & X_{41} & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$X'X = \begin{bmatrix} 4 & \sum_{i=1}^4 X_{i1} & 2 & 2 \\ \sum_{i=1}^4 X_{i1} & \sum_{i=1}^4 X_{i1}^2 & \sum_{i=1}^2 X_{i1} & \sum_{i=3}^4 X_{i1} \\ 2 & \sum_{i=1}^2 X_{i1} & 2 & 0 \\ 2 & \sum_{i=3}^4 X_{i1} & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

Pode ser visto que a primeira coluna da matriz $X'X$ é igual a soma entre as duas últimas colunas e conseqüentemente não terá uma inversa e nem estimadores únicos para os coeficientes de regressão. Assim uma saída simples para evitar esta dificuldade é a retirada de uma das variáveis indicadoras. Portanto, quando se utiliza as variáveis qualitativas de “c” classes, deve-se utilizar “c-1” variáveis (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

No caso do exemplo apresentado, de inovação em seguros, ao invés de se utilizar uma variável qualitativa para cada tipo de empresa, pode ser utilizado o valor “1” para identificar o tipo de sociedade por ações e o valor “0” a fim de se identificar as empresas mútuas. Caso esta variável qualitativa fosse a X_{i2} a equação de regressão ficaria assim:

$$Y_i = B_0 + B_1 X_{i1} + B_2 X_{i2} + \varepsilon_i$$

Onde X_{i1} seria a variável quantitativa referente à quantidade de ativos e X_{i2} a variável qualitativa descrita a pouco (1 para sociedade para ações e 0 para empresas mútuas). Assim, quando for o caso de uma empresa de sociedade por ações a função resposta torna-se:

$$E\{Y\} = B_0 + B_1 X_1 + B_2 = (B_0 + B_2) + B_1 X_1$$

Já, quando for o caso de uma empresa mútua e a variável x_{i2} assume o valor de “0” a função resposta torna-se:

$$E\{Y\} = B_0 + B_1 X_1$$

Assim B_2 mede o efeito diferencial do tipo de empresa. Em geral este coeficiente mostra quanto é maior ou menor o nível de resposta para cada tipo de empresa. (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

Em relação a variáveis qualitativas de duas classes, pode ser citado ainda a utilização em Amber, Aslam e Hussain (2015), de uma variável independente qualitativa referente a dias da semana que apresentou duas categorias: dias que se trabalha e dias que não se trabalha. Quando era o dia de semana (dias de trabalho) o indicador assumia o valor “1” e em caso contrário se tornava “0”.

▪ **Preditor qualitativo com mais de duas classes**

A variável independente qualitativa com mais de duas classes, de acordo com Kutner, Nachtsheim e Neter (2004) exige a necessidade de indicadores de variáveis adicionais no modelo de regressão.

Nos trabalhos de estimação é comum o uso de preditores qualitativos com mais de duas classes, podendo ser citado o caso das variáveis independentes qualitativas relacionados a dias, meses, anos e modelos de ferramenta. Em Tiongco e Dawe(2002) se utiliza como variável independente qualitativa referente a anos seis classes de anos envolvidos com a pesquisa. Já em Bakhat e Rosselló(2011) são

utilizadas 6 classes para o preditor qualitativo “dias da semana” e ainda diversas classes de meses associadas a variável “meses do ano”.

Em Kutner, Nachtsheim e Neter (2004) se apresenta o exemplo de um modelo que possui como variável dependente o “desgaste de determinada ferramenta” e como variáveis independentes a variável quantitativa “velocidade da ferramenta” identificada como X_1 e a variável qualitativa “modelo da ferramenta”.

Neste exemplo a variável qualitativa se apresenta em quatro classes, descritas como M1, M2, M3 e M4 e foi utilizado na construção do modelo 3 variáveis indicadoras, nomeadas de X_2, X_3 e X_4 , sendo que X_2 assume o valor de 1 quando o modelo da ferramenta utilizada for M1 e caso contrário, assume o valor de 0. E nos casos das variáveis X_3 e X_4 , estas se comportam igualmente a anterior, sendo que para as ferramentas M2 e M3 respectivamente. Já para o caso em que a ferramenta for a M4, as 3 variáveis citadas assumem o valor de 0. A função resposta para o modelo de regressão ficou assim:

$$E\{Y\} = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + B_3 X_3 + B_4 X_4$$

Onde B_0, B_1, B_2, B_3 e B_4 são os coeficientes de regressão e para se compreender melhor o significado destes, quando se utiliza o modelo de ferramenta M4, a função resposta se apresenta da seguinte maneira:

$$E\{Y\} = B_0 + B_1 X_1$$

Já quando o modelo M1 é utilizado, a função resposta fica assim:

$$E\{Y\} = (B_0 + B_2) + B_1 X_1$$

Mas se for utilizada o modelo M2, ficará desta maneira:

$$E\{Y\} = (B_0 + B_3) + B_1 X_1$$

Deste modo a função resposta apresentada com todos os coeficientes iniciais implica que a regressão do desgaste da ferramenta é linear, com a mesma

inclinação em todos os modelos de ferramenta. Os coeficientes B_2 , B_3 e B_4 indicam respectivamente quanto é mais forte ou mais fraca para o nível de resposta das ferramentas M1, M2 e M3 do que o modelo de ferramenta M4 para determinado nível da velocidade da ferramenta. (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

Outro exemplo que foi visto a retirada de classes, foi em Sahoo e Jha (2015), pois uma das variáveis preditoras se referia a meses, que teria inicialmente doze classes, porém, a classe de dezembro foi omitida do modelo. Além deste pode ser citado o caso em Bakhat e Rosselló (2011) onde foi retirado o indicador referente ao dia “domingo”, dos indicadores da variável “dias da semana” que teria inicialmente 7 classes, sendo que o domingo serviu como base e foram criados os indicadores dos outros 6 dias que fazem parte da semana.

▪ **Construção Do Modelo Regressivo Com Séries Temporais**

A análise de regressão, de acordo com Kutner, Nachtsheim e Neter (2004) pode ser utilizada com dados de séries temporais, sendo isto realizado frequentemente por economistas e analista de negócios.

Séries temporais podem se apresentar como dados anuais, trimestrais, mensais e de outras periodicidades. Um exemplo do uso de análise de regressão no caso de séries com dados anuais foi visto em Tiongco e Dawe (2002) onde se investigou uma série do período de 1970 a 1996 relacionados à produtividade anual de plantações de arroz. Já em Kutner, Nachtsheim e Neter (2004) valores anuais de poupança foram estimados em função da variável quantitativa “renda” e de uma variável qualitativa que identificava se é período de guerra ou período de paz, assumindo o valor “1” para anos de período de paz e “0” em caso contrário.

No caso de séries trimestrais utilizadas na análise de regressão pode ser citada a estimação de vendas trimestrais em função de gastos como publicidade e renda pessoal disponível, além de variáveis indicadoras de que trimestre se refere o dado, indicando os efeitos sazonais sob as vendas trimestrais. (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

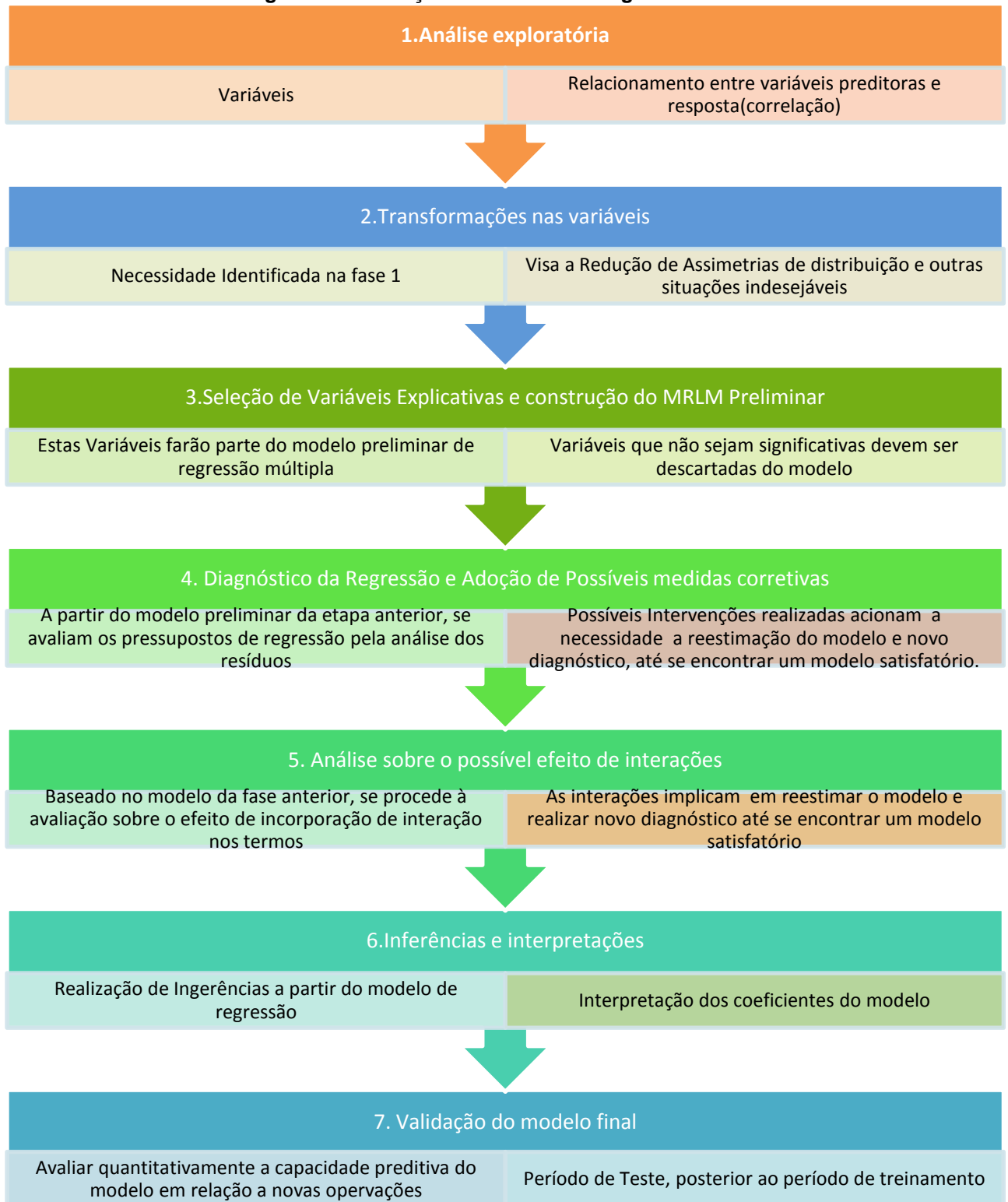
Em se tratando de dados de séries temporais mensais sendo utilizados com a metodologia estatística da regressão foi visto em Singh (2014), dados mensais no mercado de ações de países emergentes como o Brasil, Rússia, Índia e China sendo utilizados.

Ainda no caso de séries temporais mensais, porém mais especificamente se tratando de energia elétrica, pode ser citado Apadula(2012) que utilizou dados mensais com o objetivo de analisar o efeito da variabilidade meteorológica sobre a demanda mensal de eletricidade na Itália e ainda Vu, Muttaqi e Agalgaonkar (2015) utilizando um modelo de regressão múltipla para estimar a demanda de eletricidade mensal do estado de New South Wales, na Austrália.

Entretanto os modelos de regressão que utilizam dados de séries temporais são suscetíveis a termos de erros correlacionados, sendo necessário examinar se a modelagem ocorre de tal maneira que os erros não sejam correlacionados. (KUTNER; NACHTSHEIM; NETER, 2004).

Além disso, Samohyl (2009) no capítulo destinado a Regressão com séries temporais acrescenta que dados em série possuem diferentes características dos dados abstraídos do tempo e requerem cuidados especiais antes de entrar nas equações como a verificação da estacionaridade.

Figura 1-Construção do Modelo de Regressão Linear



Fonte: Elaboração Própria. Adaptado de Barreto (2011).

A partir da revisão da literatura, podem ser observadas diversas formas de desenvolver um MRLM. Porém, em Barreto (2011), existe um resumo que pode

servir como um roteiro na execução. A partir dos dados, foi construída a Figura 1, apresentada anteriormente.

Cabe lembrar que o autor apenas registrou como poderia ser elaborado um roteiro para o desenvolvimento de um MRLM, sendo que isto não se apresenta como uma regra fixa, mesmo assim são detalhadas a seguir algumas das etapas contidas na Figura 1.

2.5.1 Análise exploratória

Nesta etapa pode ocorrer o cálculo de estatísticas descritivas individuais e a construção de histogramas para todas as variáveis disponíveis, além da análise do relacionamento (correlação) entre preditoras e variável resposta e da análise de presença de multicolinearidade entre as preditoras (BARRETO, 2011).

2.5.1.1 Correlação entre variáveis

O coeficiente de correlação linear mede o grau de relacionamento, caso este seja linear, entre variáveis quantitativas e mensuráveis. Este relacionamento não indica exatamente que as duas variáveis possuem uma relação de causa e efeito, mas apenas sugere a presença de um relacionamento entre duas variáveis (SAMOHYL, 2009).

Este coeficiente, apesar de ser uma ferramenta básica e simples, se apresenta de maneira eficiente a fim de que o grau de relacionamento linear entre variáveis distribuídas normalmente seja estimado (SAMOHYL, 2009).

Arelado ao coeficiente de correlação existe o conceito da covariância que mede a relação entre duas variáveis distintas, sendo a Equação 5 relacionada a esta medida.

$$\sigma_{xy} = \frac{\sum(X_i - \mu_x)(Y_i - \mu_y)}{N} \quad (5)$$

Sendo μ_x e μ_y as médias populacionais de X_i e Y_i e N o número de elementos da população ($i= 1...N$).

No caso de uma amostra, a covariância é modificada para levar em conta um menor número de graus de liberdade. Assim, na Equação 6, o n é o tamanho da amostra e o número de graus de liberdade é dado por $(n - 1)$ e as médias

populacionais, conforme Samohyl(2009), são substituídas pelas médias amostrais \bar{X} e \bar{Y} .

$$S_{xy} = \frac{\sum(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1} \quad (6)$$

Mas a covariância não pode ser considerada como um estimador de relacionamento, pois assume valores até mesmo infinitos. Além disso, ela não fornece um ponto de referência que delimita um grau forte de relacionamento e seu valor depende das unidades de medida das variáveis. Desta maneira, ela não informa o que é uma relação forte nem fraca (SAMOHYL, 2009).

Assim, procurando resolver esses problemas, a covariância é dividida pelo produto dos desvios-padrão das amostras das duas variáveis X_i e Y_i (S_x e S_y), ficando então sua expressão padronizada. Esta nova expressão, apresentada na Equação 7, é o coeficiente de correlação (r) e seus valores estão contidos no intervalo [-1;+1] (SAMOHYL, 2009).

$$r = \frac{S_{xy}}{S_x S_y} \quad (7)$$

Que também pode ser representada pela Equação 8

$$r = \frac{\sum(X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X_t - \bar{X})^2} \sqrt{\sum(Y_t - \bar{Y})^2}} \quad (8)$$

Desta maneira, se o coeficiente de correlação for menos um ($r = -1$), a relação é perfeitamente negativa entre as variáveis, já quando for unitária positiva é perfeitamente positiva. Estes valores extremos no mundo real não são encontrados, servindo apenas como pontos de referência (SAMOHYL, 2009).

- **Suposições que garantem a representatividade do coeficiente de correlação estimado**

As variáveis aleatórias X e Y são obrigadas a respeitar algumas regras ou suposições em termos do formato da distribuição de frequências, caso os dados não seja bem comportados, então há grande possibilidade dos resultados não serem confiáveis, as estimativas não representarem com fidelidade a relação. Desta

maneira, dados que se comportam de maneira diferente do esperado devem passar por tratamentos e para isto podem ser utilizadas vários tipos de transformações antes de entrar nas fórmulas. Os dados devem seguir fielmente pelo menos três características: linearidade, normalidade e estacionaridade (SAMOHYL, 2009).

- **Linearidade**

O coeficiente de correlação trata-se de uma medida de relacionamento e, conforme Samohyl (2009) existe a suposição de que a relação entre elas seja linear. Assim, torna-se necessária a verificação, nesta dissertação, se existe uma linearidade entre a variável dependente DMP e as variáveis independentes.

- **Estacionaridade**

Estudos que contemplam dados coletados ao longo do tempo em intervalos aproximadamente regulares têm na estacionaridade dos dados uma condição importante na análise estatística (SAMOHYL, 2009).

- **Estacionaridade e Autocorrelação**

O coeficiente de autocorrelação mensura a correlação entre defasagens de uma única variável no tempo e se apresenta como conceito central para a análise de séries temporais e para esclarecer a característica de sazonalidade (SAMOHYL, 2009).

Este coeficiente, calculado conforme a Equação 9 possui uma forma quase igual ao do coeficiente de correlação, porém é utilizado apenas para uma única variável em defasagem.

$$r_j = \frac{\sum(X_t - \bar{X}) - (X_{t-j} - \bar{X})}{\sqrt{\sum(X_t - \bar{X})^2} \sqrt{\sum(X_{t-j} - \bar{X})^2}} \quad (9)$$

Sendo o subscrito no r o tamanho da defasagem em números de períodos. Desta forma, o r_j usa-se para analisar a existência de padrões temporais nos

dados, e nesse sentido pode identificar sazonalidade, assim como verificar se a variável é estacionária a partir da utilização de autocorrelogramas.

- **Estacionaridade e testes estatísticos**

Em Samohyl (2009), no capítulo destinado à Regressão com séries temporais, se coloca que existe um pré-requisito para séries temporais sob análise: há de se respeitar no contexto de regressão que a presença de não estacionaridade nas variáveis aumenta artificialmente o valor da estimativa dos coeficientes de regressão, dando relevância a variáveis que na realidade são insignificantes.

O próprio Samohyl (2009) reconhece que o teste através do auto correlogramas pode não ser conclusivo e que para resolver esta questão existe um teste de hipóteses chamado de Dickey Fuller, para apontar se existe estacionaridade nas séries.

Em Freitas (2010), é novamente citada a utilização do teste Dickey Fuller para reconhecimento da estacionaridade das séries, porém é acrescentado que este mesmo teste pode ser feito através de duas metodologias diferentes, a saber, o teste ADF e o teste PP.

Ambos têm como hipótese nula a presença de raiz unitária, sendo diferente a forma como é controlada a correlação serial ao testar a presença de raiz unitária. Caso os dois testes concordem no resultado, julga-se que a série é estacionária ou não, no caso contrário o autor orienta que seja utilizado o teste KPSS que, por sua vez, tem como hipótese nula a estacionaridade das séries, ou a ausência de raiz unitária (FREITAS, 2010).

- **Normalidade**

Para utilizar-se do o coeficiente abordado até agora, que se trata do Coeficiente de correlação de Pearson, deve haver a verificação de que existe normalidade das duas variáveis, o que é uma exigência básica dos testes de hipóteses, pois se os dados não forem distribuídos normalmente, o teste de hipóteses realizadas com a estatística t de Gosset não se poderá confiar (SAMOHYL, 2009).

A fim de se avaliar se as variáveis aqui estudadas possuem uma distribuição normal, pode ser utilizado o teste de Jarque-Bera. Neste teste a hipótese nula é que

existe normalidade e a hipótese alternativa é que não existe. Na utilização da estatística de Jarque-Bera, rejeita a normalidade quando esta estatística for maior que 6(seis) (SAMOHYL, 2009).

2.5.1.2 Multicolineariedade

Continuando com a primeira etapa abordada que trata da análise exploratória das variáveis, a Multicolinearidade pode ser avaliada segundo o relacionamento existe entre variáveis independentes. Para a regressão, a sua presença, a princípio, resulta em variâncias inflacionadas, artificialmente maiores do que seriam as verdadeiras, de tal maneira que forte correlação entre variáveis independentes confunde a análise da equação estimada dificultando a diferenciação entre variáveis como sendo relevantes ou irrelevantes (SAMOHYL, 2009).

No caso de uma equação relacionada a um MRLM que apresente problemas decorrentes de Multicolinearidade, as variáveis correlacionadas têm de ser eliminadas da equação ou duas ou mais variáveis correlacionadas serão combinadas gerando um índice (SAMOHYL, 2009).

Porém, conforme visto em Samohyl (2009), pode ocorrer o caso de a multicolinearidade existir entre variáveis sem ser efetivamente um problema, pois no caso das variáveis e os coeficientes relacionados com estas serem significantes pela estatística t, além disso, o teste estatístico F, que avalia a força do conjunto das variáveis, tem que ser efetuado, ou seja, o modelo tem que passar no teste F.

2.5.2 Transformações Nas Variáveis

A partir dos estudos das variáveis, podem ser detectadas necessidades de transformações antes das mesmas serem inseridas nas fórmulas que antecedem os modelos, ou até mesmo na análise de correlação. Algumas destas transformações se referem ao fato de as variáveis não apresentarem estacionaridade, linearidade ou normalidade.

No caso da falta da estacionaridade, uma transformação simples pode resolver este problema: a primeira diferença da série. Nesta transformação, ao invés de se trabalhar com o valor da variável original, utiliza-se diferença entre o valor atual e o anterior (SAMOHYL, 2009).

Já no caso da falta da Normalidade, Samohyl (2009) esclarece que a variável original pode ser transformada no seu logaritmo ou inversa, porém a transformação de Box-Cox se apresenta como o instrumento mais apropriado para contornar tal ocorrência indesejável.

E no caso da falta de Linearidade normalmente as transformações seguem as exponenciais, ou seja, a variável elevada à potência de n , sendo n assumindo diversos valores (-2;-1;-0,5;2...) (SAMOHYL, 2009).

2.5.3 Seleção de Variáveis Explicativas

Na escolha das variáveis regressoras a serem incluídas em um MRLM, existem vários procedimentos e critérios que podem ser utilizados para a seleção de um subconjunto de variáveis regressoras que poderão ser incorporadas ao modelo, dentre os quais podem ser citados os seguintes procedimentos: todas as regressões possíveis; método “passo atrás” (*backward*); método “passo a frente” (*forward*) e método “passo a passo” (*stepwise*) (CHARNET *et al.*, 2008).

- **Todas As Regressões Possíveis**

Neste método, considerando a existência de k variáveis regressoras, são feitos os ajustes de todos os modelos possíveis, sendo ajustados um total de $2^k - 1$ modelos. Uma vez os modelos ajustados, estes são comparados e o melhor é selecionado, porém uma quantidade grande de variáveis torna o modelo complexo, de difícil utilização (CHARNET *et al.*, 2008).

- **Método “Passo Atrás” (*Backward*)**

No método *backward* inicialmente se incorporam todas as variáveis auxiliares em um MRLM e após são efetuadas as etapas, onde uma variável por vez pode vir a ser eliminada. No caso em que alguma etapa não ocorra mais a necessidade de eliminação, o processo é interrompido e existe a definição do modelo final com as variáveis restantes (CHARNET *et al.*, 2008).

Para se identificar qual variável será eliminada em determinada etapa, existe um determinado modelo na qual se investigam as contribuições individuais das

variáveis ao modelo, sendo a de pior desempenho eliminada, caso ela não atenda um determinado critério mínimo exigido (CHARNET et al., 2008).

Em Vu, Muttaqi e Agalgaonkar (2015), foi utilizado esse método de eliminação de variáveis para chegar-se a um modelo que pudesse realizar a previsão mensal de demanda de eletricidade para o Estado de New South Wales, Austrália. Outra denominação que pode ser dada a esse procedimento, segundo Souza (2005), seria “abordagem do geral para o específico”.

- **Método “Passo A Frente” (*Forward*)**

Neste procedimento utiliza-se um Modelo de Regressão Linear Simples (só com uma variável), que usa como variável auxiliar a variável de maior correlação amostral observada com a variável dependente. Ao prosseguir as etapas, uma variável por vez pode ser acrescida. No caso em que em determinada etapa não possa ocorrer um acréscimo de variável, o processo é interrompido e o modelo final é definido a partir das variáveis selecionadas até este momento (CHARNET et al., 2008).

- **Método “passo a passo” (*stepwise*)**

O *stepwise* consiste numa generalização do procedimento *forward*, de tal maneira que no momento após cada etapa haja incorporação de uma variável, existe uma etapa na qual uma variável já selecionada pode ser eliminada. Para o procedimento chegar ao fim, nenhuma variável é incluída ou descartada.

Em Aranda et al. (2012), foi utilizado este método na construção de um modelo de regressão múltipla para estimar o consumo de energia anual do setor bancário espanhol.

2.5.4 Diagnóstico da Regressão (Análise de Resíduos)

No Diagnóstico em análise de regressão se procura avaliar se o modelo de regressão formulado para uma determinada análise ou estudo se apresenta adequado aos dados levados em consideração. Assim, a partir das estimativas

obtidas para os coeficientes, deve-se verificar se os pressupostos de regressão foram observados (BARRETO, 2011).

Tais pressupostos são: linearidade da função de regressão, normalidade, independência e homocedasticidade dos termos de erro (BARRETO, 2011; CHARNET *et al*, 2008).

- **Linearidade Da Função De Regressão**

Na suposição básica da Linearidade, se espera que haja uma relação linear entre as variáveis, sabendo-se que, se for necessário, pode ocorrer a transformação da variável antes dela entrar na equação (SAMOHYL, 2009).

- **Homocedasticidade (homogeneidade de variância dos erros)**

Este pressuposto se relaciona com a necessidade de o valor da variância do erro de regressão ser constante. Se isso não for verdade, os testes de hipóteses dos coeficientes podem padecer de estimativas erradas (SAMOHYL, 2009).

Em Diner *et al.* (2015), utilizou-se dos testes supracitados para avaliar um modelo de regressão linear. Tal pressuposto de um modelo de regressão linear não foi observado e os dados sofreram transformações.

Uma maneira de verificar a homogeneidade de variância dos erros é aplicar o teste *ncvTest* do pacote *car* no software R. Este teste calcula uma pontuação da hipótese de variância de erro constante contra a alternativa de que a variância do erro muda com o nível da resposta (valores ajustados), ou com uma combinação linear dos preditores (FOX, WEISBERG, 2015).

- **Independência Dos Termos De Erro**

Outra suposição em relação aos resíduos do modelo é a de que entre erros separados por uma defasagem constante não deve existir relacionamento (SAMOHYL, 2009).

A avaliação da independência dos erros pode ser feita através de um gráfico de sequência dos resíduos. Este gráfico de sequência informa no eixo das abscissas seu número de ordem sequencial e no eixo das ordenadas o valor para o resíduo

observado. No caso da independência, se apresenta dispersão aparentemente aleatória da sequência de resíduos em torno do eixo zero. Por outro lado, se ocorrem padrões com valores crescentes para a sequência de resíduos (de negativos para positivos, ou do modo contrário) ou aparência cíclica ou curvilínea, existe forte indicação de que os erros adjacentes não são independentes (BARRETO, 2011).

Outra maneira de avaliar a independência dos erros é utilizar o teste estatístico *Durbin Watson* (DW) para verificar se há correlação entre as variáveis independentes (ANSORGE *et al.*, 2012; MEKANIK *et al.*, 2013).

No teste *Durbin Watson*, conforme visto em Monteiro (2013), se verifica a presença de autocorrelação por meio das seguintes hipóteses: hipótese nula de parâmetro de autocorrelação igual a 0(zero) e a hipótese alternativa de parâmetro de autocorrelação diferente de zero, sendo a estatística de teste Durbin-Watson dada pela equação 10:

$$dw = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (10)$$

Sendo o e_i referente à i -ésima observação. Os valores referentes à estatística assumem valores maiores ou iguais a 0(zero) até o valor de igual ou menor que 4(quatro).

Para fazer a avaliação, o valor dw é comparado a valores críticos dL e dU nas tabelas que podem ser vistas em Durbin e Watson (1951). Existem várias tabelas, conforme o nível de significância (1 ou 5% por exemplo), a quantidade de observações realizadas e a quantidade de variáveis presentes no modelo.

Em Monteiro (2013) se apresenta como deve ser feita a avaliação, e a partir das informações verificadas foi elaborado o Quadro 4.

Quadro 4 – Avaliação do teste Durbin Watson conforme valores de dW

Posicionamento do dW	Teste de Hipótese (H_0 : parâmetro de autocorrelação =0) / Avaliação do teste de independência
$0 \leq dw < dL$	Rejeitada H_0 (dependência)
$dL \leq dw \leq dU$	Teste inconclusivo
$dU \leq dw < 4 - dU$	Não rejeitada H_0 (Independência)
$4 - dU \leq dw \leq 4 - dL$	Teste inconclusivo
$4 - dL < dw \leq 4$	Rejeitada H_0 (dependência)

Fonte: Elaboração Própria. Adaptado de Monteiro (2013).

Então, a partir do momento em que a equação de regressão está sendo feita, através dos resíduos pode ser calculada a estatística DW e, a um nível de 5%, verificar na respectiva tabela os valores de dL e dU . Caso o modelo tenha sido construído com 5 variáveis independentes, a partir de 70 observações, o dL seria 1,46 e o dU seria 1,77. Assim, caso o dw apresenta, se o resultado igual ou maior que 1,46 e até menor do que 2,23, seria avaliado que os termos do resíduo ou erro são independentes.

Como exemplo de utilização do valor dw , em Heather *et al.* (2012), foi calculada a estatística *Durbin Watson*, que apresentou o resultado abaixo de 1,08 e, a partir das diretrizes estabelecidas pelo teste, indicou que os termos do resíduo são independentes. Já em Aranda *et al.* (2012), com um $DW=1,58$, o pressuposto não foi recusado. Todavia Berry (1993) *apud* Field (2009) acrescenta que valores inferiores a 1 ou superiores a 3 são definitivamente motivo de preocupação.

▪ Normalidade Dos Termos De Erro

A suposição de normalidade dos erros pode ocorrer através da inspeção de um histograma, mas uma maneira mais usual é feita por meio de um gráfico de normalidade de resíduos. Nele deve se observar o aspecto de linearidade dos pontos (BARRETO, 2001).

Em relação ao histograma, procura-se verificar se existe um formato de sino indicando que se trata de uma distribuição normal (TORMAN; COSTER; RIBOLDI, 2012).

Outra maneira de se avaliar se os resíduos apresentam distribuição normal é realizada através do teste de *Jarque Bera*. Neste teste a hipótese nula é que existe normalidade e a hipótese alternativa é que não existe. Na estatística de Jarque-Bera rejeita-se a normalidade quando seu valor for maior que 6(seis) (SAMOHYL, 2009).

▪ Outras questões relacionadas ao Diagnóstico

Além dos pontos abordados até o momento em matéria de Diagnóstico da Regressão (Análise de Resíduos), há de se ressaltar a possibilidade da presença de observações *outliers* (pontos de alavanca) (BARRETO, 2011).

2.5.5 Inferências e interpretações

Nesta fase, podem-se extrair inferências gerais partindo do modelo estimado. Assim, podem ser observados os valores para os testes t individuais para cada um dos coeficientes, e, além disso, o coeficiente de determinação e a estatística F (BARRETO, 2011).

- **Teste de coeficientes individuais (teste t)**

O teste que avalia coeficientes individuais, segundo Samohyl (2009), vai depender do cálculo da estatística t de Gosset. A partir do teste se identifica qual coeficiente relacionado à variável não é significativo.

Em Aranda *et al.* (2012), o teste t é utilizado para julgar se uma das variáveis do modelo está adequada para permanecer ou não num modelo.

A utilização do teste t mensura a significância da variável de forma individualizada no modelo e, juntamente com o teste F, permite a retirada de variáveis no método *backward*. (SOUZA, 2005).

- **Teste de significação da equação de regressão (teste F)**

Para avaliar se a equação de regressão tem elementos de relação significativa entre a variável resposta e as variáveis independentes se utiliza o teste F, que nada mais é do que o primeiro e mais básico teste de hipóteses para se averiguar o grau de veracidade das estimativas. A hipótese nula seria que todos os coeficientes são iguais a zero (SAMOHYL, 2009).

O teste F foi utilizado em Aranda *et al.* (2012) para verificar a hipótese alternativa de pelo menos uma variável ter uma contribuição significativa no modelo de regressão.

Também foi visto como indicador de confiabilidade, possibilitando a validade de um modelo de previsão do consumo de eletricidade de energia da Turquia (KAYTEZ, 2015).

De acordo com Hocking (*apud* ALVES, 2013), o teste F pode ser considerado um dos critérios estatísticos de seleção mais utilizados, como apoio nos procedimentos de seleção de variáveis

- **O Coeficiente de determinação - R^2**

O Coeficiente de determinação R^2 , segundo Samohyl (2009) é a medida mais utilizada para expressar a representatividade da reta estimada e é calculado a partir da equação 11:

$$R^2 = \frac{(SQT - SQE)}{SQT} \quad (11)$$

Onde o SQT é a soma de quadrados total que considera tão somente a diferença entre o valor médio de Y_t e o valor esperado, podendo ser expresso na equação 12.

$$SQT = \sum_{t=1}^T (Y_t - \bar{Y})^2 \quad (12)$$

Onde Y_t é o valor observado de Y no instante t e \bar{Y} é a média de todos os valores de Y . Já o SQE é a soma dos erros quadrados, que se apresenta conforme a equação 13.

$$SQE = \sum_{t=1}^T (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (13)$$

Sendo o \hat{Y}_t o valor estimado de para o momento \hat{Y}_t . O SQE será sempre menor que SQT e o valor de R^2 será entre 0 e 1. É válido informar que $SQT - SQE$ é chamado de SQR ou Soma dos Quadrados da Regressão (SAMOHYL, 2009).

Note-se, no entanto, que a adição de uma outra variável independente não fará com que o R^2 vá diminuir, mas, muitas vezes, provoca-se um aumento apenas devido à presença da nova variável. Para compensar esta tendência, a maioria dos pacotes de software de regressão fornece um valor R^2 ajustado (SHELTON, 1987).

2.5.6 Validação do modelo final

Nesta etapa se avalia quantitativamente a capacidade preditiva do modelo frente a novas observações. Em Barreto (2011), num exemplo de desenvolvimento de um Modelo de Regressão Linear de todos os dados que haviam disponíveis, foi separada parte para treinar o modelo e a parte posterior para validar o modelo.

Em Kaytez *et al.* (2015), foram utilizados para modelagem os dados de 1970 a 2009 relacionados ao uso de energia, e para testar o modelo foram utilizados os dados de 2010 e 2011 para fins de validação. Já em Ambera, Aslamb e Hussainc

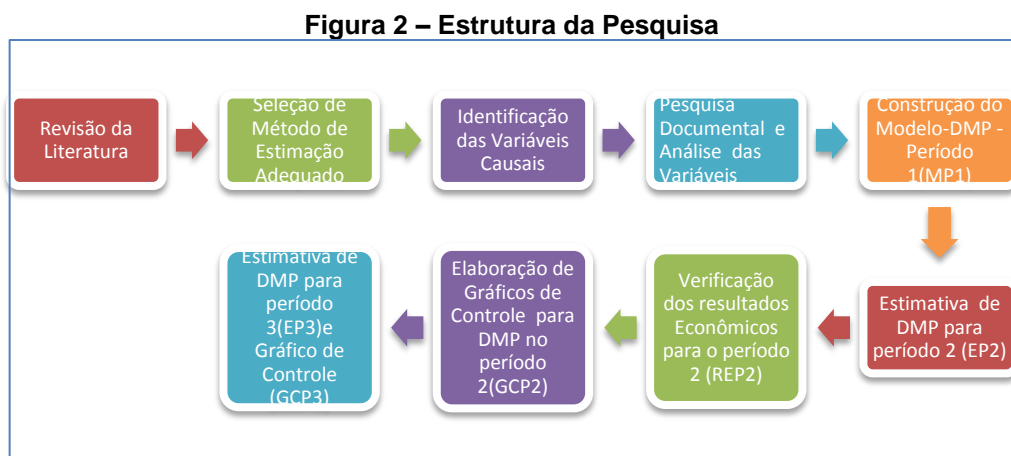
(2015) foram utilizados os 12 meses de 2013 para validar o modelo que foi treinado a partir do conjunto de dados entre os anos 2007-2012.

3 CONSIDERAÇÕES METODOLÓGICAS

Esta dissertação trata-se de uma pesquisa exploratória aplicada e o método adotado envolveu revisões bibliográficas, verificação de contrato com distribuidoras de energia, resoluções normativas da ANEEL, verificação de faturas de energia elétrica mensal e entrevistas com o corpo técnico do setor responsável pela Gestão de Energia Elétrica da Instituição de Ensino Superior em que foi desenvolvida tal dissertação, levantamento e análise de dados, enfim, uma série de procedimentos que levaram a um maior conhecimento e entendimento do problema proposto para que assim fosse construído um modelo e uma estimativa que atendessem aos objetivos traçados na introdução desta dissertação.

3.1 ESTRUTURA DA PESQUISA

A estrutura da pesquisa realizada está ilustrada na Figura 2.



Fonte: Elaboração Própria.

Enfim, procurando esclarecer a metodologia e as etapas que são mais bem descritas nos próximos tópicos, observa-se que, em determinados momentos, a descrição consiste de etapas agrupadas.

- **Revisão da Literatura**

Na revisão da literatura, foi realizada uma pesquisa em artigos dispostos em bases de dados mais citadas em relação a estimativas de demanda de energia

elétrica tais como as coleções Scopus (Elsevier), as dissertações de mestrado, teses de doutorado relacionados ao tema de estimativa de demanda de energia elétrica, além de livros relacionados ao tema de regressão linear múltipla. Este tópico é mais bem detalhado no capítulo sobre o referencial teórico.

▪ **Seleção de Método de Estimação Adequado**

Na previsão de carga elétrica, os modelos de previsão vêm sendo utilizados com considerável nível de sucesso. Estes métodos podem ser classificados como modelos de séries temporais (univariados), no qual a carga é modelada em função de valores ocorridos no passado e modelos causais, nos quais a carga é modelada em função de alguns fatores, especialmente variáveis sociais e o tempo. (SILVA, 2003).

Nesta dissertação existe o interesse de estimar a demanda máxima de potência de energia elétrica diante de uma mudança: seja aumento ou diminuição na quantidade de alunos e/ou outros fatores, de modo que seja possível renegociar a contratação do MUSD adequado e que possibilite uma redução de custos relacionada à energia elétrica. Nesse sentido foi utilizado o método de Regressão Linear Múltipla.

▪ **Identificação das Variáveis**

Variável Dependente: Demanda Medida De Ponta Mensal (DMP)

Conforme a ANEEL(2012), a demanda medida e a demanda são definidas da seguinte forma:

[...] demanda medida: maior demanda de potência ativa, verificada por medição, integralizada em intervalos de 15 (quinze) minutos durante o período de faturamento;

demanda: média das potências elétricas ativas ou reativas, solicitadas ao sistema elétrico pela parcela da carga instalada em operação na unidade consumidora, durante um intervalo de tempo especificado, expressa em quilowatts (kW) e quilovolt-ampère-reactivo (kVAr), respectivamente (ANEEL, 2012).

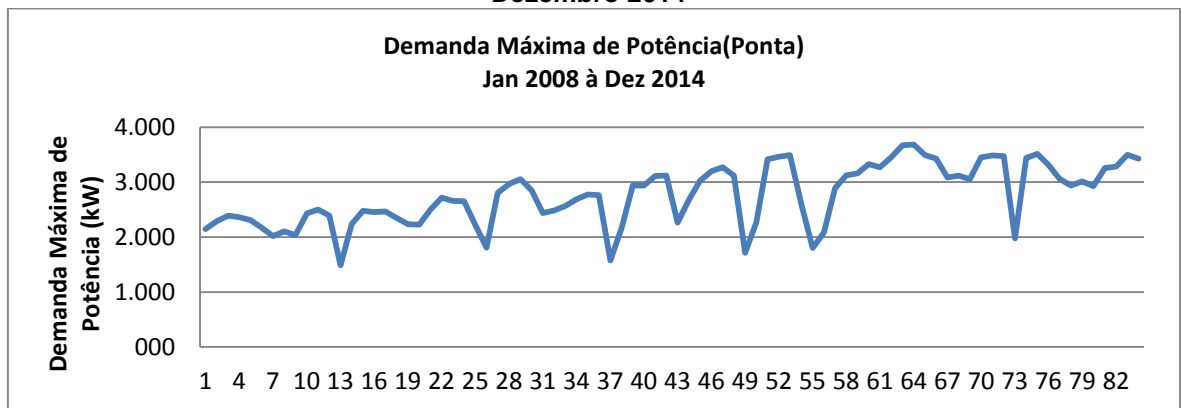
O fato de a variável ser considerada de ponta se refere ao horário de ponta, compreendido entre dezoito (18) hs e vinte e uma (21) hs, conforme consta no

Contrato de Uso do Sistema de distribuição entre a UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA (UFPB) e a sua distribuidora de energia.

Esta dissertação deu enfoque a este tipo de demanda, nomeada como DMP, até porque os custos associados a ela são bem maiores geralmente do que os custos associados à demanda Medida Fora de Ponta Mensal apresentada nos Apêndices.

No Gráfico 5 é apresentada a Evolução da Demanda Máxima de Ponta mensal entre Janeiro de 2008 e Dezembro de 2014, onde pode ser visto que ano a ano existe uma certa tendência de aumento da demanda máxima mensal, e, além disso, sempre existem reduções nos níveis de demanda de forma aparentemente periódica.

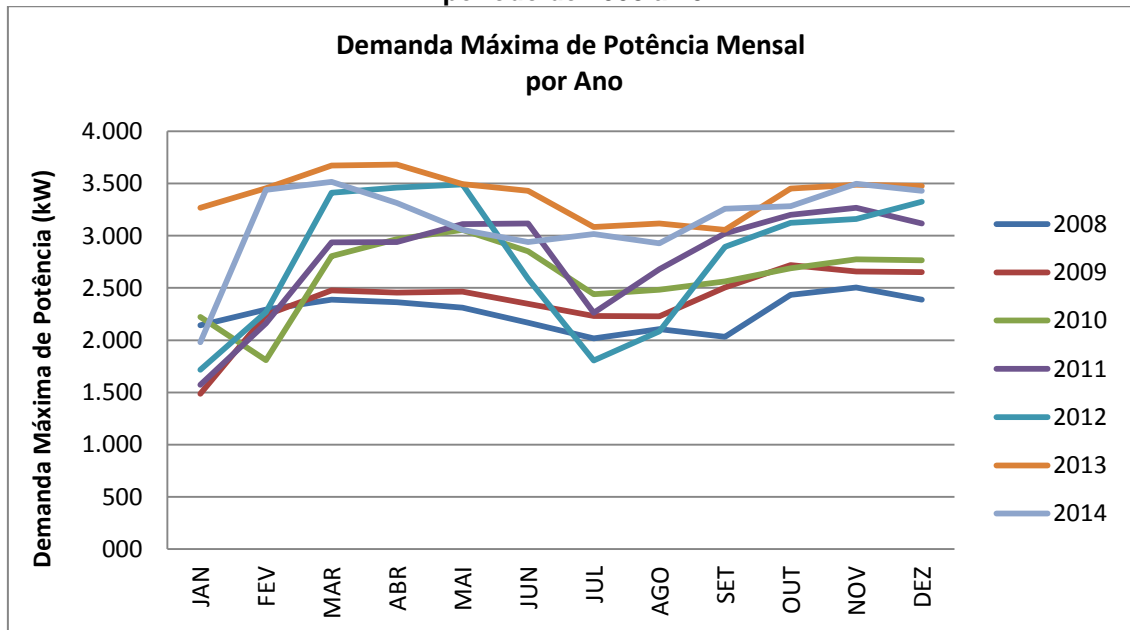
Gráfico 5 – Evolução da Demanda Máxima de Ponta no período entre Janeiro de 2008 e Dezembro 2014



Fonte: Elaboração própria a partir de Relatórios de Energia Elétrica – Sistema CCK-Disponibilizado pela Divisão de Engenharia Elétrica-Prefeitura Universitária.

Quando a demanda máxima de potência é exposta por ano, ela se apresenta conforme o gráfico 6, onde pode ser observado que entre um ano e outro geralmente ocorre uma elevação quando considerado o mesmo mês.

Gráfico 6 – Evolução da Demanda Máxima de Ponta na UFPB-CAMPUS I por ano no período de 2008 a 2014



Fonte: Elaboração Própria a partir de Relatórios de Energia Elétrica – Sistema CCK-Disponibilizado pela Divisão de Engenharia Elétrica-Prefeitura Universitária.

Além disso, aparentemente tanto em Janeiro quanto em meses como julho, agosto e setembro ocorre uma queda no nível de DMP, assim como, nos meses de maio e novembro ocorrem os períodos com maior elevação deste nível.

▪ Variáveis Independentes a serem estudadas

As variáveis independentes que são utilizadas para descrever o comportamento de variáveis dependentes relacionadas ao uso de energia elétrica são as mais diversas. A partir da revisão da literatura e de entrevistas realizadas com o corpo técnico do setor de engenharia elétrica da prefeitura universitária da UFPB, foram selecionadas algumas variáveis que a princípio poderiam apresentar considerável correlação com a DMP.

Estas variáveis inicialmente foram utilizadas para verificar a correlação com a DMP. Desta maneira, foram selecionadas as que apresentaram o maior módulo do valor da correlação e, num segundo momento, foi verificado se existe correlação entre as variáveis, a fim de evitar a Multicolinearidade.

Assim, as variáveis Independentes foram classificadas da seguinte forma: Variáveis relacionadas aos usuários, Variáveis relacionadas a eventos ocorridos,

Variáveis relacionadas ao Clima e Variável Teste, apresentadas nos Quadros de 5 a 8.

Quadro 5 – Variáveis relacionadas aos usuários da UFPB-CAMPUS I

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL	DETALHAMENTO
AGA1D	Número de Alunos de Graduação Matriculados em determinado período – Cursos Diurnos ou Integrais	Sistema de Controle Acadêmico (SCA) da UFPB, Dados cedidos pelo STI (Superintendência de Tecnologia da Informação).
TAGAD	Número de Alunos de Graduação que realizaram trancamento total no período (OBS: foi considerado o último mês possível para trancamento conforme calendário oficial) – Cursos Diurnos ou Integrais	
AGA2D	Número de Alunos Matriculados excluindo-se o número de trancamentos (AGA 1-TAGA) – Cursos Diurnos ou Integrais	
AGA1V	Número de Alunos de Graduação Matriculados em determinado período – Cursos Vespertinos	
TAGAV	Número de Alunos de Graduação que realizaram trancamento total no período (OBS: foi considerado o último mês possível para trancamento conforme calendário oficial) – Cursos Vespertinos	
AGA2V	Número de Alunos Matriculados excluindo-se o número de trancamentos (AGA 1-TAGA) – Cursos Vespertinos	
AGA1N	Número de Alunos de Graduação Matriculados em determinado período – Cursos Noturnos	
TAGAN	Número de Alunos de Graduação que realizaram trancamento total no período (OBS: foi considerado o último mês possível para trancamento conforme calendário oficial) – Cursos Noturnos	
AGA2N	Número de Alunos Matriculados excluindo-se o número de trancamentos (AGA 1-TAGA) – Cursos Noturnos	
AGA1S	Número de Alunos de Graduação Matriculados em determinado período – SOMA	
TAGAS	Número de Alunos de Graduação que realizaram trancamento total no período (OBS: foi considerado o último mês possível para trancamento conforme calendário oficial)-SOMA	
AGA2S	Número de Alunos Matriculados excluindo-se o número de trancamentos (AGA 1-TAGA)-SOMA	

Continua

AGA1SZ	É o valor de AGA1, sendo considerado "0" nos meses que não houve dias letivos de graduação	Adaptado de Sistema de Controle Acadêmico (SCA)
TAGASZ	É o valor de TAGA, sendo considerado "0" nos meses que não houve dias letivos de graduação	
AGA2SZ	É o valor de AGA2, sendo considerado "0" nos meses que não houve dias letivos de graduação	
APGCM	Número de alunos da Pós-graduação - Total Matriculado (GEOCAPES)	Relatório do Indicador Distribuição de Discentes de pós Graduação no Brasil. Disponível em http://geocapes.capes.gov.br/geocapes2/ .
APGCT	Número de alunos da Pós-graduação - Total Titulado (GEO CAPES)	
APGCMT	Número de alunos da Pós-graduação; Matriculados + Titulados (GEO CAPES)	
APGM	Número de alunos de Pós-Graduação Matriculados em determinado ano	Resposta da Pró-reitora de Pós-Graduação da UFPB, através de pedido protocolado encaminhado pelo Sistema Eletrônico do Serviço de Informação ao cidadão (e-SIC)
APGT	Número de trancamentos realizados pelos alunos de Pós-Graduação em determinado ano.	
APGM2	Número de alunos de Pós-Graduação Matriculados em determinado ano sendo subtraída a quantidade de trancamentos (APGM-APGT)	
DOC	Número de Docentes da IES	Relatório de Técnicos-Administrativos e docentes por unidade (Sistema Integrado de Gestão de Planejamento e de Recursos Humanos). https://sistemas.ufpb.br/sigrh/public/abas/form_consulta_quantitativos.jsf
TEC	Número de Técnicos da IES	
SAT	Soma dos Servidores Ativos da IES (DOC+TEC)	

Fonte: SCA-UFPB, GEOCAPES, SIG RH-UFPB.

Este tipo de variável é frequentemente utilizada em trabalhos que envolvem a modelagem ou estimativa de variáveis respostas relacionadas a consumo ou demanda de energia elétrica (ARANDA *et al.*, 2012; MARTANI *et al.*, 2012; HONG, KOO; JEONG, 2012).

Quadro 6 – Variáveis relacionadas a eventos ocorridos

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL
DLG	Dias letivos -graduação
FRG	Feriado graduação
DM	Número de dias no mês

Fonte: CALENDÁRIOS ACADÊMICOS – CURSOS PRESENCIAIS DA UFPB - CAMPUS I, II e III (JOÃO PESSOA, AREIA E BANANEIRAS), DIVERSOS PERÍODO HOMOLOGADOS/APROVADOS PELO CONSEPE.

Foram verificados os calendários oficiais referentes à graduação da instituição e realizado o levantamento de quantos dias letivos de graduação, feriados e número de dias por mês, a fim de verificar a correlação destas variáveis com a demanda máxima mensal.

Já os calendários da pós-graduação ofereceram dificuldades, uma vez que na instituição não existe um tipo de calendário único: certos programas se apresentam de maneira trimestral e outros de forma diferente.

Quadro 7 – Variáveis relacionadas ao Clima

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL
VVM	Velocidade Vento Media
VVMAM	Velocidade Vento Maxima Media
IT	InsolacãoTotal
NDP	Número de Dias com Precipitacao
PT	Precipitação total
TMAM	Temperatura Máxima Media
TCM	Temperatura Compensada Media
TMIM	Temperatura Minima Media
URM	Umidade Relativa Media

Fonte: BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa do INMET(Instituto Nacional de Metereologia).

Variáveis relacionadas ao Clima são verificadas em trabalhos de modelagem matemática ou previsão de variáveis respostas de consumo ou demanda de energia elétrica (AMBER; ASLAM; HUSSAIN, 2015; ARANDA *et al.*, 2012; HAWKINS, D *et al.*, 2012).

Além das variáveis apresentadas anteriormente, foram criadas alguns variáveis testes, uma delas calculada através do produto entre a quantidade de dias letivos de graduação (DLG) e a quantidade de alunos de graduação matriculados no período. Imaginando que tal variável poderia ser útil na descrição do modelo, supondo que, se em determinado mês existe uma quantidade determinada de alunos, o impacto que isto terá na quantidade de demanda de potência será menor em um mês com menos dias letivos de graduação.

Quadro 8 – Variáveis Teste

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL
DLGXAGA1D	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período-Cursos Diurnos e Integrais CÁLCULO = “DLG” X “AGA1D”
DLGXAGA2D	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período ,retirando a quantidade de alunos que realizaram o trancamento total no últimos mês de trancamento - Cursos Diurnos e Integrais CÁLCULO = “DLG” X “AGA2D”
DLGXAGA1V	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período -Cursos Vespertinos CÁLCULO = “DLG” X “AGA1V”
DLGXAGA2V	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período, retirando a quantidade de alunos que realizaram o trancamento total no últimos mês de trancamento Cursos Vespertinos CÁLCULO = “DLG” X “AGA2V”
DLGXAGA1N	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período -Cursos Noturnos CÁLCULO = “DLG” X “AGA1N”
DLGXAGA2N	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no períodos, retirando a quantidade de alunos que realizaram o trancamento total no últimos mês de trancamento - Cursos Noturnos CÁLCULO = “DLG” X “AGA2N”
DLGXAGA1S	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período -Soma dos Cursos Diurnos,Vespertinos e Noturnos CÁLCULO = “DLG” X “AGA1S”
DLGXAGA2S	Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período, retirando a quantidade de alunos que realizaram o trancamento total no último mês de trancamento -Soma dos Cursos Diurnos,Vespertinos e Noturnos CÁLCULO = “DLG” X “AGA2S”

Fonte: Elaboração Própria.

Essas variáveis testes foram criadas com a intenção de melhorar o modelo, de maneira que, assim como as variáveis originais, elas passarão por testes estatísticos para verificar a possibilidade de permanecer no modelo.

▪ **Análise de Dados**

Foi verificado se a variável dependente é contínua, se ela apresenta distribuição normal e é estacionária, sendo apresentados estes últimos dois testes juntamente com os testes realizados nas candidatas a variáveis independentes.

A fim de verificar a correlação entre as variáveis independentes e dependentes, através do coeficiente de correlação de Pearson, foram verificadas se

as variáveis independentes obedeciam a certas suposições que garantissem a representatividade desse coeficiente, como: linearidade, normalidade e estacionaridade.

Inicialmente foi avaliado se as variáveis eram estacionárias ou não, utilizando dois métodos relacionados ao teste Dickey-Fuller, que são o teste ADF e o teste PP, sendo que na ocorrência de resultados discordantes, foi utilizado o teste KPSS.

Continuando a Análise de Dados, admite-se que variáveis candidatas a serem independentes seguem uma distribuição normal, de tal maneira que testes de normalidade são efetuados nas variáveis que foram consideradas estacionárias a partir do teste realizado anteriormente.

Para se identificar a normalidade foi utilizado o teste de Jarque-Bera, onde a hipótese nula é que existe normalidade e a alternativa é que não existe. Na utilização da estatística de Jarque-Bera, rejeita-se a normalidade quando essa estatística for maior do que 6(seis) (SAMOHYL, 2009).

Caso as variáveis não possuam este tipo de distribuição, pode ser procurada alguma transformação que torne a variável como sendo normal (SAMOHYL, 2009).

Uma das transformações mais utilizadas é a de Box-Cox. Samohyl (2009) a considera como o instrumento mais apropriado para resolver o problema de não normalidade e apresenta a forma matemática mais completa a seguir:

$$X_i(\lambda) = \frac{x_i^\lambda - 1}{\lambda} \quad (14)$$

Sendo o valor de λ escolhido entre 3 e -3, com exceção do 0(zero).

Posteriormente as variáveis que não apresentaram indícios de distribuição normal e foram transformadas, conforme a transformação de Box-Cox, foram reavaliadas quanto ao pressuposto de Estacionaridade.

Assim, na medida em que são conhecidas as candidatas a variáveis independentes que apresentaram Estacionaridade e Normalidade, a próxima etapa consistiu em verificar quais dessas apresentam Linearidade com a variável dependente DMP.

Esta avaliação foi feita através de gráficos de dispersão e cálculo do coeficiente de determinação R^2 , considerando que a variável DMP é a variável

dependente e se construindo um modelo onde a candidata a variável independente seria a única responsável pela construção do modelo

Então, a partir das variáveis independentes que atenderam às suposições citadas, foi calculada a correlação entre estas e a variável dependente (DMP), sendo que as variáveis consideradas com coeficientes mais relevantes foram testadas no modelo, respeitando as suposições esperadas dos modelos de regressão linear.

É fundamental destacar que todos os testes estatísticos realizados, bem como gráficos, foram realizados no software R, com exceção dos casos em que outros aplicativos são citados nesta dissertação.

▪ Inserção de variáveis Dummy no modelo a ser testado

Na dissertação aqui realizada, além da verificação de que variáveis se relacionam com o comportamento da DMP, faz-se necessário identificar a sazonalidade que aparentemente possa ocorrer e a tendência da série temporal. Para isto serão utilizadas variáveis dummy referentes a meses e anos conforme o Quadro 9.

Quadro 9 – Descrição das variáveis *Dummy* disponíveis para o modelo

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO DA VARIÁVEL
DA6A	Variável Dummy- ano referente a 6 anos antes (2008), fica "1", do contrário "0"
DA5A	Variável Dummy- ano referente a 5 anos antes (2009), fica "1", do contrário "0"
DA4A	Variável Dummy- ano referente a 4 anos antes (2010), fica "1", do contrário "0"
DA3A	Variável Dummy- ano referente a 3 anos antes (2011), fica "1", do contrário "0"
DA2A	Variável Dummy- ano referente a 2 anos antes (2012), fica "1", do contrário "0"
DA1A	Variável Dummy- ano referente a 1 ano antes (2013), fica "1", do contrário "0"
DJAN	Variável Dummy- mês de Janeiro, fica "1", do contrário "0"
DFEV	Variável Dummy- mês de Fevereiro, fica "1", do contrário "0"
DMAR	Variável Dummy- mês de Março, fica "1", do contrário "0"
DABR	Variável Dummy- mês de Abril, fica "1", do contrário "0"
DMAI	Variável Dummy- mês de Maio, fica "1", do contrário "0"
DJUN	Variável Dummy- mês de Junho, fica "1", do contrário "0"
DJUL	Variável Dummy- mês de Julho, fica "1", do contrário "0"
DAGO	Variável Dummy- mês de Agosto, fica "1", do contrário "0"
DSET	Variável Dummy- mês de Setembro, fica "1", do contrário "0"
DOUT	Variável Dummy- mês de Outubro, fica "1", do contrário "0"
DNOV	Variável Dummy- mês de Novembro, fica "1", do contrário "0"
DDEZ	Variável Dummy- mês de Dezembro, fica "1", do contrário "0"

Fonte: Elaboração Própria.

Porém, com o intuito de se evitar o problema chamado de armadilha da variável binária, para cada categoria k (anos e meses), são inseridas $k-1$ variáveis, de tal maneira que, se a categoria anos envolve 5 anos, são acrescentadas apenas 4 variáveis *dummy* referentes a anos; da mesma forma, se existem 12 meses, são acrescentadas 11 variáveis *dummy* referentes à categoria meses.

▪ **Construção do Modelo (P1)**

O modelo proposto inicialmente foi treinado a partir do período P1, iniciado em janeiro de 2008 e findo em dezembro de 2013, a fim de que o modelo fosse testado e foi realizada a estimativa para 2014, uma vez os dados de 2014 são conhecidos e assim é possível se avaliar a qualidade desta estimativa.

Então, para se construir este modelo, foram realizados os passos contidos no fluxograma do Apêndice B, sendo aqui destacados os seguintes detalhes:

- Na escolha de quais variáveis poderiam ser consideradas variáveis independentes, foram consideradas as que apresentavam considerável correlação com a variável dependente DMP, tendo o cuidado de evitar a multicolinearidade;
- Para selecionar que variáveis permaneceram no modelo: foi utilizado o método “passo atrás” ou *backward*, onde inicialmente se incorporam todas as variáveis auxiliares em MRLM e, percorrendo etapas, foi eliminada uma variável por vez e, se em dado momento não há mais necessidade de eliminar alguma variável, o processo é então interrompido e as variáveis restantes definem o modelo final (CHARNET *et al.*, 2008);
- Uma das etapas consiste na verificação, através do teste estatístico t , de todos os coeficientes individuais e se todas as variáveis serão inclusas, caso contrário é retirada a variável do modelo e deve-se verificar novamente;
- No teste estatístico F a representatividade da equação como um todo é testada;
- Após a construção do modelo, foram verificadas as suposições básicas tais como o fato de o valor esperado do erro ser zero, de o valor esperado

da variância do erro de regressão ser constante, e as suposições de independência e normalidade dos erros.

- **Estimativa para o período 2 (P2)**

A partir do modelo (P1), foi realizada a estimativa para o período 2 (P2), que se inicia em janeiro de 2014 e segue até dezembro de 2014. Os valores referentes às demandas máximas de potência deste período são conhecidos, desta forma tal estimativa pode ser avaliada.

- **Verificação dos resultados econômicos (P2)**

De posse dos valores estimados para P2, que neste momento será considerado o valor de demanda contratada, podem ser calculados os valores mensais de demanda contratada e não utilizada e/ou demanda medida que ultrapassou a demanda contratada por mês e por período.

Os valores citados acima podem ser comparados com o valor de demanda máxima de ponta contratada de forma tradicional, ou seja, o mesmo valor de demanda fixo para todo o ano.

Todavia, há de se considerar que existe uma antecedência mínima para solicitar a redução do MUSD contratado (180 dias) ou adição do MUSD contratado (90dias) e neste ponto uma estimativa serviria como uma ferramenta de apoio à gestão num momento de solicitação de ajuste no MUSD contratado.

- **Elaboração de Gráficos de Controle (P2)**

Existindo valores estimados para o valor de demanda máxima de energia elétrica mensal na IES em estudo, é de se esperar que o valor medido não seja igual a estes valores. Desta maneira, existindo limites com valores superiores e inferiores, isso serviria como uma referência de controle.

▪ Estimativa e Gráfico de Controle (P4)

Após a verificação de que o modelo P1 e os testes no período P2, propiciaram resultados satisfatórios, será feito um novo modelo, baseado no período P1 e no P2, aqui nomeado de período P3. Este modelo será utilizado para testar o período P4, compreendido entre janeiro de 2015 a dezembro de 2015. Porém este modelo não poderá ser totalmente avaliado, uma vez que os dados referentes ao período P4 não são conhecidos no todo até o momento. A partir desta afirmativa, poderão ser construídos gráficos de controle.

3.2 DESCRIÇÃO DO LOCAL ONDE FOI REALIZADO O ESTUDO

A Universidade Federal da Paraíba (UFPB) foi criada por lei em 1955, é uma instituição autárquica de regime especial, de ensino, pesquisa e extensão, vinculada ao Ministério da Educação, com sede na cidade de João Pessoa e atuação em todo o Estado da Paraíba e em outras cidades como Areia, Bananeiras, Rio Tinto e Mamanguape. Porém esta dissertação está direcionada para o campus sede localizado em João Pessoa, sem considerar a área correspondente à Mangabeira, nesta cidade.

O Campus I, sediado na cidade de João Pessoa, compreende os seguintes Centros: Centro de Ciências Exatas e da Natureza - CCEN; Centro de Ciências Humanas, Letras e Artes (CCHLA); Centro de Ciências Jurídicas (CCJ); Centro de Ciências da Saúde (CCS); Centro de Ciências Sociais Aplicadas (CCSA); Centro de Educação (CE); o Centro de Tecnologia (CT); o Centro de Ciências Médicas (CCM), Centro de Energias Alternativas e Renováveis (CEAR); Centro De Comunicação Turismo E Artes (CCTA) e o CENTRO DE Informática (CI). Além destes existe o Hospital Universitário, a Reitoria, Bibliotecas, Refeitório e outros setores, sendo no total, mais de 200.000 m² de área construída.

No Campus I-UFPB são atendidos 22.298 alunos matriculados no período 2015.1 nos cursos de Graduação, de acordo com o sistema de Controle Acadêmico (SCA) da UFPB e com informações cedidas pela Superintendência de Tecnologia da Informação (STI), além de 3.642 alunos de pós-graduação matriculados (informação de dezembro de 2014), conforme informações prestadas pela Pró-reitora de Pós-

Graduação. Em relação aos alunos de graduação matriculados entre janeiro de 2008 e dezembro de 2014, ocorreu um aumento de 48% do número de alunos.

Em relação aos docentes, de acordo com o sistema SIG RH, a quantidade aumentou de 1024 em janeiro de 2008 para 2218 em dezembro de 2014. Já os técnicos administrativos que eram 2373 em janeiro de 2008 tornaram-se 3258 em dezembro de 2014.

Obviamente na UFPB não existem apenas alunos, docentes ou técnicos em relação ao consumo de energia elétrica, pois ocorrem ainda os chamados permissionários, ou seja, usuários de energia elétrica dentro da UFPB que prestam serviços como: bancos, lanchonetes, copiadoras dentre outros, mas só respondem por 4 % do consumo total.

Já em relação ao comportamento da maior ou menor DMP mensal ocorrida num ano, em 2008 ocorreu um mínimo valor de 2503,20 kW e em 2013 observou-se um máximo com valor 47 % superior ao mínimo. Quanto aos meses que apresentam maiores DMP, observados no período de 2008 a 2014, eles estão compreendidos entre março e abril e outubro ou novembro. Ao contrário, os meses de janeiro, fevereiro, julho, agosto e setembro possuem menores DMP no período considerado.

A UFPB – CAMPUS I utiliza equipamentos de monitoração a distância e software referente, do fabricante CCK Automação (modelo 6700), onde através dele é feito o acompanhamento online do consumo, demandas e fator de potência da UFPB como um todo e em termos parciais, é realizado o acompanhamento da metade da energia consumida na unidade, que por sua vez não é online, mas a partir de coletas mensais. Nesta dissertação foram considerados apenas os dados relacionados à UFPB-CAMPUS I, conforme foram observados em relatórios do sistema supervisorizado disponibilizado pela divisão especial de Eletricidade.

4 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados da Análise de Dados das Variáveis, que, por sua vez, habilitou certas variáveis a participarem do cálculo do coeficiente de correlação entre as candidatas a variáveis independentes e a variável dependente DMP, assim como é apresentada a construção de modelos e outros resultados conforme o que foi proposto na metodologia.

4.1 ANÁLISE DE DADOS DAS VARIÁVEIS

Aqui serão apresentados os resultados relacionados a testes de Estacionaridade, Normalidade e Linearidade.

4.1.1 Estacionaridade

Os testes PP.test e adf.test

Foram realizados os testes Dickey-Fuller através dos testes ADF e do teste PP nas variáveis, sendo que os resultados que se apresentaram como não divergentes estão expostos na Tabela 4.

Tabela 4 – Testes de Estacionaridade não divergentes

Variáveis independentes	Ho=Não Estac.		Ho=Não Estac.		AVALIAÇÃO
	PP.test		adf.test		
	Dickey-Fuller	p-value	Dickey-Fuller	p-value	
AGA1D	-5,5211	0,01	-3,9726	0,01591	ESTACIONÁRIA
AGA1N	-5,5916	0,01	-4,335	0,01	ESTACIONÁRIA
AGA1S	-5,5619	0,01	-4,148	0,01	ESTACIONÁRIA
AGA1V	-5,5217	0,01	-4,8522	0,01	ESTACIONÁRIA
AGA2D	-5,5863	0,01	-3,9871	0,01525	ESTACIONÁRIA
AGA2S	-5,5082	0,01	-4,1092	0,01	ESTACIONÁRIA
AGA2V	-5,6137	0,01	-4,8653	0,01	ESTACIONÁRIA
APGCM	-2,2093	0,4901	-2,1888	0,4985	NÃO ESTACIONÁRIA
APGCMT	-2,174	0,5045	-2,1432	0,517	NÃO ESTACIONÁRIA
APGCT	-1,759	0,6734	-1,663	0,7125	NÃO ESTACIONÁRIA
APGM2	-3,4307	0,05775	-3,1791	0,09812	NÃO ESTACIONÁRIA
APGT	-2,3532	0,4315	-2,3518	0,4321	NÃO ESTACIONÁRIA
DM	-14,949	0,01	-3,7253	0,02888	ESTACIONÁRIA
DMP	-5,1009	0,01	-3,5885	0,04061	ESTACIONÁRIA
FRG	-6,5914	0,01	-4,4625	0,01	ESTACIONÁRIA
IT	-4,5762	0,01	-5,1413	0,01	ESTACIONÁRIA
NDP	-4,6812	0,01	-4,8978	0,01	ESTACIONÁRIA
PT	-4,5821	0,01	-4,917	0,01	ESTACIONÁRIA
TAGAD	-6,1899	0,01	-3,5868	0,04076	ESTACIONÁRIA
TAGAN	-5,8885	0,01	-3,8142	0,02304	ESTACIONÁRIA
TAGAS	-6,0574	0,01	-3,7161	0,02967	ESTACIONÁRIA
TAGAV	-5,3763	0,01	-3,6495	0,03538	ESTACIONÁRIA
TMIM	-3,717	0,0296	-5,4155	0,01	ESTACIONÁRIA
URM	-3,9755	0,01578	-5,0328	0,01	ESTACIONÁRIA
VVM	-4,1303	0,01	-3,6329	0,03681	ESTACIONÁRIA
VVMAM	-5,5191	0,01	-4,0625	0,01186	ESTACIONÁRIA

Fonte: Elaboração própria.

Desta maneira, conclui-se que das variáveis acima as não estacionárias são: APGCM, APGCMT, APGCT, APGM2 e APGT .Pois sendo o p-value maior do que o nível de significância do teste($\alpha=0,05$), não se rejeitou a não estacionariedade. Assim, estas variáveis não podem ser utilizadas na regressão, a não ser que passem por transformações com o propósito de torná-las estacionárias.

Quanto às variáveis que apresentaram interpretações diferentes nos testes realizados, torna-se necessário um terceiro teste possibilitando assim o julgamento com respeito à estacionaridade ou não. Estes testes são expostos na Tabela 5. ,

sendo que os testes iniciais, leia-se PP.test e adf.test, que possuem a hipótese nula de “não estacionariedade” apresentaram avaliações diferentes, ou seja, foram divergentes. Assim foi necessário um terceiro teste que é o kpss.test, que por sua vez possui a hipótese nula de Estacionariedade.

Tabela 5 – Testes de Estacionariedade com os testes PP.test e adf.teste divergentes

Variáveis independentes	Ho=Não Estac.		Ho=Não Estac.		Ho= Estac.		AVALIAÇÃO
	PP.test		adf.test		kpss.test		
	Dickey-Fuller	p-value	Dickey-Fuller	p-value	KPSS Level	p-value	
APGM	-3,6323	0,03686	-3,4173	0,0599	3,5123	0,01	NÃO ESTACIONÁRIA
DLG	-6,0406	0,01	-3,1316	0,1146	0,1866	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA1	-5,9217	0,01	-3,0675	0,1407	0,2381	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA1D	-5,9336	0,01	-3,0571	0,1449	0,1553	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA1N	-5,9064	0,01	-3,1014	0,1269	0,3458	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA1S	-5,9239	0,01	-3,0784	0,1362	0,2251	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA1V	-5,756	0,01	-3,0971	0,1286	0,9863	0,01	NÃO ESTACIONÁRIA
DLGXAGA2	-5,9372	0,01	-3,0941	0,1299	0,2602	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA2D	-5,9482	0,01	-3,0824	0,1346	0,1767	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA2N	-5,9486	0,01	-3,1592	0,1034	0,362	0,09353	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA2S	-5,9028	0,01	-3,0469	0,1491	0,2043	0,1	ESTACIONÁRIA
DLGXAGA2V	-5,773	0,01	-3,122	0,1185	0,9766	0,01	NÃO ESTACIONÁRIA
DOC	-3,5322	0,04544	-2,8425	0,2323	3,6249	0,01	NÃO ESTACIONÁRIA
SAT	-4,2937	0,01	-1,6148	0,7322	3,6241	0,01	NÃO ESTACIONÁRIA
TEC	-4,1059	0,01	-1,6972	0,6986	3,5718	0,01	NÃO ESTACIONÁRIA

Fonte: Elaboração própria.

Observando a Tabela 5, conclui-se que as variáveis DLG, DLGXAGA1, DLGXAGA1D, DLGXAGA1N, DLGXAGA1S, DLGXAGA2, DLGXAGA2D, DLGXAGA2N e DLGXAGA2S são estacionárias, pois apesar dos testes PP.test e adf.test divergirem na avaliação o kpss.test foi utilizado como critério de decisão e observando os resultados do p-value deste teste para cada variável verificasse que não se rejeitou a hipótese nula de Estacionariedade nos casos onde o p-value foi superior a 0,05.. Portanto, elas podem ser utilizadas na regressão sem necessitar de transformações, o que fica exposto no Apêndice C através dos autocorrelogramas de diversas variáveis.

4.1.2 Normalidade

Nos ensaios realizados através do software R para diagnosticar sobre a normalidade das variáveis em análise, foi estabelecido um nível de significância α do teste no valor de 0,05. Foram consideradas com distribuição normalmente distribuídas as variáveis contidas na Tabela 6.

Tabela 6 – Variáveis com distribuição normal avaliadas pelo teste de Jarque-Bera

Variáveis	Jarque-Bera Test		
	x-squared	df	p-value
AGA1V	5,8654	2	0,0533
AGA2V	5,5876	2	0,06119
DLGXAGA1	3,9007	2	0,1422
DLGXAGA1D	5,2182	2	0,0736
DLGXAGA1N	2,8888	2	0,2359
DLGXAGA1S	4,1028	2	0,1286
DLGXAGA2	3,5405	2	0,1703
DLGXAGA2D	4,6768	2	0,09648
DLGXAGA2N	2,6469	2	0,2662
DLGXAGA2S	4,2656	2	0,1185
DMP	2,0310	2	0,3622
IT	3,9574	2	0,1382
NDP	2,3235	2	0,3129
TMIM	2,8724	2	0,2378
URM	4,7505	2	0,09299
VVM	5,2255	2	0,07333
VVMAM	3,7826	2	0,1509

Fonte: Elaboração Própria.

Verifica-se que os valores de *X-squared* são menores do que 6(seis), e que os *p-values* observados são maiores do que 0,05(nível de significância dos testes). Desta forma não se rejeita a hipótese de distribuição normal das variáveis da Tabela 6.

Já as variáveis dispostas na Tabela 7 não foram consideradas como sendo seguidoras de distribuição normal pelo teste de Jarque-Bera.

Tabela 7 – Variáveis com distribuição não normal avaliadas pelo teste de Jarque-Bera

Variáveis	Jarque Bera Test		
	x-squared	df	p-value
AGA1	87,1814	2	< 2,2e-16
AGA1D	140,7476	2	< 2,2e-16
AGA1N	48,2263	2	0,0000000003371
AGA1S	92,2515	2	< 2,2e-16
AGA2	73,5434	2	< 2,2e-16
AGA2D	116,0599	2	< 2,2e-16
AGA2S	100,5218	2	< 2,2e-16
DLG	10,5678	2	0,0051
DM	48,6636	2	2,709E-11
FRG	204,7417	2	< 2,2e-16
PT	8,9779	2	0,01123
TAGAD	9,9320	2	0,006971
TAGAN	7,2735	2	0,02634
TAGAS	10,6292	2	0,004919
TAGAV	6,9712	2	0,03064

Fonte: Elaboração Própria.

Nesta Tabela observa-se que os *x-squared* do teste de Jarque-Bera são maiores do que 6(seis) e os *p-values* correspondentes são menores do que o nível de significância do teste (0,05), indicando que a hipótese de distribuição normal deve ser rejeitada.

4.1.2.1 Transformações em variáveis que não apresentaram distribuição normal

Aqui foram realizados treze (13) testes em cada variável que não era considerada como sendo normal, que são descritos na Tabela 8.

Tabela 8 – Testes e respectivos λ procurando realizar a transformação para distribuição normal

Teste	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T8	T9	T10	T11	T12	T13
λ	-3,00	-2,50	-2,00	-1,50	-1,00	-0,50	0,50	1,00	1,50	2,00	2,50	3,00

Fonte: Elaboração própria.

Desta maneira, cada variável que tinha sido julgada como não normal foi recalculada conforme os testes descritos na Tabela 8 e dentre esses testes foram escolhidos os melhores resultados, ou seja, os *p-values* do teste de Jarque-Bera de maior valor e maiores que 0,05(nível de significância do teste).

A variável transformada absorveu na sua nomenclatura o tipo de teste ao final da nomenclatura anterior, ficando como um novo código, como foi o caso da

variável antes chamada de AGA1D, que após ser testada de acordo com os valores da Tabela 8, foi identificado que o melhor valor dentre os testes foi o de λ igual a 3(três), referente ao teste T13. Desta maneira sua nova nomenclatura ficou AGA1DT13. Da mesma forma foram transformadas em distribuição normalmente distribuída as variáveis apresentadas na Tabela 9.

Tabela 9 – Variáveis transformadas em distribuição normal e informações dos testes

Variáveis originais (distribuição não normal)	λ	Variável Transformada (Código Novo) Distribuição normal	Jarque Bera Test após transformação		
			x-squared	df	p-value
AGA1D	3,0	AGA1DT13	2,4562	2	0,2929
AGA1N	2,0	AGA1NT11	3,9117	2	0,1414
AGA1S	2,5	AGA1ST12	3,2678	2	0,1952
AGA1SZ	2,5	AGA1SZT12	3,4349	2	0,1795
AGA2D (AGAD2)	2,5	AGAD2T12	2,1195	2	0,3465
AGA2S	2,5	AGA2ST12	2,8404	2	0,2417
AGA2SZ	2,5	AGA2SZT12	2,9381	2	0,2301
AGAN2	2,0	AGAN2T11	3,2071	2	0,2012
DLG	3,0	DLGT13	5,252	2	0,07237
DM	3,0	DMT13	5,252	2	0,07237
FRG	0,5	FRGT8	4,716	2	0,09461
PT	0,5	PTT8	4,6985	2	0,09544
TAGAD	2,5	TAGADT12	3,6289	2	0,1629
TAGAN	1,5	TAGANT10	2,8347	2	0,2424
TAGAS	3,0	TAGAST13	3,8866	2	0,1432
TAGASZ	3,0	TAGAST13	5,4712	2	0,06485

Fonte: Elaboração Própria.

Quanto às demais variáveis julgadas inicialmente como sendo não normais e que não constam da Tabela 9, tal ausência se deve ao fato de que, após os testes realizados, elas ainda não apresentaram normalidade. Ademais, existe a necessidade de que as variáveis apresentadas na Tabela 9 continuem sendo estacionárias e seus testes são apresentados a seguir.

4.1.2.2 Avaliação de Estacionaridade das variáveis transformadas

As variáveis que não apresentaram indícios de distribuição normal e foram transformadas, aqui serão reavaliadas quanto ao pressuposto de Estacionaridade. Novamente foi aplicada a metodologia vista em Freitas (2010) e já utilizada em

seção anterior quando se verificava a discordância dos testes estatísticos *PP.test* e *adf.test*, discordância que seria resolvida com o teste *kps*. Os resultados que se apresentaram como não divergentes estão expostos na Tabela 10.

Tabela 10 – Testes de Estacionaridade não divergentes nas variáveis transformadas

Variável Transformada (CÓDIGO NOVO)	Ho=Não Estac,		Ho=Não Estac,		AVALIAÇÃO
	PP,test		adf,test		
	Dickey-Fuller	p-value	Dickey-Fuller	p-value	
AGA1DT13	-5,2949	0,01	-3,8854	0,01983	Estacionária
AGA1NT11	-5,4195	0,01	-4,3641	0,01	Estacionária
AGA1ST12	-5,3403	0,01	-4,1291	0,01	Estacionária
AGAD2T12	-5,4728	0,01	-3,8668	0,02067	Estacionária
AGA2ST12	-5,5401	0,01	-4,1173	0,01	Estacionária
AGA2SZT12	-5,1206	0,01	-3,6024	0,03942	Estacionária
AGAN2T11	-5,5978	0,01	-4,3664	0,01	Estacionária
FRGT8	-10,6484	0,01	-4,7115	0,01	Estacionária
PTT8	-4,4105	0,01	-5,3234	0,01	Estacionária
TAGANT10	-5,7121	0,01	-5,7121	0,01	Estacionária

Fonte: Elaboração Própria.

Sendo assim, todas as variáveis transformadas em que foram avaliadas a estacionaridade e não apresentaram discordância foram avaliadas como estacionárias.

Porém, na avaliação de estacionaridade de algumas variáveis transformadas para distribuição normal ocorreram divergências nos testes PP e ADF, de tal maneira que, a seguir, são apresentados esses testes e o teste do KPSS na Tabela 11.

Tabela 11 – Testes de Estacionaridade divergentes nas variáveis transformadas

Variável Transformada (CÓDIGO NOVO)	Ho=Não Estac, PP,test		Ho=Não Estac, adf,test		Ho= Estac, kpss,test		AVALIAÇÃO
	Dickey-Fuller	p-value	Dickey-Fuller	p-value	KPSS Level	p-value	
	DLGT13	-6,8004	0,01	-3,4768	0,05036	0,1081	
TAGAST13	-5,6679	0,01	-3,1989	0,09494	0,0681	0,1	Estacionária
TAGASZT13	-5,7958	0,01	-2,7552	0,2678	0,0792	0,1	Estacionária
AGA1SZT12	-5,127	0,01	-3,2133	0,09264	1,7112	0,01	Não Estacionária
TAGADT12	-6,1565	0,01	-3,07	0,1397	0,4769	0,04686	Não Estacionária

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 11 foram apresentadas as avaliações em relação à estacionaridade das variáveis transformadas na busca pela distribuição normal. As variáveis expostas nesta Tabela tiveram os resultados dos testes adf.test e PP.test divergindo. Nesse sentido foi realizado o teste kpss para se alcançar a avaliação desejada. Nesse caso apenas duas variáveis foram identificadas como sendo não estacionárias.

4.1.3 Linearidade

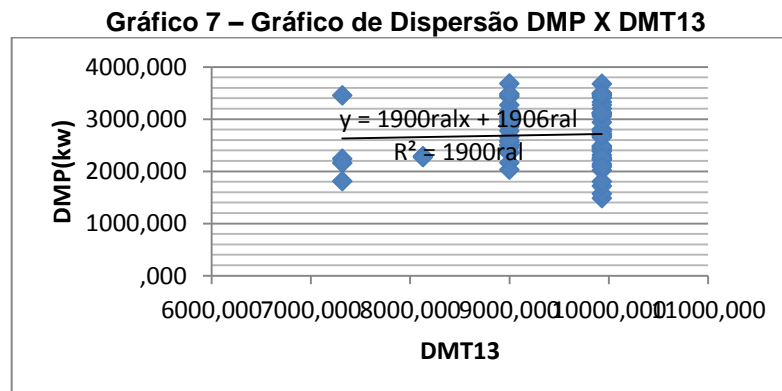
Na Tabela 12, são apresentadas as variáveis que foram julgadas com linearidade insuficiente em relação à variável DMP.

Tabela 12 – Candidatas a variáveis independentes que não apresentaram linearidade suficiente com a variável dependente DMP

Variáveis	R^2
DLGT13	0,09657
DMT13	0,09657
FRGT8	0,006716
IT	0,05061
NDP	0,02801
PTT8	0,06279
TAGANT10	0,03018
TAGAST13	0,004905
TAGAST13	0,02721
TCM	0,06318
TMAM	0,05149
TMM	0,1466
URM	0,009986
VVM	0,01407
VVMAM	0,00424

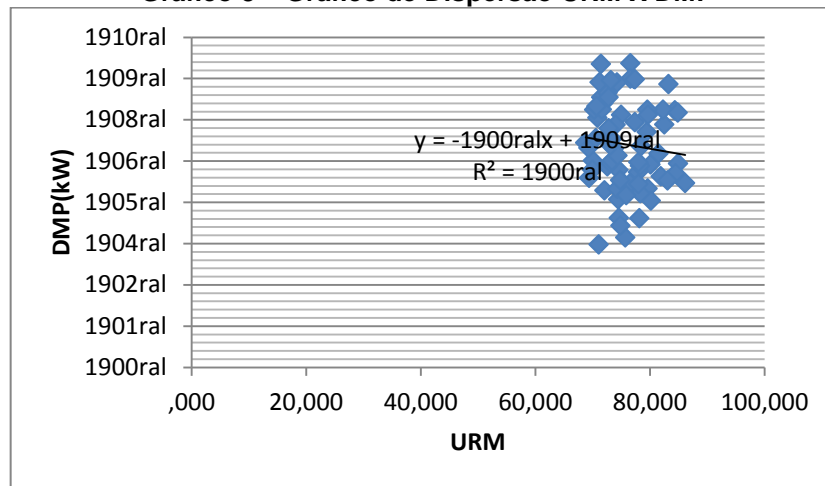
Fonte: Elaboração Própria.

Além da verificação da não linearidade através do cálculo do coeficiente de determinação R^2 , verifica-se diante dos gráficos 7 e 8 de dispersão tal ausência de linearidade entre as variáveis reprovadas no quesito linearidade.



Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Gráfico 8 – Gráfico de Dispersão URM X DMP



Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

No entanto, diversas candidatas a variáveis independentes apresentaram linearidade com a variável dependente (DMP), sendo estas apresentadas na Tabela 13.

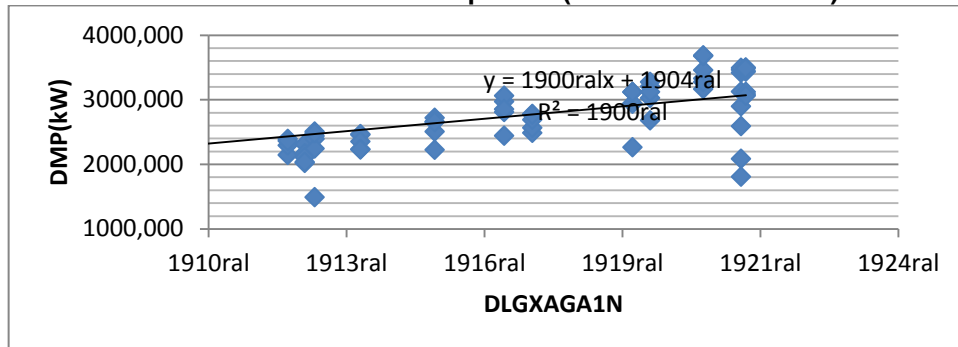
Tabela 13 – Variáveis que apresentaram Linearidade com a DMP

Variáveis	R2
AGA1DT13	0,6083
AGA1NT11	0,6128
AGA1ST12	0,6193
AGA1V	0,6132
AGA2ST12	0,6287
AGA2SZT12	0,7921
AGA2V	0,625
AGAD2T12	0,6247
AGAN2T11	0,6152
DLGXAGA1	0,438
DLGXAGA1D	0,3878
DLGXAGA1N	0,479
DLGXAGA1S	0,4336
DLGXAGA2	0,4466
DLGXAGA2D	0,4098
DLGXAGA2N	0,4818
DLGXAGA2S	0,421

Fonte: Elaboração Própria.

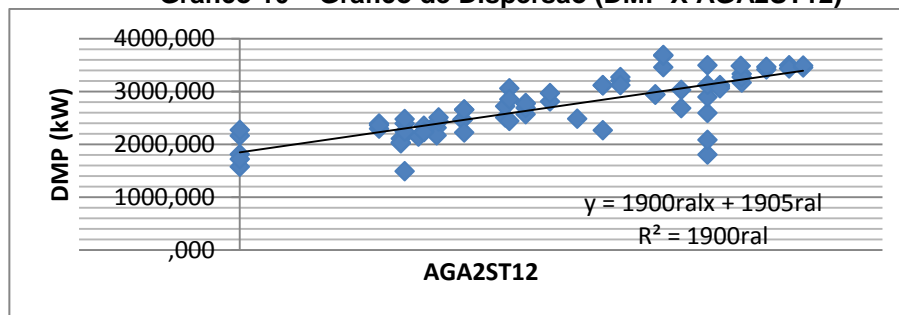
Já em relação a seus gráficos de dispersão, foram construídos esses gráficos para todas as variáveis acima, sendo que a seguir são apresentados apenas os Gráficos 9 e 10 a título de exemplo.

Gráfico 9 – Gráfico de Dispersão (DMP X DLGXAGA1N)



Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Gráfico 10 – Gráfico de Dispersão (DMP X AGA2ST12)



Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

4.1.4 Cálculo do coeficiente de Correlação

Após verificar as suposições que garantem a representatividade do coeficiente de correlação estimado (Estacionaridade, Normalidade e Linearidade), foi realizado o seu cálculo entre as candidatas a variáveis independente e a variável dependente DMP, sendo apresentados os resultados (classificados em ordem decrescente) na Tabela 14.

Tabela 14 – Coeficiente de Correlação entre a variável Independente (Candidata) com DMP (r)

Variável Independente (Candidata)	Coeficiente de Correlação com DMP (r) .	Estatística t de Gosset
AGA2SZT12	0,8900	16,3309625
AGA2ST12	0,7929	10,8867777
AGA2V	0,7905	10,798706
AGAD2T12	0,7904	10,7950654
AGA1ST12	0,7869	10,6690737
AGA1DT13	0,7848	10,5947839
AGAN2T11	0,7844	10,5807419
AGA1V	0,7831	10,5353415
AGA1NT11	0,7828	10,5249154
DLGXAGA2D	0,6941	8,06699531
DLGXAGA2N	0,6941	8,06699531
DLGXAGA1N	0,6921	8,02232057
DLGXAGA2S	0,6655	7,45979169
DLGXAGA1S	0,6585	7,32068479
DLGXAGA1D	0,6296	6,78012565
TMIM	0,3827	3,46573508

Fonte: Elaboração Própria.

Todos os coeficientes apresentados na Tabela 14 têm a hipótese nula de nenhuma relação rejeitada com probabilidade de cometer erro do tipo I de cinco por cento (5%) levando-se em consideração que se trata uma amostra de 72 meses. Neste teste de hipóteses, se o valor da estatística t for maior do que 2, então a hipótese nula de nenhuma relação é rejeitada (SAMOHYL, 2009).

$$\text{Estatística t de Gosset} = \sqrt{\frac{(r^2)(n-2)}{1-r^2}} \quad (15)$$

Onde r é o coeficiente de correlação calculado da amostra de tamanho n e distribuído como estatística t com n-2 graus de liberdade. No caso da amostra com 72 meses, um coeficiente r a partir de 0,2325 já rejeitaria a hipótese nula de nenhuma correlação.

A Tabela 14 também mostra que a variável Independente candidata com maior correlação com DMP é AGA2SZT12, que é a variável AGA2SZ transformada em distribuição normalmente distribuída através do teste T12 ($\lambda=2,5$), sendo que a última variável citada trata-se de uma transformação de AGA2, apresentando valor

"0" nos meses que não há dias letivos de graduação, e AGA2, por sua vez, é o Número de Alunos Matriculados excluindo-se o número de trancamentos (considerando o último mês que se pode trancar como referência para o cálculo).

Após a variável AGA2SZT12, existem diversas variáveis correlacionadas ao quantitativo de alunos que possuem coeficientes similares, sendo que tanto alunos matriculados nos diversos turnos, quanto à soma dos alunos matriculados também apresentam possibilidade de fazer parte do modelo.

Em seguida ao grupo de variáveis relacionadas puramente ao quantitativo de alunos matriculados, são vistos os grupos das variáveis criadas nesta dissertação, a saber: Número de acessos mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período, resultado do produto entre o número de alunos matriculados no período e a quantidade de dias letivos.

A última variável listada na Tabela 14 é a variável Temperatura Média Mínima do Mês, variável valorizada inclusive nas entrevistas realizadas no corpo técnico, quando questionados sobre a frequente queda da demanda máxima de ponta de potência de energia elétrica (DMP) nos meses de junho a setembro.

De acordo com as entrevistas realizada com engenheiros, existem algumas hipóteses que, por sua vez, não são excludentes: uma delas seria o fato de nos meses mais frios os usuários terem uma menor inclinação em utilizar os equipamentos de ar-condicionado ou outros equipamentos relacionados à refrigeração e este tipo de carga geralmente é responsável pela maior parte do consumo; a outra hipótese seria a de que o ar-condicionado realiza menos "trabalho" nos meses mais frios, consumindo menos potência.

Anteriormente foi verificada a rejeição da hipótese nula de nenhuma relação, mas para avaliar se determinado coeficiente é fraco, moderado ou forte, em Devore (2011, p.471) encontra-se uma regra para se avaliar tal tipo de classificação de correlação na Tabela 15.

Tabela 15 – Avaliação da intensidade da correlação

Correlação (r) entre variáveis	Avaliação
$0 \leq r \leq 0,5$	Fraca
$0,6 \leq r \leq 0,7$	Moderada
$0,8 \leq r \leq 1$	Forte

Fonte: Elaboração Própria.

Desta maneira, considerando esta avaliação, as correlações entre as variáveis independentes (candidatas) e a DMP foram classificadas como fraca, moderada ou forte e estão expostas na Tabela 16, após o arredondamento dos valores dos coeficientes de correlação para uma casa decimal.

Tabela 16 – Avaliação de correlação entre variáveis Independentes (candidata)

Variável Independente (Candidata)	Coefficiente de Correlação com DMP- r	Avaliação
AGA2SZT12	0,9	Forte
AGA2ST12	0,8	Forte
AGA2V	0,8	Forte
AGAD2T12	0,8	Forte
AGA1ST12	0,8	Forte
AGA1DT13	0,8	Forte
AGAN2T11	0,8	Forte
AGA1V	0,8	Forte
AGA1NT11	0,8	Forte
DLGXAGA2D	0,7	Moderada
DLGXAGA2N	0,7	Moderada
DLGXAGA1N	0,7	Moderada
DLGXAGA2S	0,7	Moderada
DLGXAGA1S	0,7	Moderada
DLGXAGA1D	0,6	Moderada
TMIM	0,4	Fraca

Fonte: Elaboração Própria.

4.2 CONSTRUÇÃO DO MODELO-DMP -PERÍODO 1(MP1)

Na construção do modelo DMP-Período 1(MP1), será considerado o fluxograma apresentado no Apêndice B, sendo que na seleção de variáveis existe o cuidado de se evitar a Multicolinearidade. Posteriormente há o esclarecimento da inserção de variáveis *dummy* referentes a meses e anos.

4.2.1 Verificação da Multicolineariedade entre candidatas à variável independente

Com o objetivo de se evitar a Multicolinearidade entre as variáveis independentes são apresentadas matrizes de correlação abrangendo todas as variáveis disponíveis nas Tabelas 17 e 18.

Tabela 17 – Matriz de correlação entre variáveis independentes (parte 1)

	AGA1V	AGA2V	TMIM	DLGXAGA1D	DLGXAGA2D	DLGXAGA1N	DLGXAGA2N	DLGXAGA1S
AGA1V	1,0	1,0	0,2	0,4	0,5	0,5	0,5	0,4
AGA2V	1,0	1,0	0,2	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5
TMIM	0,2	0,2	1,0	-0,1	0,0	0,0	0,0	0,0
DLGXAGA1D	0,4	0,4	-0,1	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
DLGXAGA2D	0,5	0,5	0,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
DLGXAGA1N	0,5	0,5	0,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
DLGXAGA2N	0,5	0,5	0,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
DLGXAGA1S	0,4	0,5	0,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
DLGXAGA2S	0,5	0,5	0,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
AGA1DT13	0,9	0,9	0,1	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5
AGA1NT11	0,9	0,9	0,1	0,4	0,5	0,5	0,5	0,4
AGA1ST12	0,9	0,9	0,1	0,4	0,5	0,5	0,5	0,4
AGA2ST12	0,9	0,9	0,2	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5
AGA2SZT12	0,8	0,8	0,3	0,6	0,7	0,7	0,7	0,6
AGAD2T12	0,9	0,9	0,2	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5
AGAN2T11	0,9	0,9	0,1	0,4	0,5	0,5	0,5	0,4

Fonte: Elaboração Própria.

A Tabela 17 contém os dados da correlação entre as candidatas a variáveis independentes, sendo que estas foram calculadas no software R, utilizando o método de Spearman, que é não paramétrico. A continuação dos testes encontra-se na Tabela 18.

Tabela 18 – Matriz de correlação entre variáveis candidatas a variáveis independentes (parte 2)

	DLGXAGA1S	DLGXAGA2S	AGA1DT13	AGA1NT11	AGA1ST12	AGA2ST12	AGA2SZT12	AGAD2T12	AGAN2T11
AGA1V	0,4	0,5	0,9	0,9	0,9	0,9	0,8	0,9	0,9
AGA2V	0,5	0,5	0,9	0,9	0,9	0,9	0,8	0,9	0,9
TMIM	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,2	0,3	0,2	0,1
DLGXAGA1D	1,0	1,0	0,4	0,4	0,4	0,4	0,6	0,4	0,4
DLGXAGA2D	1,0	1,0	0,5	0,5	0,5	0,5	0,7	0,5	0,5
DLGXAGA1N	1,0	1,0	0,5	0,5	0,5	0,5	0,7	0,5	0,5
DLGXAGA2N	1,0	1,0	0,5	0,5	0,5	0,5	0,7	0,5	0,5
DLGXAGA1S	1,0	1,0	0,5	0,4	0,4	0,5	0,6	0,5	0,4
DLGXAGA2S	1,0	1,0	0,5	0,5	0,5	0,5	0,6	0,5	0,5
AGA1DT13	0,5	0,5	1,0	1,0	1,0	1,0	0,8	1,0	1,0
AGA1NT11	0,4	0,5	1,0	1,0	1,0	1,0	0,8	1,0	1,0
AGA1ST12	0,4	0,5	1,0	1,0	1,0	1,0	0,8	1,0	1,0
AGA2ST12	0,5	0,5	1,0	1,0	1,0	1,0	0,9	1,0	1,0
AGA2SZT12	0,6	0,6	0,8	0,8	0,8	0,9	1,0	0,9	0,8
AGAD2T12	0,5	0,5	1,0	1,0	1,0	1,0	0,9	1,0	1,0
AGAN2T11	0,4	0,5	1,0	1,0	1,0	1,0	0,8	1,0	1,0

Fonte: Elaboração Própria.

Pela análise dos resultados apresentados nas Tabelas 17 e 18, existem vários casos de multicolinearidade severa entre as variáveis preditoras. Segundo Barreto (2011, p.66), há o alerta de que entre duas variáveis candidatas a preditoras, correlações acima de 0,8 ou 0,9 merecem uma atenção especial.

Porém, segundo Samohyl (2009), por vezes a multicolinearidade existe entre variáveis, mas não se torna um problema nos procedimentos de regressão, principalmente quando as variáveis e os seus coeficientes são significantes pelo teste da estatística t.

A partir do momento em que se sabe quais variáveis podem ser utilizadas como possíveis variáveis independentes e que se sabem as correlações entre as mesmas, podem ser elencadas opções de modelos iniciais a serem testados evitando-se de utilizar variáveis que apresentem multicolinearidade severa.

4.2.2 Testes em modelos

Uma vez que já se conhece as variáveis que podem ser inseridas nos modelos, que possuem considerável correlação com a variável dependente DMP e as correlações que existem entre as variáveis, são apresentadas algumas opções de modelos no Quadro 10.

Quadro 10 – Opções de modelos iniciais

Modelo	Forma Inicial
M1	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+AGA2SZT12)$
M2	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+AGA2ST12)$
M3	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+AGA2V)$
M4	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+AGA2V+TMIM)$
M5	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+TMIM+AGAN2T11)$
M6	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+TMIM+DLGXAGA2N)$
M7	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+TMIM+DLGXAGA2S)$
M8	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+TMIM+DLGXAGA1S)$
M9	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+TMIM+DLGXAGA1N)$
M10	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+DLGXAGA1N)$
M11	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+DLGXAGA1N+AGA1V+TMIM)$
M12	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+DLGXAGA2N)$
M13	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+DLGXAGA2S)$
M14	$m=lm(DMP \sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+DLGXAGA1S)$

Fonte: Elaboração própria.

A partir destas opções de modelo, foram realizados os testes estatísticos e procedimentos, resumidos no fluxograma do Apêndice B, sendo aplicado o método

de escolha de variáveis “passo atrás”, ficando os modelos já testados nas formas que estão apresentados no Quadro 11.

Quadro 11 – Variáveis que após procedimento de seleção de testes permaneceram

Modelo	Variáveis que permaneceram no modelo
M1T	$m=lm(DMP\sim AGA2SZT12+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DJUL+DAGO+DSET)$
M2T	$m=lm(DMP\sim AGA2ST12+DA1A+DJAN+DJUL+DAGO+DSET)$
M3T	$m=lm(DMP\sim DA1A+DJAN+DJUL+DAGO+DSET+AGA2V)$
M4T	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA1A+DJAN+DJUL+DAGO+DSET+AGAD2T12)$
M5T	$m=lm(DMP\sim DA1A+DJAN+DJUL+DAGO+DSET+AGAN2T11)$
M6T	$m=lm(DMP\sim DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+TMIM+DLGXAGA2N)$
M7T	$m=lm(DMP\sim DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+TMIM+DLGXAGA2S)$
M8T	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+TMIM+DLGXAGA1S)$
M9T	$m=lm(DMP\sim DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+TMIM+DLGXAGA1N)$
M10.6	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DLGXAGA1N)$
M11T	$m=lm(DMP\sim DA2A+DA1A+DJAN+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DLGXAGA1N+AGA1V)$
M12T	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DLGXAGA2N)$
M13T	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DLGXAGA2S)$
M14T	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DLGXAGA1S)$

Fonte: Elaboração própria.

Após a verificação de quais variáveis permaneceram nos modelos, foram realizadas as avaliações desses modelos em relação ao erro padrão residual, R2, R2 ajustado, Teste F e pontos de alavanca, apresentadas na Tabela 19.

Tabela 19 – Avaliação dos modelos

Modelo em teste	Erro padrão residual	R2	R2Ajustado	teste F		Linhas(nº do mês) a retirar -pontos de alavanca
				F-estatística	p-value	
M1T	162,9	0,9202	0,9086	79,44	< 2,2e-16	Não identificado
M2T	231,6	0,8309	0,8153	53,22	< 2,2e-16	13,55,56
M3T	214,6	0,8549	0,8415	63,81	< 2,2e-16	13,55,56
M4T	224,1	0,8466	0,8271	43,46	< 2,2e-16	Não identificado
M5T	228,2	0,8359	0,8207	55,17	< 2,2e-16	13,56,55
M6T	216,4	0,8546	0,8387	53,73	< 2,2e-16	49
M7T	219,6	0,8503	0,834	51,95	< 2,2e-16	49
M8T	213,2	0,8611	0,8435	48,84	< 2,2e-16	49,61
M9T	216,0	0,8552	0,8394	54,01	< 2,2e-16	49,61
M10.6	200,6	0,883	0,8615	41,15	< 2,2e-16	Não identificado
M11T	173,7	0,9107	0,8961	62,23	< 2,2e-16	55
M12T	203,1	0,8799	0,8579	39,97	< 2,2e-16	Não identificado
M13T	203,8	0,8791	0,8569	39,66	< 2,2e-16	Não identificado
M14T	202,1	0,8812	0,8594	40,46	< 2,2e-16	Não identificado

Fonte: Elaboração Própria

4.2.3 Definição do modelo

A partir dos dados presentes na Tabela 19 e utilizando-se do critério de maior R2 ajustado, foram selecionados 3 modelos descritos na Tabela 20

Tabela 20 – Modelos Pré-selecionados conforme R2 ajustado

MODELO	R2 AJUSTADO
M1T	0,9086
M11T	0,8961
M10.6	0,8615

Fonte: Elaboração Própria.

Então sendo selecionados esses três modelos, foi realizada a análise dos resíduos em relação à Normalidade, Homocedasticidade, Independência. Lembrando que a Linearidade e a Multicolineariedade já foram verificadas anteriormente.

Porém, antes de realizar tais verificações, o modelo M11T terá de ser refeito, uma vez que haviam sido identificados pontos a serem retirados.

Modelo M11T

No desenvolvimento do Modelo M11T foi necessária a retirada de 3 meses, sendo uma por vez. Na Tabela 21 se apresenta o resumo dos testes, onde a cada retirada foi acrescentado no Modelo um R seguido da sequência da retirada.

Tabela 21 – Modelo M11T e modificações necessárias para retirar pontos de alavanca

MODELO	mese s	VARIÁVEIS QUE PERMANECERAM	Linhas a retirar (identificado pontos alavanca)
M11T	72	$m=lm(DMP\sim DA2A+DA1A+DJAN+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DLGXAGA1N+AGA1V)$	55(julho de 2012, DLG=0)
M11TR1	71	$m=lm(DMP\sim DA2A+DA1A+DJAN+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DLGXAGA1N+AGA1V)$	55(agosto de 2012, DLG=0)
M11TR2	70	$m=lm(DMP\sim DA2A+DA1A+DJAN+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DLGXAGA1N+AGA1V)$	54(junho de 2012, DLG=0)
M11TR3	69	$m=lm(DMP\sim DA2A+DA1A+DJAN+DJUL+DAGO+DSET+DLGXAGA1N+AGA1V)$	Não identificado

Fonte: Elaboração Própria.

Tabela 22 – Avaliação dos modelos em Análise

M O D E L O	Avaliando a Normalidade (Teste de Jarque-Bera)			Homocedasticidade (Variância)		Indep erros (teste D-W Statistic e Gráfico Sequencial Temporal)		
	X- square d	p-valor	Avaliaçã o	p-valor	Avaliação	D-W Statist ic	Avaliação teste D-W	Avaliação do Gráfico
M1T	0,3959	0,8204	Dist. Normal	0,3747997	Homocedasticidade presente	1,295 513	Dependência	-----
M10.6	0,3296	0,8481	Dist. Normal	0,2915313	Homocedasticidade presente	1,512 22	Inconclusivo	Independência
M11T R3	1,5602	0,4584	Dist. Normal	0,1533718	Homocedasticidade presente	1,238 15	Dependência	-----

Fonte: Elaboração Própria.

Desta maneira, a partir dos dados observados na Tabela 22, verifica-se que tanto a suposição de normalidade dos erros quanto a de Homocedasticidade não apresentam restrições em relação aos 3(três) modelos apresentados, porém em

relação à independência dos erros, apenas o modelo M10.6 satisfaz a suposição de Independência dos erros.

Este modelo é mais bem apresentado a partir de agora, sendo mais detalhado quanto à avaliação dos seus pressupostos, inclusive com a exposição de gráficos e demais testes necessários.

4.2.4 Detalhamento do modelo escolhido (M10.6)

Para chegar-se ao modelo M10.6, inicialmente, no modelo M10, foram inseridas todas as variáveis descritas no Quadro 10 e os resultados iniciais da regressão da equação com todas as variáveis encontram-se na Tabela 23.

Tabela 23 – Resultados preliminares da regressão da equação com todas as variáveis do Modelo M10

R-quadrado	0,8947
R-quadrado ajustado	0,8616
Erro-padrão	200,5
Observações	72

Fonte: Elaboração Própria.

O início do processo já indica fortes possibilidades de se encontrar as estimativas desejadas. Na Tabela 24 são apresentados os resultados do teste F.

Tabela 24 – Teste F do modelo M10

Teste F	27
p-valor	< 2e-16

Fonte: Elaboração Própria.

Como o p-valor referente ao teste F é praticamente zero, a hipótese nula de que os coeficientes da equação são todos nulos pode ser rejeitada, ou seja, a equação de regressão tem elementos de relação significativa entre a variável resposta DMP e pelo menos uma das variáveis independentes, sendo assim será realizado o teste t para os coeficientes individuais. Os resultados do teste t estão na Tabela 25.

Tabela 25 – Teste estatística t, coeficientes individuais, todas as variáveis incluídas no Modelo M10

	Coeficiente	Erro padrão	estatística t	valor-p
Intercessão	2,11E+03	115,700	18,223	< 2e-16
DA5A	8,08E+01	81,960	0,986	0,32871
DA4A	2,85E+02	82,480	3,451	0,00109
DA3A	4,16E+03	83,180	4,999	6,42E-06
DA2A	5,74E+02	82,280	6,982	4,41E-09
DA1A	8,80E+02	89,000	9,888	1,02E-13
DJAN	-5,64E+02	126,200	-4,472	4,03E-05
DFEV	-3,44E+02	122,100	-2,817	0,00677
DMAR	-5,48E+01	115,800	-0,473	0,63821
DABR	-2,34E+01	115,800	-0,202	0,84053
DJUN	-2,07E+02	115,800	-1,785	0,07982
DJUL	-5,54E+02	117,200	-4,726	1,68E-05
DAGO	-5,07E+02	115,800	-4,378	5,54E-05
DSET	-2,18E+02	116,500	-1,872	0,06656
DOUT	-1,50E+02	116,600	-1,284	0,2046
DNOV	-1,30E+01	115,800	-0,112	0,91105
DDEZ	1,14E+02	117,600	0,970	0,33638
DLGXAGA1N	3,94E-03	0,006	7,091	2,94E-09

Fonte: Elaboração Própria.

Agora, de posse dos valores da Tabela 25, é eliminada a variável menos significativa do modelo, ou seja, de maior valor-p referente à estatística t. Neste caso trata-se da variável DNOV, com p-valor de 0,91105 e novamente foi testado o modelo, sendo que agora com todas as variáveis do modelo 10 com exceção da variável DNOV.

O procedimento efetuado na construção do modelo até aqui é realizado até o momento em que tanto os coeficientes de determinação quanto o teste F e o teste t sejam satisfatórios.

No Quadro 12 é exposto o resumo das retiradas realizadas no modelo M10 até o modelo final, denominado como M10.6.

Quadro 12 – Descrição dos modelos da situação original até a final

MODELOS	VARIÁVEIS INDEPENDENTES
M10	$m=lm(DMP\sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DNOV+DDEZ+DLGXAGA1N)$
M10.1	$m=lm(DMP\sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DABR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DDEZ+DLGXAGA1N)$
M10.2	$m=lm(DMP\sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DMAR+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DDEZ+DLGXAGA1N)$
M10.3	$m=lm(DMP\sim DA5A+DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DDEZ+DLGXAGA1N)$
M10.4	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DOUT+DDEZ+DLGXAGA1N)$
M10.5	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DDEZ+DLGXAGA1N)$
M10.6	$m=lm(DMP\sim DA4A+DA3A+DA2A+DA1A+DJAN+DFEV+DJUN+DJUL+DAGO+DSET+DLGXAGA1N)$

Fonte: Elaboração Própria.

A partir da Quadro 12, verifica-se que no início existiam 17(dezessete) variáveis sendo avaliadas e ao final restaram 11 (onze). Em Hill e Hill (2009) pode ser visto que o tamanho da amostra (N) deve ser igual ou superior a 30 e, além disso, o número de variáveis independentes (k) deve ser ao menos $N=5k$. O modelo M10.6, satisfaz essas condições, pois é composto por 72 amostras e 11 variáveis.

Os resultados dos testes realizados em cada modelo descrito no Quadro 12 encontram-se na Tabela 26, onde é enfatizada que variável foi retirada por etapa.

Tabela 26 – Testes realizados no modelo 10 até o modelo 10.6

Modelo	Erro residual	R2	R2AJUSTADO	teste F		Variável a retirar	estatística t da variável a retirar
				estatística F	p-valor		
M10	200,5	0,8947	0,8616	27	< 2,2e-16	DNOV	0,91105
M10.1	198,7	0,8947	0,8641	29,21	< 2,2e-16	DABR	0,86547
M10.2	197	0,8946	0,8664	31,7	< 2,2e-16	DMAR	0,648111
M10.3	195,6	0,8942	0,8683	34,43	< 2,2e-16	DA5A	0,316344
M10.4	195,6	0,8923	0,8682	36,98	< 2,2e-16	DOUT	0,162968
M10.5	197,3	0,8886	0,866	39,24	< 2,2e-16	DDEZ	0,087825
M10.6	200,6	0,883	0,8615	41,15	< 2,2e-16	-----	-----

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 26 está exposta a ordem de retirada das variáveis, de modo que no início existiam 17(dezessete) variáveis sendo avaliadas e ao final ficaram 11

(onze). A retirada das variáveis ocorreu conforme a avaliação do teste t e proporcionou o aumento da estatística do teste F. A avaliação dos coeficientes do modelo M10.6 encontra-se na Tabela 27.

Tabela 27 – Avaliação dos coeficientes do modelo M10.6

	Coefficiente	Erro Padrão	t value	Pr(> t)
Intercessão	2165,000000	77,18	28,052	< 2e-16
DA4A	249,100000	71,33	3,492	0,000906
DA3A	382,900000	71,94	5,323	1,60E-06
DA2A	527,900000	71,6	7,374	5,75E-10
DA1A	859,100000	77,56	11,076	3,88E-16
DJAN	-572,500000	100,4	-5,703	3,82E-07
DFEV	-345,200000	95,66	-3,608	0,000629
DJUN	-188,000000	88,52	-2,124	0,037839
DJUL	-543,100000	90,03	-6,032	1,09E-07
DAGO	-488,400000	88,52	-5,517	7,74E-07
DSET	-204,300000	89,22	-2,289	0,02559
DLGXAGA1N	0,003613	0,0005309	6,806	5,36E-09

Fonte: Elaboração Própria.

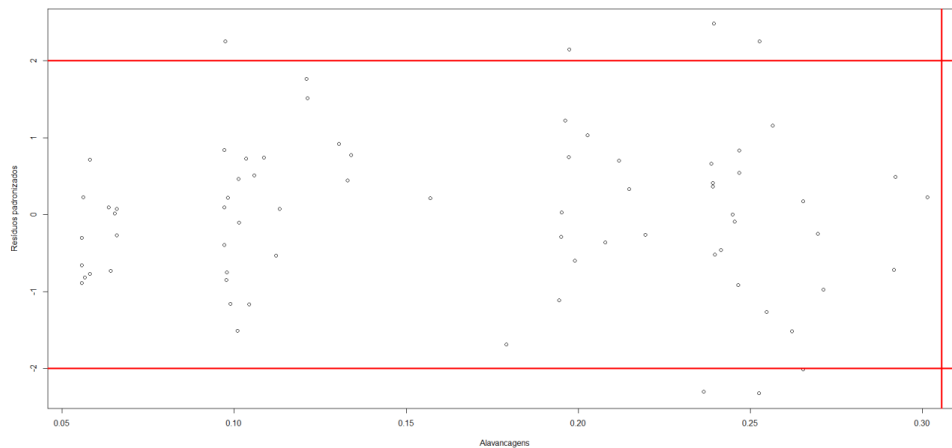
Tendo em vista à confiabilidade dos coeficientes(p-valor<0,05) apresentados na Tabela 27, pode-se construir o modelo M10.6, a saber:

$$\begin{aligned}
 M10.6 = & (2,165 * 10^3) + ((2,491 * 10^2) * DA4A) \\
 & + ((3,829 * 10^2) * DA3A)((5,279 * 10^2) * DA2A) + ((8,591 * 10^2) * DA1A) \\
 & + ((-5,725 * 10^2) * DJAN) + ((-3.452 * 10^2) * DFEV) \\
 & + ((-1.880 * 10^2) * DJUN) + ((-5.431 * 10^2) * DJUL) \quad (16) \\
 & + ((-4,884 * 10^2) * DAGO) + ((-2,043 * 10^2) * DSET) \\
 & + ((3,613 * 10^{-3}) * DLGXAGA1N)
 \end{aligned}$$

O modelo apresenta um R2 satisfatório e os testes F e t foram realizados. A seguir é verificado se existem pontos de Alavanca.

4.2.4.1 Verificação dos pontos de Alavanca no modelo M10.6

Considerando o número de observações de 72 linhas e a existência de 11 variáveis no modelo desenvolvido, foi seguida a rotina no Apêndice D e obtido o Gráfico 11.

Gráfico 11 – Resíduos Padronizados x Alavancagens do modelo M10.6

Fonte: Elaboração Própria.

Os pontos de alavanca seriam aqueles à direita da linha vertical vermelha e acima da linha horizontal superior, assim como os pontos à direita da linha vertical vermelha e abaixo da linha horizontal inferior. No Gráfico 11 não são visualizados Pontos de Alavanca.

Uma outra maneira de identificar pontos de alavanca é calcular a distância de Cook e identificar se existe algum valor maior do que 1. Isto foi feito e está apresentado na Tabela 28.

Tabela 28 – Distância de Cook dos pontos do resíduo do modelo M10.6

mês	D.Cook	mês	D.Cook	mês	D.Cook	mês	D.Cook
1	0,009446	19	0,002262	37	0,015203	55	0,012162
2	0,001094	20	0,003026	38	0,000187	56	0,001775
3	0,000387	21	0,001154	39	0,000011	57	0,003444
4	0,000305	22	0,000000	40	0,001321	58	0,005180
5	0,000306	23	0,000026	41	0,000301	59	0,003575
6	0,002490	24	0,002641	42	0,001887	60	0,000555
7	0,000284	25	0,000797	43	0,000000	61	0,016140
8	0,000002	26	0,006803	44	0,000442	62	0,003826
9	0,000163	27	0,000138	45	0,000091	63	0,000008
10	0,000215	28	0,000447	46	0,000631	64	0,000506
11	0,000044	29	0,002039	47	0,000257	65	0,000006
12	0,000042	30	0,001146	48	0,002623	66	0,000699
13	0,000741	31	0,014317	49	0,013676	67	0,002946
14	0,000254	32	0,000023	50	0,000055	68	0,002285
15	0,000005	33	0,004574	51	0,000070	69	0,000186
16	0,000003	34	0,006518	52	0,001049	70	0,002124
17	0,000336	35	0,000512	53	0,004558	71	0,001231
18	0,000171	36	0,007757	54	0,000816	72	0,000251

Fonte: Elaboração Própria.

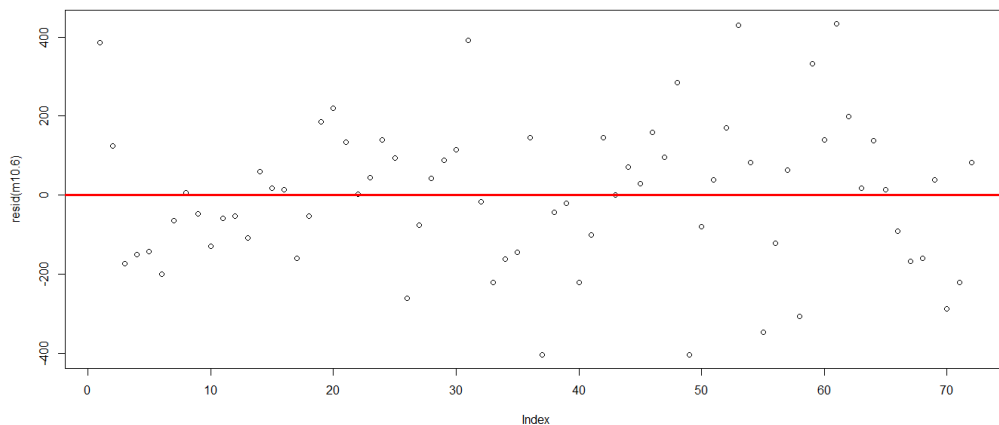
Como não foram observados nenhum valor de distância de Cook maior do que 1(um), ou seja, não foram identificados pontos de alavanca, pode ser dado prosseguimento e avaliados os pressupostos da regressão que ainda não foram vistos.

4.2.4.2 Avaliação dos pressupostos de regressão do modelo M10.6

Como forma de diagnóstico da regressão realizada são avaliados se os pressupostos de regressão são atendidos, como: homocedasticidade, independência e normalidade dos termos de erro e da relação linear entre as variáveis X e Y.

Iniciando a fase de diagnóstico, foi constatado através do gráfico 12 que o valor esperado do erro é zero. Isto pode ser verificado no gráfico de sequência de resíduos, onde existe a linha horizontal no valor 0(zero).

Gráfico 12 – Gráfico de Sequência de Resíduos



Fonte: Elaboração própria.

▪ **Homocedasticidade**

O valor esperado da variância do erro de regressão é constante. Uma das formas de se avaliar a homocedasticidade ou a homogeneidade das variâncias dos resíduos é aplicar o ncvTest. Os resultados do mesmo se encontram na Tabela 29.

Tabela 29 – Teste estatístico ncvTest no modelo M10.6

Chisquare	1,112536
Df	1
p	0,2915313

Fonte: Elaboração própria.

O **ncvTest** calcula um teste de pontuação da hipótese de variância de erro constante contra a alternativa de que a variância de erro muda com o nível da resposta (valores ajustados), ou com uma combinação linear dos preditores. Como o valor p (ou nível de significância) observado na Tabela 29 é maior do que 0,05, não se rejeita a hipótese nula de variância do erro ser constante.

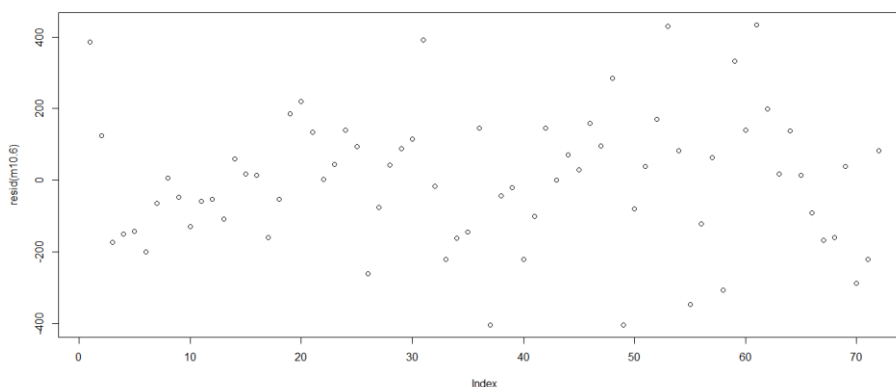
▪ Independência

Um das maneiras de se avaliar a independência dos erros é feita através do teste de Durbin Watson (DW). No caso do modelo M10. 6, a estatística DW calculada no software R é da ordem de 1,512217.

Desta forma, considerando que existem 11 variáveis independentes e 72 observações, observam-se nas Tabelas do teste dW que, para 70 observações, as estatísticas entre $dL=1,272$ e $du=1,987$ se apresentam como inconclusivas. Caso o valor fosse abaixo de dL , seria declarada a dependência dos erros – o que não ocorreu.

Porém, segundo Barreto (2011), a avaliação da independência pode ser feita através de um gráfico de sequência temporal ou espacial e no caso de independência, o gráfico apresentará dispersão aparentemente aleatória. Já a dependência existe quando se apresentam padrões tais como valores crescentes para a sequência de resíduos (indo de negativos para positivos, ou vice-versa) ou aspectos cíclicos ou curvilíneos. No Gráfico 13 é exposta a sequência de resíduos do Modelo 10.6.

Gráfico 13 – Sequência de Resíduos



Fonte: Elaboração própria.

Avaliando o Gráfico 13, verifica-se a independência dos erros, a partir da dispersão aparentemente aleatória. Portanto, a suposição de independência dos erros é mantida.

▪ **Normalidade dos termos do erro**

Os erros de regressão devem seguir uma distribuição normal. Realizando o teste de Jarque-Bera nos resíduos do modelo, os resultados são apresentados na Tabela 30.

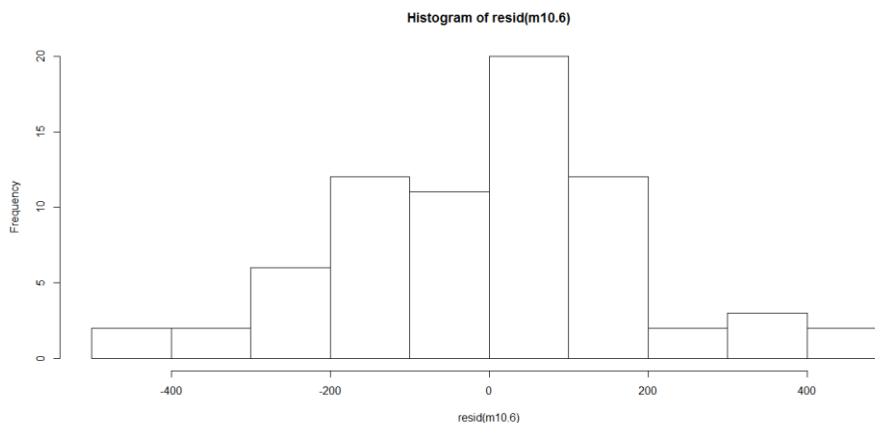
Tabela 30 – Teste estatístico de Jarque -Bera no modelo M10.6

X-squared	0,3296
df	2
p-valor	0,8481

Fonte: Elaboração própria.

A estatística apresentada na Tabela 30 avalia a hipótese nula de normalidade, e considerando o $p\text{-value} > 0,05$ (nível de significância do teste) não se rejeita a hipótese nula de que os resíduos apresentam distribuição normal, o que pode ser visualizado também através do histograma apresentado na Figura 3.

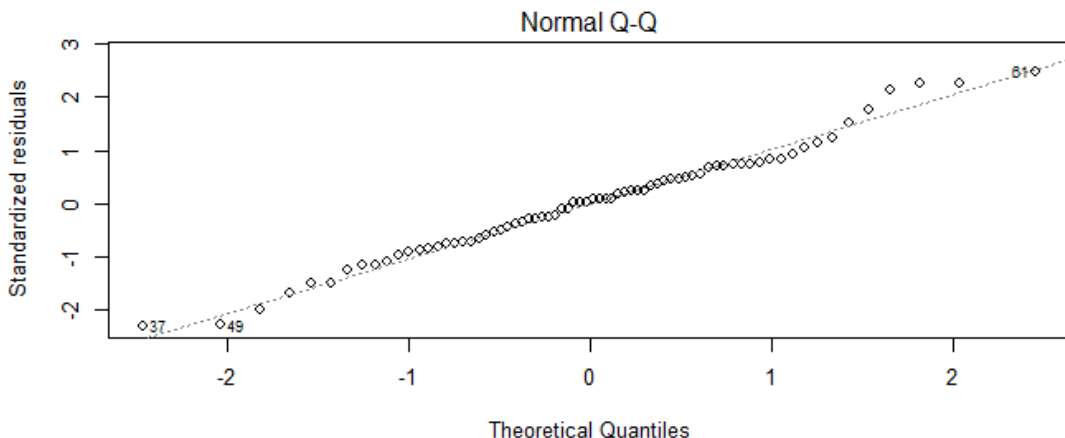
Figura 3 – Histograma dos resíduos do modelo M10.6



Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 3, devido à aparência da curva, se confirma que a distribuição dos resíduos é normal, o que pode ser também comprovado através do gráfico de normalidade dos resíduos. Para o modelo M10.6, foi plotado o Gráfico 14 pelo software R.

Gráfico 14 – Gráfico de normalidade dos resíduos



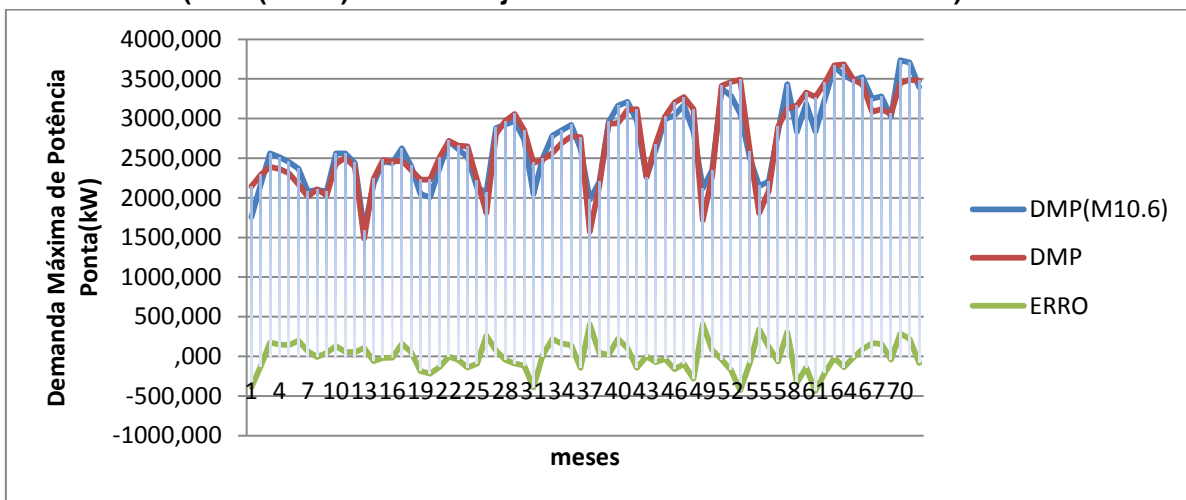
Fonte: Elaboração Própria.

No Gráfico 14, como se trata de uma curva quase linear, verifica-se a normalidade da distribuição dos resíduos amostrais, sustentando mais uma vez a suposição de normalidade da distribuição dos resíduos.

4.2.4.3 Apresentação dos resultados do modelo M10.6

Após as suposições supracitadas serem satisfeitas, apresenta-se a seguir o Gráfico 15, que compara o valor modelado (DMP – M10.6) e o valor que realmente ocorreu de DMP, no período de janeiro de 2008 a dezembro de 2013.

Gráfico 15 – Demanda Máxima de Potência no horário de Ponta medida (DMP) e estimação do modelo M10.6(DMP (M10.6) e o erro de janeiro de 2008 a dezembro de 2013)



Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

A linha em vermelho representa o valor que realmente foi medido e a linha azul corresponde aos valores obtidos levando-se em consideração o modelo M10.6. Observando o Gráfico 15, verifica-se que o modelo representa de forma satisfatória o comportamento da DMP, sendo os dados primários apresentados no Apêndice F.

Em relação aos erros de estimação, na Tabela 31 se expõe a frequência em relação a faixas dos erros.

Tabela 31 – Frequência Dos Erros do modelo M10.6 (Jan 2008-Dez2013)

Intervalos de Erro	Frequência	Porcentagem Individual Em relação ao total	Porcentagem Acumulada
$ 0 \% < \text{Erro} \leq 5 \%$	46	64%	64%
$ 5 \% < \text{Erro} \leq 10 \%$	18	25%	89%
$ 10 \% < \text{Erro} \leq 15 \%$	3	4%	93%
$\text{Erro} > 15 \%$	5	7%	100%

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 31 são apresentadas as frequências dos erros do modelo em relação à DMP medida. Em 89% (oitenta e nove por cento) dos casos os erros são iguais ou menores que 10%, em relação à DMP medida.

Em relação aos meses com erros maiores do que 15%, existem 3 ocorrências em janeiro e 2 outras em julho, que foram mais bem detalhadas na Tabela 32.

Tabela 32 – Detalhamento dos maiores erros

ANO	Mês	DMP (M10.6)	DMP	ERRO	ERRO(%)	DLG
2008	1	1757,83	2143,70	-385,87	-18%	10
2010	7	2048,56	2439,40	-390,84	-16%	8
2011	1	1975,40	1572,50	402,90	26%	0
2012	1	2120,40	1717,00	403,40	23%	0
2012	7	2149,80	1804,30	345,50	19%	0

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 32 pode ser visto que os maiores erros ocorreram em meses com até 10 dias letivos de aula para graduação, sendo que 60% deles ocorreram quando não havia nenhum dia de aula.

Quando não havia nenhum dia de aula, o modelo M10.6 apontou para um valor maior do que a demanda que realmente foi medida (DMP), já quando ocorreram entre 8(oito) e 10(dez) dias de aula, o modelo apontou valores menores.

Na Tabela 33 podem ser verificados os menores e maiores erros percentuais por mês que o modelo apresentou.

Tabela 33 – Erros percentuais, comparando valores estimados (DMP-M10.6) e reais (DMP) de Demanda Máxima de Ponta Mensal

Mês	Erros percentuais em módulo	
	Menor (%)	Maior (%)
jan	4	26
fev	2	14
mar	0,49	7,23
abr	1	8
mai	0,4	12
jun	2	9
jul	0,04	19
ago	0,27	10
set	1	9
out	0,11	10
nov	2	10
dez	2	9

Fonte: Elaboração Própria.

Sendo verificado que os maiores erros ocorreram em janeiro, seguido de julho, e os menores em outubro e maio.

4.3 APLICAÇÕES DO MODELO M10.6 PARA ESTIMAÇÃO DA DMP MENSAL NA IES

Nesta dissertação, considerando que no início do ano de 2014 e de posse dos dados entre janeiro de 2008 a dezembro de 2013, foi elaborado através da técnica de Regressão Linear Múltipla um modelo onde a variável dependente DMP foi explicada através de variáveis *Dummy* referentes a anos e meses, além de uma variável criada chamada de Número de Acessos Mensais de Alunos de Graduação Matriculados no período -Cursos Noturnos, denominada como DLGXAGA1N.

O fato de as variáveis *Dummy* referentes a meses terem passado por testes estatísticos e permanecerem no modelo demonstra que existem meses com

comportamento sazonal no período observado. Esta informação pode ser valiosíssima, na medida em que na Resolução 414/2010 da ANEEL consta que as unidades consumidoras com sazonalidade reconhecida podem ter um Montante de Uso do Sistema de Distribuição (MUSD) contratado segundo um cronograma mensal.

Porém, nesta mesma Resolução da ANEEL, informa-se que, para solicitar a redução de MUSD, o pedido tem que ser feito por escrito e com antecedência mínima de 180(cento e oitenta) dias. Além disso, consta que uma vez efetuada a redução não poderá ser feita nova solicitação no período de 12 meses.

Diante disso tudo, foram realizados testes onde a equação referente ao modelo M10.6 foi utilizado para estimar os valores de DMP sem a confirmação total dos valores de DLGXAGA1N e verificado quanto seria o custo dos valores relacionados à Demanda contratada e não utilizada e/ou Demanda que ultrapassou a contratada. Estes custos são comparados com os que ocorreram realmente, decorrentes do modelo tradicional de tarifação onde existe um MUSD contratado fixo para todo o ano.

Além disso, é utilizada a mesma equação para controle do valor de DMP. Atualmente a Gestão de Energia Elétrica controla se os valores mensais de DMP não superam um valor máximo único para todos os meses, a partir do momento em que a equação do modelo é utilizada e já se sabem dos valores das variáveis a estimativa deve proporcionar um valor mais próximo da realidade.

Então foram realizados testes relacionados às aplicações citadas e verificados seus resultados a fim de compreender se o modelo desenvolvido contribui para resolver as questões de pesquisa.

É fundamental ressaltar que existem duas situações possíveis: a primeira quando já se sabe dos valores referentes a todos as variáveis da equação; a segunda quando ainda não se sabe.

Na verdade, esses valores desconhecidos se resumem aos valores de Dias Letivos de Graduação e quantidade de Alunos de Graduação matriculados em cursos Noturnos, que por sua vez possibilitam o cálculo da variável DLGXAGA1N.

4.3.1 Aplicações do modelo M10. 6 considerando variáveis conhecidas

Visto que um novo período é considerado, uma nova estimativa a seguir é elaborada.

4.3.1.1 Estimativa da DMP para o período 2 (EP2), sendo conhecido o valor das variáveis

Uma vez existindo um modelo que foi formulado com os dados entre janeiro de 2008 e dezembro de 2013, é testado o uso do modelo M10.6 para verificar se os valores observados em 2014 estão ocorrendo conforme o esperado, aceitando a ativação da variável binária do ano de 2013 (DA1A) e utilizando o modelo referente à Equação M10.6.

Para exemplificar como seria feito este controle, é calculado o valor de DMP de acordo como o modelo citado para o mês de fevereiro de 2014, a fim de verificar se este mês apresentou o valor esperado de DMP.

Antes de iniciar o citado mês, de preferência, assim que os setores competentes pudessem conceder a informação, seria solicitada à Superintendência de Tecnologia de Informação da (STI) da UFPB a quantidade de alunos de graduação matriculados nos cursos noturnos (AGA1N) e seria verificado no calendário escolar autorizado pelo CONSEPE para a graduação quantos dias letivos de aula são previsto para fevereiro -informação que poderia ser confirmada pela Pró-Reitoria de Graduação.

As informações requeridas à época seriam as seguintes: 7893(sete mil, oitocentos e noventa e três) alunos de graduação matriculados em cursos noturnos e 23 (vinte e três) dias letivos de graduação no mês de fevereiro.

Neste momento a equação referente ao modelo M10.6, sendo omitidos os termos que ficariam nulos, seria da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 &M10.6(\text{em fevereiro de 2014}) \\
 &= (2,165 * 10^3) + ((8,591 * 10^2) * DA1A) + ((-3.452 * 10^2) * DFEV) \\
 &+ ((-2,043 * 10^{-3}) * (DLGXAGA1N)) \qquad (17)
 \end{aligned}$$

Onde DA1A seria a variável *dummy* referente a 2014 considerada neste teste, DFEV seria a variável *dummy* referente ao mês de fevereiro, e DLGXAGA1N

seria o produto de Dias letivos de Graduação (DLG) e a quantidade de alunos de graduação matriculados nos cursos noturnos (AGA1N), resultando na seguinte fórmula:

$$M_{10.6}(\text{em fevereiro de 2014}) = (2,165 * 10^3) + ((8,591 * 10^2) * 1) + ((-3,452 * 10^2) * 1) + ((3,613 * 10^{-3}) * (23 * 7893)) = 3334,80 \text{ kW}. \quad (18)$$

A partir do momento em que existe um valor de referência, este pode ser acompanhado periodicamente, caso a instituição de ensino tenha um sistema supervisorio que atualize os dados da subestação constantemente, pode ser visto, por exemplo, diariamente, o valor real de demanda máxima de potência.

No caso de fevereiro de 2014, a maior demanda de potência de energia elétrica no horário de ponta (18h00min às 21 h) ocorreu no dia 20(vinte), numa quinta-feira, correspondente ao valor de 3440 kW, ultrapassando em apenas 3% (três por cento) o valor esperado.

O fato de a demanda máxima de potência esperada no mês de fevereiro ter sido superada no dia 20, serviria de alerta para os próximos dias. Neste ponto, caso as próximas medições ultrapassassem os 10% esperados, poderia ser acionada uma força-tarefa para estudar /resolver a questão.

Uma possibilidade para conter um aumento desastroso da demanda seria a utilização de desligamentos automáticos de cargas pré-selecionadas, na medida em que a demanda de determinado mês alcançasse um valor pré-selecionado.

Quando se aplica essa metodologia, que foi exemplificada no cálculo da demanda estimada do mês de fevereiro de 2014, para todos os meses de 2014, ao final desse ano haveria os valores apresentados na Tabela 34:

Tabela 34 – Valores de demanda estimados a partir do modelo M10.6 e os medidos DMP (kW) no ano de 2014

MÊS/Ano	DMP (M10.6)	DMP	ERRO	ERRO (%)
jan/14	2451,60	1932,00	519,60	21%
fev/14	3334,80	3444,00	-109,20	-3%
mar/14	3451,86	3528,00	-76,14	-2%
abr/14	3387,97	3304,00	83,97	2%
mai/14	3751,84	3052,00	699,84	19%
jun/14	3395,90	2940,00	455,90	13%
jul/14	3236,73	3024,00	212,73	7%
ago/14	2927,56	2856,00	71,56	2%
set/14	3333,21	3248,00	85,21	3%
out/14	3640,19	3276,00	364,19	10%
nov/14	3640,19	3500,00	140,19	4%
dez/14	3357,81	3416,00	-58,19	-2%

Fonte: Elaboração Própria (Software Excel).

Em comparação com os valores ocorridos na modelagem e apresentados na Tabela 34, apenas os valores de maio e junho ultrapassaram o erro percentual máximo ocorrido na modelagem apresentada na Tabela 33.

Os responsáveis pela gestão de energia elétrica da IES do campus I-UFPB, até o momento, só tinham como referência o fato de que a DMP não deveria ultrapassar o valor de 3580kW, e em relação a esta medida fixa as medições reais de DMP apresentam as seguintes diferenças na Tabela 35.

Tabela 35 – Valor de DMP contratada Fixa em 2014, DMP medida e o erro (%) em relação ao valor contratado

Mês (2014)	DMP Contratada Fixa (kW)	DMP(kW)	ERRO	ERRO(%)
JAN	3580	1932	1648	46%
FEV	3580	3444	136	4%
MAR	3580	3528	52	1%
ABR	3580	3304	276	8%
MAI	3580	3052	528	15%
JUNHO	3580	2940	640	18%
JULHO	3580	3024	556	16%
AGO	3580	2856	724	20%
SET	3580	3248	332	9%
OUT	3580	3276	304	8%
NOV	3580	3500	80	2%
DEZ	3580	3416	164	5%

Fonte: Elaboração Própria (Software Excel).

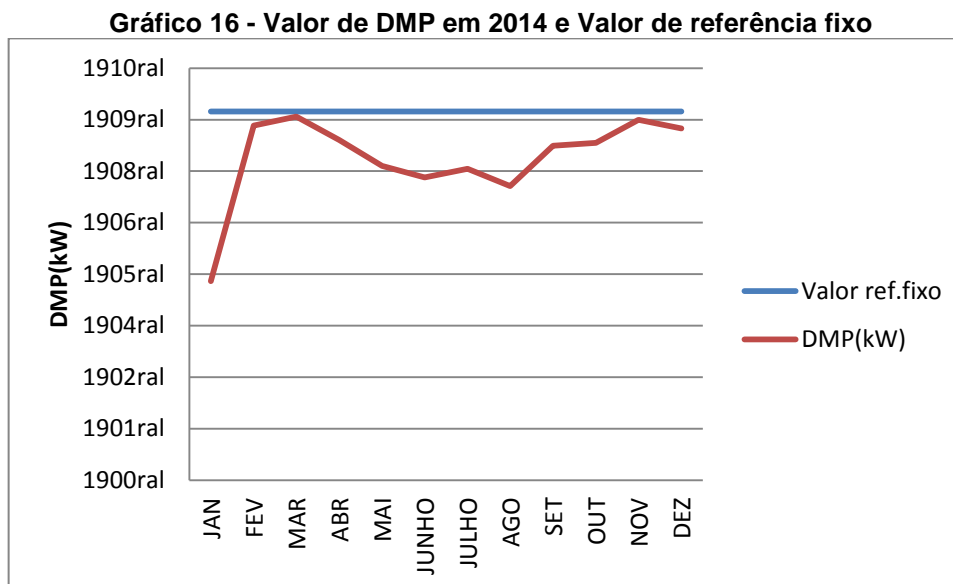
O erro (%) mostrado na Tabela 35 apresenta valores percentuais de erro em relação ao valor de referência bem maiores do que os apresentados na Tabela 34 nos casos de janeiro, março, junho, julho, agosto, setembro e dezembro.

Já os valores de fevereiro, março, outubro e novembro resultaram em erros bem aproximados, diferentemente de maio quando o erro foi bem menor no modelo fixo do que no modelo M10.6.

4.3.1.2 Elaboração de Gráficos de Controle para DMP no período 2(GCP2)

O Controle do valor de demanda máxima de potência de energia elétrica no horário de ponta feito por parte da Gestão da Energia Elétrica consiste em observar se os valores mensais de demanda não ultrapassam um valor fixo de Demanda Máxima para todo o ano.

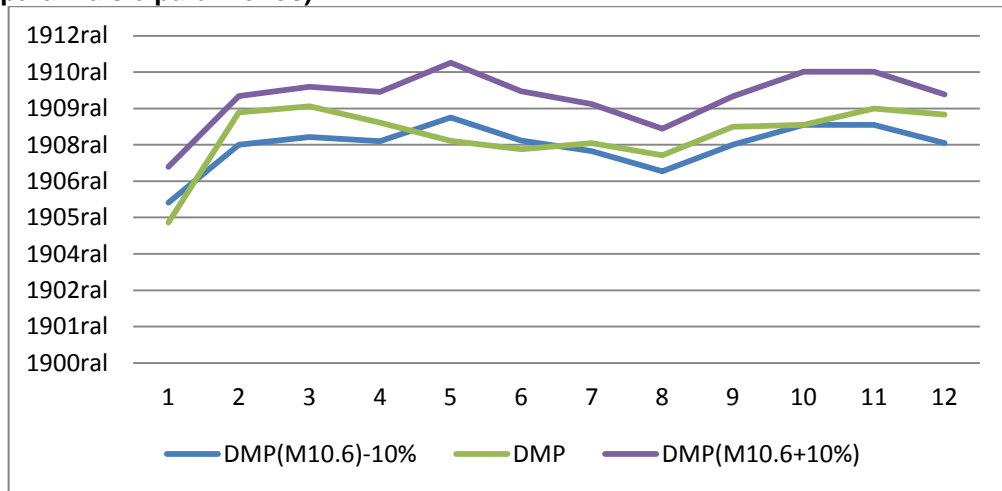
No final de dezembro de 2014 a observação dos valores reais de demanda (DMP) em relação ao valor máximo de potência é representada conforme o Gráfico 16.



Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Já se fosse considerado o valor modelado em M10.6 acrescido de 10% para mais ou 10% para menos, de forma que um gráfico de controle pudesse ser viabilizado após dezembro, o gráfico se apresentaria conforme o Gráfico 17.

Gráfico 17 – Gráfico de Controle – DMP (2014) baseado no modelo M10.6(10% para mais e para menos)



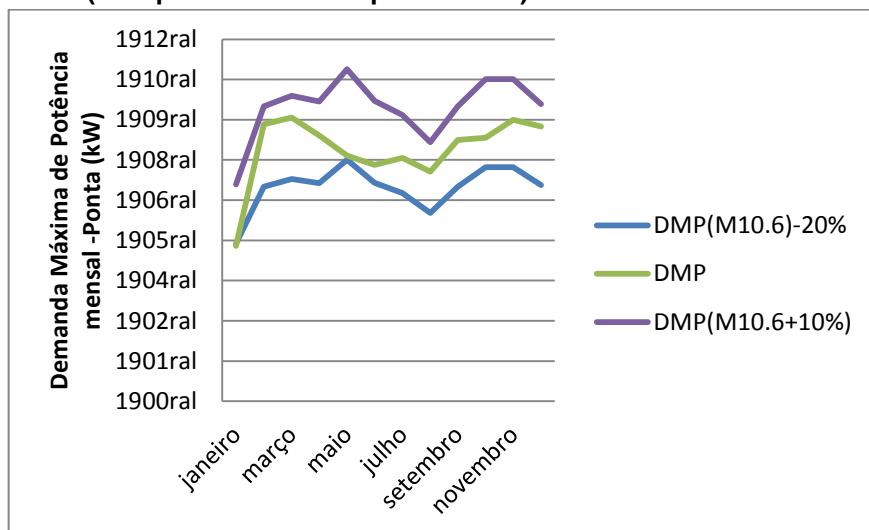
Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Como pode ser observado no Gráfico 17, em nenhum momento a DMP superou o valor estimado para o limite superior de DMP, possibilitado através do acréscimo de 10% ao valor estimado no modelo M10.6.

Já quanto ao limite inferior utilizado, obtido com o decréscimo de 10% em relação ao valor estimado em M10.6, a DMP apresentou valores inferiores ao limite estimado em 4(quatro) situações (janeiro, maio, junho e outubro).

Caso o limite inferior do gráfico de controle fosse obtido com a redução de 20% em relação ao valor estimado no modelo M10.6, o gráfico de controle ficaria conforme apresentado no Gráfico 18.

Gráfico 18 – Gráfico de Controle – DMP (2014) baseado no modelo M10.6(10% para mais e 20% para menos)



Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Neste caso, no que tange ao limite inferior, apenas o mês de janeiro apresenta DMP abaixo do limite inferior do gráfico de controle. Além disso, nenhum mês ultrapassou o limite superior estimado.

4.3.1.3 Verificação dos resultados Econômicos para o período 2 (REP2)

Caso os valores de demanda de potência de energia elétrica que foram contratados e não pagos e/ou os valores que ultrapassaram o contratado fossem tarifados obedecendo à equação referente ao modelo M10.6, seus valores seriam os descritos na Tabela 36.

Tabela 36 – Valores de demanda medida de potência no horário de ponta (DMP) e respectivos valores de demanda contratada e não utilizada

Meses (2014)	DMP Contratada Modelo M10.6 (kW)	DMP(kW)	Demanda contratada e não utilizada (kW)	Demanda contratada ultrapassada (kW) e Porcentagem de ultrapassagem	TARIFA (R\$/KW)	VALOR DEMANDA CONT.NÃO UTILIZADA (R\$) OU DEMANDA ULTRAPASSADA
JAN	2451,60	1.932,00	519,60		36,3	R\$ 18.861,48
FEV	3334,80	3.444,00		109,20(3%)	36,3	R\$ 3.963,95
MAR	3451,86	3.528,00		76,14(2%)	36,6	R\$ 2.786,68
ABR	3387,97	3.304,00	83,97		36,3	R\$ 3.048,07
MAI	3751,84	3.052,00	699,84		36,3	R\$ 25.404,11
JUNHO	3395,90	2.940,00	455,90		36,3	R\$ 16.549,11
JULHO	3236,73	3.024,00	212,73		36,3	R\$ 7.722,01
AGO	2927,56	2.856,00	71,56		36,37	R\$ 2.602,59
SET	3333,21	3.248,00	85,21		37,09	R\$ 3.160,34
OUT	3640,19	3.276,00	364,19		37,09	R\$ 13.507,76
NOV	3640,19	3.500,00	140,19		37,09	R\$ 5.199,60
DEZ	3357,81	3.416,00		58,19(2%)	37,09	R\$ 2.158,09
Soma Jan-Dez						R\$ 104.963,79
Soma Jul-Dez						R\$ 34.350,40

Fonte: Elaboração Própria (Software Excel).

Na forma atual de contratação o valor de demanda contratada é fixo, tanto para os valores de demanda de ponta quanto para demanda fora de ponta. A Tabela 37 apresenta quais foram os valores da DMP do ano de 2014 e os respectivos valores pagos de demanda contratada e não utilizada no horário de Ponta.

Tabela 37 – Detalhamento da demanda máxima de potência (ponta) e respectivos valores de demanda contratada e não utilizada em relação ao valor fixo

Mês (2014)	DMP Contratada Fixa (kW)	DMP(kW)	Demanda contratada e não utilizada (kW)	Tarifa (R\$/KW)	Valor de Demanda Contratada e não utilizada (R\$)
JAN	3580,00	1.932,00	1648,00	36,3	R\$ 59.822,40
FEV	3580,00	3.444,00	136,00	36,3	R\$ 4.936,80
MAR	3580,00	3.528,00	52,00	36,6	R\$ 1.903,20
ABR	3580,00	3.304,00	276,00	36,3	R\$ 10.018,80
MAI	3580,00	3.052,00	528,00	36,3	R\$ 19.166,40
JUN	3580,00	2.940,00	640,00	36,3	R\$ 23.232,00
JUL	3580,00	3.024,00	556,00	36,3	R\$ 20.182,80
AGO	3580,00	2.856,00	724,00	36,37	R\$ 26.331,88
SET	3580,00	3.248,00	332,00	37,09	R\$ 12.313,88
OUT	3580,00	3.276,00	304,00	37,09	R\$ 11.275,36
NOV	3580,00	3.500,00	80,00	37,09	R\$ 2.967,20
DEZ	3580,00	3.416,00	164,00	37,09	R\$ 6.082,76
SOMA JAN-DEZ					R\$ 198.233,48
SOMA JUL-DEZ					R\$ 79.153,88

Fonte: Elaboração Própria (Software Excel).

Com o intuito de efetuar a comparação entre os valores referentes ao modelo M10.6 e os valores referentes aos valores tradicionais, são apresentados os valores de ambos os tipos na Tabela 38.

Tabela 38 – Comparando valores pagos baseados no modelo e no modo tradicional

JAN	R\$ 18.861,48	R\$ 59.822,40
FEV	R\$ 3.963,95	R\$ 4.936,80
MAR	R\$ 2.786,68	R\$ 1.903,20
ABR	R\$ 3.048,07	R\$ 10.018,80
MAI	R\$ 25.404,11	R\$ 19.166,40
JUN	R\$ 16.549,11	R\$ 23.232,00
JUL	R\$ 7.722,01	R\$ 20.182,80
AGO	R\$ 2.602,59	R\$ 26.331,88
SET	R\$ 3.160,34	R\$ 12.313,88
OUT	R\$ 13.507,76	R\$ 11.275,36
NOV	R\$ 5.199,60	R\$ 2.967,20
DEZ	R\$ 2.158,09	R\$ 6.082,76
Soma JAN-DEZ	R\$ 104.963,79	R\$ 198.233,48
Soma JUL-DEZ	R\$ 34.350,40	R\$ 79.153,88

Fonte: Elaboração Própria.

Observando os valores (R\$) apresentados na Tabela 38, verifica-se que nos meses de janeiro, fevereiro, abril, junho, julho, agosto, setembro e dezembro os valores referentes à demanda contratada e não utilizada e/ou de demanda ultrapassada em relação à contratada decorrentes do modelo M10.6 seriam inferiores ao modo tradicional de tarifação, onde um valor fixo é colocado.

Resumidamente, se forem considerados todo o ano de 2014 e apenas os meses de julho a dezembro, a comparação ficaria conforme a Tabela 39.

Tabela 39 – Comparando os Valores Pagos a Distribuidora de Energia e os que seriam pago caso o modelo M10.6 fosse considerado

Período 2014	Modelo	Valor Pago - Energisa	Diferença	% Em relação a energisa
JAN-DEZ	R\$ 104.963,79	R\$ 198.217,98	-R\$ 93.254,19	-47%
JUL-DEZ	R\$ 34.350,40	R\$ 79.153,88	-R\$ 44.803,48	-57%

Fonte: Elaboração Própria.

E considerando a soma desses valores pagos de janeiro a dezembro de 2014, a utilização do modelo M10.6 permitiria uma redução em relação ao modo tradicional de 47% e apenas observando o período de julho a dezembro de 2014 resultaria em uma redução de 57% em relação ao modo tradicional, com respeito à cobrança de taxas sobre a DMP contratada e não utilizada e/ou demanda que ultrapassou a contratada.

Porém, resta lembrar que essa situação só aconteceria caso fosse permitido calcular a fatura baseada em dados já ocorridos, imaginando que a Distribuidora de Energia iria utilizar a equação M10.6, com dados que ocorreram realmente na UFPB-CAMPUS I. A outra situação possível e bem menos provável é que os valores de DLG e AGA1N previstos para todo o ano de 2014 em janeiro deste ano fosse realmente o que de fato iria ocorrer.

A seguir é testada a situação em que, de posse dos valores de AGA1N de janeiro de 2014 e estimando a quantidade de alunos que iriam se matricular, considerando que os dias letivos de graduação (DLG) ocorressem conforme o calendário escolar pensado para todo o ano de 2014.

4.3.2 Aplicações do modelo M10.6 considerando a quantidade de alunos matriculados desconhecida

Já foi verificado que se fosse possível tarifar o valor da demanda máxima contratada e não paga ou da demanda máxima que ultrapassou a contratada com valores já conhecidos utilizando a equação do modelo M10.6, seria possível efetuar uma considerável redução de custos neste sentido em relação à tarifação com MUSD fixo.

Porém, como fazer se os valores necessários para inserir na equação do modelo ainda não são conhecidos? Espera-se que os setores competentes tenham condições de estimar quantos alunos de graduação serão matriculados em cursos noturnos (AGA1N) e os dias letivos de graduação (DLG).

Mas existe também a situação que se realize a previsão de um aumento ou diminuição de AGA1N. Como seria o caso de no final de dezembro de 2013 saber que serão aumentadas 10% das vagas de AGA1N. Neste caso a modelagem realizada seria útil para estimar o impacto do aumento dos alunos na demanda máxima mensal de potência de energia elétrica.

Como forma de explorar o modelo, é considerado que na primeira é considerado que AGA1N no ano de 2014 teria a mesma quantidade do período 2013.2 que se estendeu até março de 2014.

A situação de solicitação de redução do MUSD deve ocorrer 6(seis) meses antes do pedido. Neste caso, para solicitar uma redução a partir de julho de 2014, este pedido deveria ocorrer em janeiro de 2014.

Desta forma, a modelagem realizada para desenvolver o modelo M10.6 é possível de ser efetuada. Considerando que os dias letivos de graduação foram informados de maneira correta, seriam consideradas 3(três) situações descritas no Quadro 13.

Quadro 13 – Testes realizados simulando diversas quantidades de AGA1N

Teste	Descrição	AGA1N
T1	A quantidade de alunos de graduação matriculados nos cursos noturnos em todo o ano de 2014 é igual ao ocorrido no período 2013.2, que se estendeu até março de 2014.	7893
T2	A quantidade de alunos de graduação matriculados nos cursos noturnos em todo o ano de 2014 é 10% maior do que o ocorrido no período 2013.2, que se estendeu até março de 2014.	8682
T3	A quantidade de alunos de graduação matriculados nos cursos noturnos em todo o ano de 2014, é 10% menor do que o ocorrido no período 2013.2, que se estendeu até março de 2014.	7102

Fonte: Elaboração Própria.

São apresentados agora os resultados da estimação de cada teste, representando quanto a DMP aumentou ou diminuiu.

Tabela 40 - Valores Estimados de DMP, considerando testes

MÊS/Ano	Teste			Aumento percentual de DMP (T1) para DMP (T2)
	T1	T2	T3	
	DMP (kW)	DMP (kW)	DMP (kW)	
jan/14	2451,6	2451,6	2451,6	0,00%
fev/14	3334,8	3334,8	3334,8	0,00%
mar/14	3451,86	3451,86	3451,86	0,00%
abr/14	3394,83	3431,9	3357,75	1,09%
mai/14	3765,55	3839,7	3691,41	1,97%
jun/14	3406,45	3463,48	3349,41	1,67%
jul/14	3250,97	3327,97	3173,97	2,37%
ago/14	2934,94	2974,87	2895,02	1,36%
set/14	3390,15	3447,18	3333,11	1,68%
out/14	3708,52	3776,96	3640,08	1,85%
nov/14	3708,52	3776,96	3640,08	1,85%
dez/14	3394,83	3431,9	3357,75	1,09%

Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Assim, observa-se na Tabela 40 que os meses de janeiro a março têm os mesmos valores. Isto se deve ao fato de que até março os valores de AGA1N são iguais para todos (valores já conhecidos) os meses, pois ainda se trata do período 2013.2.

Para os outros meses e de acordo com a modelagem realizada, ocorrendo um aumento de 10% de alunos nos meses de abril a dezembro, aconteceria um aumento de DMP entre 1,09 a 2,37 %. É de se ressaltar que mesmo nos meses sem alunos, como foi o caso de janeiro de 2014 (DLG=0), o valor estimado já era de 2451,6. Porém, mesmo com valores de variações aparentemente pequenos, os

reflexos financeiros decorrentes variam bastante conforme o que pode ser verificado na Tabela 41.

Tabela 41 – Valores Pagos a Distribuidora de Energia em relação à demanda contratada e não utilizada e/ou demanda ultrapassada em relação ao contratado, considerando os testes T1,T2 e T3

Teste	Período 2014	Valor pago considerando o Modelo M10.6	Valor Pago - Energisa	Diferença	% Em relação à energisa
T1	JAN-DEZ	R\$ 112.686,95	R\$ 198.217,98	-R\$ 85.531,03	-43%
	JUL-DEZ	R\$ 40.943,82	R\$ 79.153,88	-R\$ 38.210,06	-48%
T2	JAN-DEZ	R\$ 128.858,97	R\$ 198.217,98	-R\$ 69.359,01	-35%
	JUL-DEZ	R\$ 51.008,26	R\$ 79.153,88	-R\$ 28.145,62	-36%
T3	JAN-DEZ	R\$ 96.514,92	R\$ 198.217,98	-R\$ 101.703,06	-51%
	JUL-DEZ	R\$ 30.879,37	R\$ 79.153,88	-R\$ 48.274,51	-61%

Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Verificando os valores da Tabela 41, observa-se que mesmo que as informações sobre os valores de AGA1N para todo o ano de 2014 fossem maiores ou menores do que 10% em relação ao valor de janeiro de 2014, em nenhum momento a estimação de valores de DMP (kW) proporcionou prejuízo em relação ao que foi cobrado pela distribuidora de energia.

Considerando que, para haver uma redução de MUSD em julho de 2014, teria que ser feita uma solicitação em janeiro do citado ano, caso a estimação levasse em conta que o valor de AGA1N para todo o ano de 2014 seria igual ao de janeiro – o que foi proposto no teste T1. Ainda assim haveria uma redução de 48%, considerando o período de julho a dezembro, correspondente ao montante de R\$ 38.210,06 (trinta de oito mil, duzentos e dez reais e seis centavos), que acarretaria uma redução média de R\$ 6.368 mensais, em relação ao valor que foi efetivamente pago.

Valor que poderia ser investido em ações voltadas para a eficiência energética como troca de equipamentos antigos por novos que consomem menos energia.

Vale ressaltar que se a estimativa de AGA1N e DLG fosse assertiva desde janeiro de 2014, os valores de economia para o período de julho a dezembro de 2015 seria de 57% em relação ao que foi pago para a distribuidora, conforme apresentado na Tabela 36, equivalente ao montante de R\$ 44.803,48, que

proporcionaria a média de economia de R\$ 7467,00 (sete mil, quatrocentos e sessenta e sete reais) por mês.

Isso com respeito apenas ao valor referente ao horário de ponta. Da mesma forma, em relação à demanda máxima fora de ponta, haveria uma considerável redução no custo associado.

4.4 ESTIMATIVA DE DMP PARA PERÍODO 3(EP3) E GRÁFICO DE CONTROLE (GCP3)

Já foi feita a modelagem de DMP para o ano de 2014 a partir dos dados de janeiro de 2008 a dezembro de 2013, mas seria possível replicar o processo realizado procurando estimar os dados de DMP do ano de 2015 com base nos dados de janeiro de 2008 a dezembro de 2014?

Foram atualizados os dados envolvidos com a regressão e iniciado o processo, com a seguinte equação:

$$m = \ln(\text{DMP} \sim \text{DA5A} + \text{DA4A} + \text{DA3A} + \text{DA2A} + \text{DA1A} + \text{DA0A} + \text{DJAN} + \text{DFEV} + \text{DMAR} + \text{DABR} + \text{DJUN} + \text{DJUL} + \text{DAGO} + \text{DSET} + \text{DOUT} + \text{DNOV} + \text{DDEZ} + \text{DLGXAGA1N}).$$

Onde a variável DA0A se refere à variável *dummy* concernente ao ano de 2014 (esta será ativada também em 2015). Já as outras variáveis foram citadas anteriormente. Novamente as variáveis DA6A (*dummy* referente a 2008) e a variável DMAI (*dummy* referente ao mês de maio) foram evitadas a fim de não ocorrer a armadilha da variável binária, assunto já discutido nesta dissertação.

Após desenvolver os passos necessários, chegou-se à seguinte equação:

$$m = \ln(\text{DMP} \sim \text{DA4A} + \text{DA3A} + \text{DA2A} + \text{DA1A} + \text{DA0A} + \text{DJAN} + \text{DFEV} + \text{DJUL} + \text{DAGO} + \text{DDEZ} + \text{DLGXAGA1N}) \quad (19)$$

O novo modelo foi denominado MED e os resultados finais da estimação da equação encontram-se na Tabela 42.

Tabela 42 – Resultados da regressão da equação com todas as variáveis do Modelo MED

R-quadrado	0,8685
R-quadrado ajustado	0,8485
Erro-padrão	211,7
Observações	84

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 43 são apresentados os resultados do teste F. Como o p-valor referente ao teste F é praticamente zero, a hipótese nula de que os coeficientes da equação são todos nulos pode ser rejeitada, ou seja, a equação de regressão tem elementos de relação significativa entre a variável resposta DMP e pelo menos uma das variáveis independentes.

Tabela 43 – Teste F do modelo MED

Teste F	43,25
p-valor	< 2e-16

Fonte: Elaboração Própria.

Após a verificação do teste F, é apresentado o teste t para os coeficientes individuais do modelo MED. Os resultados do teste t estão na Tabela 44.

Tabela 44 – Teste estatística t, coeficientes individuais, todas as variáveis incluídas no modelo MED

	Coeficiente	Erro Padrão	estatística t	valor -p
(Intercept)	2049,0000	76,5300	26,7720	< 2e-16
DA4A	244,5000	75,2500	3,2480	1,7600E-03
DA3A	375,7000	75,8100	4,9550	4,6200E-06
DA2A	533,8000	75,4900	7,0710	8,1600E-10
DA1A	840,3000	80,9900	10,3760	6,0700E-16
DA0A	658,6000	77,9300	8,4520	2,2000E-12
DJAN	-502,1000	99,9900	-5,0210	3,6000E-06
DFEV	-206,0000	90,3200	-2,2810	2,5520E-02
DJUL	-461,6000	86,1800	-5,3570	9,7000E-07
DAGO	-377,8000	85,8300	-4,4020	3,6500E-05
DDEZ	235,4000	88,1600	2,6700	9,3600E-03
DLGXAGA1N	0,0039	0,0005	7,5320	1,1400E-10

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 44 verifica-se que nenhuma variável apresenta o valor-p maior que 0,05 (nível de significância do teste), portanto todas podem permanecer no modelo.

Além disso, foi observada a ausência de pontos de Alavanca e verificado o atendimento dos pressupostos de homocedasticidade e normalidade dos termos de erro - e da relação linear entre as variáveis X e Y, apresentada no Gráfico 20 a seguir-, através dos testes associados à Normalidade e Homocedasticidade na Tabela 45.

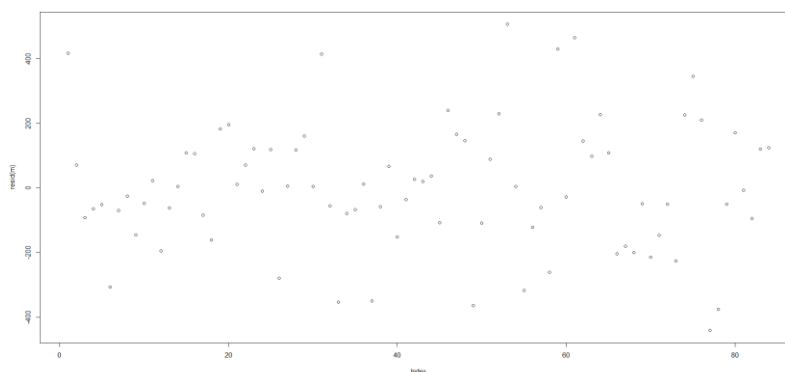
Tabela 45 – Testes nos pressupostos do modelo MED

Pressuposto	Teste	Resultado	p-valor
Normalidade dos resíduos	Jarque Bera	X-squared = 0.9002	0.6376
homocedasticidade	ncvTest	Chisquare = 0.1039103	0.7471866

Fonte: Elaboração Própria.

Nos testes apresentados na Tabela 45, pode-se afirmar que a distribuição normal dos resíduos do modelo não pode ser rejeitada, assim como a presença de homocedasticidade também não pode ser rejeitada, considerando o nível de significância $\alpha = 0,05$. Ademais, a independência dos resíduos pode ser verificada através do Gráfico 19.

Gráfico 19 – Sequência dos resíduos do modelo MED

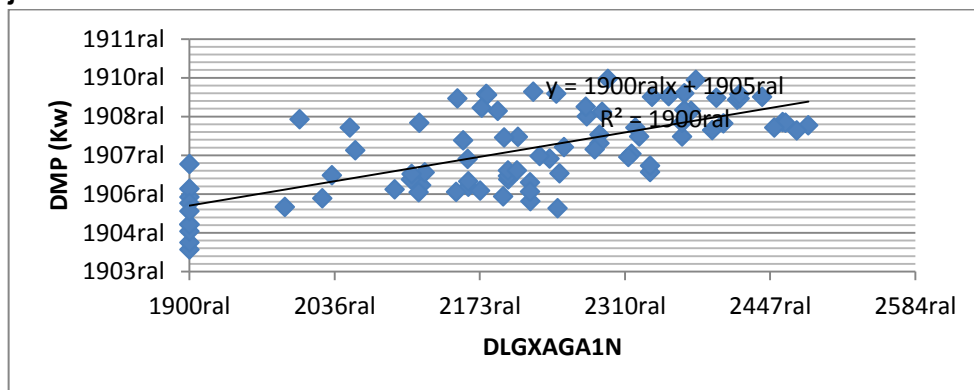


Fonte: Elaboração Própria.

Avaliando o Gráfico 19, verifica-se a independência dos erros, a partir da dispersão dos pontos ser aparentemente aleatória. Portanto, a suposição de independência dos erros é mantida.

Já o Gráfico 20, de dispersão DLGXAGA1N X DMP no período de janeiro de 2008 a dezembro de 2014, é apresentado a seguir.

Gráfico 20 – Gráfico de dispersão (DLGXAGA1N X DMP) do período de janeiro de 2008 à dezembro de 2014

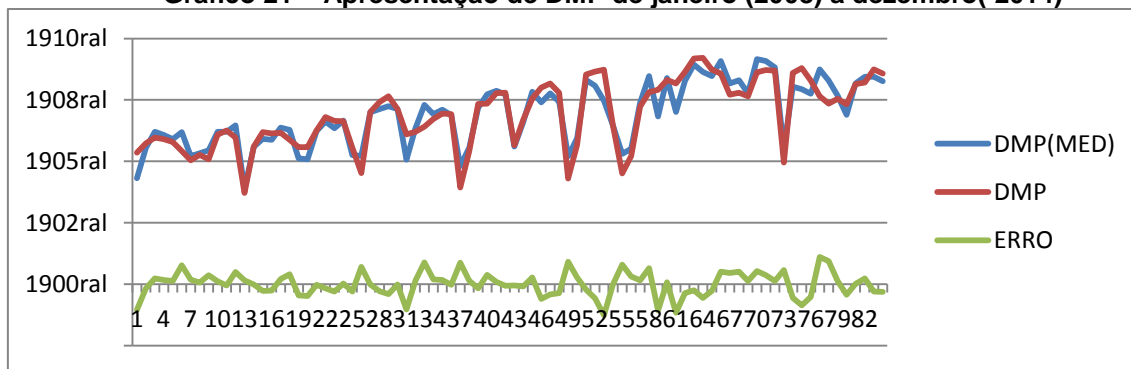


Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

No Gráfico 20 observa-se que a suposição de Linearidade entre a DMP e DLGXAGA1N foi satisfatoriamente atendida mesmo com um coeficiente de determinação R2 relativamente baixo, da ordem de 0,4723.

Desta maneira, observa-se a verificação dos pressupostos e é exposto o Gráfico 21, onde são apresentados os valores de DMP que expressam realmente a medição realizada e os valores modelados para o período de janeiro de 2008 a dezembro de 2014, através da modelagem realizada e identificada como DMP(MED).

Gráfico 21 – Apresentação de DMP de janeiro (2008) a dezembro(2014)



Fonte: Elaboração Própria (software Excel)

No Gráfico 21 é possível verificar-se que o modelo descreve o comportamento de DMP de forma satisfatória, onde 94 % dos meses tiveram erros de até 15%.

Na medida em que existe a Equação 19 referente ao modelo MED, que foi desenvolvido com os dados de janeiro de 2008 a dezembro de 2014, pode ser feita uma estimativa para o ano de 2015, e considerando que os dados de AGA1N não

iriam mudar em relação a janeiro de 2015 e os dias letivos de graduação iriam seguir o calendário previsto, teríamos os seguintes dados descritos na Tabela 46.

Tabela 46 – Estimativa DMP (MED) e limites superiores e inferiores, além do DMP conhecido para o ano de 2015

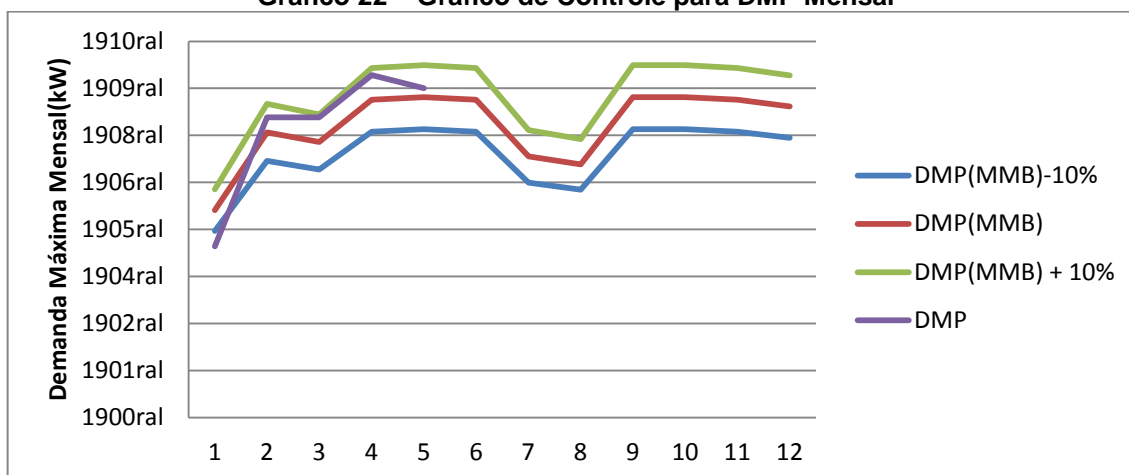
Mês (2015)	DMP(MED)-10%	DMP(MED)	DMP(MED) + 10%	DMP(kW) conhecido
Janeiro	1984,95	2205,50	2426,05	1820
Fevereiro	2728,917315	3032,13	3335,343385	3192
Março	2637,88308	2930,98	3224,07932	3192
Abril	3039,96924	3377,74	3715,51796	3640
Maio	3065,099625	3405,67	3746,232875	3500
Junho	3039,96924	3377,74	3715,51796	
Julho	2498,877315	2776,53	3054,183385	
Agosto	2423,515005	2692,79	2962,073895	
Setembro	3065,099625	3405,67	3746,232875	
Outubro	3065,099625	3405,67	3746,232875	
Novembro	3039,96924	3377,74	3715,51796	
Dezembro	2975,395005	3305,99	3636,593895	

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 46 para cada mês de 2015 foram estimados os valores de DMP a partir do Modelo MED e, a fim de se elaborar um gráfico de controle, foram calculados os valores dos limites superiores, que seriam os valores de MED acrescidos de 10%, e os valores dos limites inferiores, que seriam os valores de MED diminuídos de 10%.

Além disso foi acrescentado na tabela o valor de DMP já conhecido até o momento. Com base nesses valores, foi elaborado o Gráfico 22 que pode servir de apoio para a Gestão de Energia Elétrica da IES onde foi desenvolvida esta dissertação.

Gráfico 22 – Gráfico de Controle para DMP Mensal



Fonte: Elaboração Própria.

Observando o Gráfico 22, constata-se que os valores que realmente ocorreram em 2015 até onde se sabe (maio de 2015) não se afastaram consideravelmente do esperado.

Não está se omitindo aqui o fato de que alterações na quantidade de dias letivos de aula para graduação, como a ocorrência de greves, prejudicaria a estimativa realizada. Todavia, após o acontecimento do mês, ainda assim o modelo seria útil na medida em que poderia se verificar se os valores realmente ocorridos estariam conforme o esperado.

Caso a estimativa de DMP feita em janeiro de 2015, possibilitada pelo modelo MED, pudesse ser utilizada para se calcular os valores de demanda contratada e não utilizada e/ou demanda que ultrapassou a contratada os valores se apresentariam conforme a Tabela 47.

Tabela 47 – Valores de DMP e da DMP contratada Modelo MED e efeitos financeiros

Meses (2015)	DMP Contratada Modelo MED (kW)	DMP (kW)	Demanda contratada e não utilizada (kW)	Demanda contratada ultrapassada (kW) e Porcentagem de ultrapassagem	TARIFA (R\$/KW)	VALOR DEMANDA CONT.NÃO UTILIZADA (R\$) OU DEMANDA ULTRAPASSADA
JAN	2205,5	1.820,00	385,50		37,09	R\$ 14.298,20
FEV	3032,13	3.192,00		159,87(5,01%)	74,18	R\$ 11.859,13
MAR	2930,981	3.192,00		261,02(8,18%)	74,18	R\$ 19.362,37
ABR	3377,744	3.640,00		262,26(7,20%)	72,6	R\$ 19.039,81
MAI	3405,666	3.500,00		94,33(2,70%)	36,3	R\$ 3.424,32
Soma						R\$ 67.983,83

Fonte: Elaboração Própria (software Excel).

Na Tabela 47 verifica-se que entre os meses de janeiro e maio de 2015 seria pago o valor total de R\$ 67.983,83 , sendo que no modo tradicional (valor fixo para todo o ano) o montante seria igual a R\$122.515,54, conforme o mostrado na Tabela 48.

Tabela 48 – Valores de DMP e da DMP contratada Fixa e efeitos financeiros

Meses (2015)	DMP Contratada Modelo Fixo (kW)	DMP (kW)	Demanda contratada e não utilizada (kW)	TARIFA (R\$/KW)	VALOR DEMANDA CONT.NÃO UTILIZADA (R\$) OU DEMANDA ULTRAPASSADA
JAN	3580	1.820,00	1.760,00	37,09	R\$ 65.278,40
FEV	3580	3.192,00	388,00	37,09	R\$ 14.390,92
MAR	3580	3.192,00	388,00	37,09	R\$ 14.390,92
ABR	3580	3.640,00	83,97	36,3	R\$ 3.048,11
MAI	3580	3.500,00	699,84	36,3	R\$ 25.404,19
Soma					R\$ 122.512,54

Fonte: Elaboração Própria (software excel).

Haveria uma economia de 45% em relação ao que foi pago entre os meses de janeiro e maio de 2015, equivalente a um montante de R\$ 54.529,54,00 em cinco meses, equivalente a uma média de praticamente R\$ 10.905,00 por mês, mesmo considerando que nos meses de fevereiro a abril o valor de 5% foi ultrapassado e como consequência a tarifa cobrada dobrou o valor normalmente pago, conforme o que é mostrado na Tabela 47 (baseada no modelo MED).

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 CONCLUSÕES

Neste capítulo as considerações finais são tratadas, oriundas das pesquisas bibliográficas, entrevistas realizadas com o corpo técnico, incluindo engenheiros e técnicos da Divisão Especial de Eletricidade na Prefeitura Universitária, pesquisa documental e análise de dados, aplicação de técnicas estatísticas associadas à construção de modelos que fizeram parte do caminho perseguido para responder ao problema de pesquisa proposto inicialmente.

A utilização da técnica de Regressão Linear Múltipla possibilitou a elaboração de uma estimativa satisfatória da DMP mensal de uma IES, a partir de uma variável criada nesta dissertação denominada de DLGXAGA1N (produto entre a quantidade de alunos matriculados nos cursos noturnos e da quantidade de dias letivos dos cursos de Graduação) e de variáveis *dummy* referentes a anos e meses.

O modelo desenvolvido, a partir dos dados de janeiro de 2008 a dezembro de 2013, e intitulado M10.6 apresentou o coeficiente de determinação R^2 de 0,8947, sendo verificado através do teste F que o conjunto dos coeficientes eram representativos para o modelo, assim como foi observado pelo teste t que os coeficientes individuais eram significantes. Ao final foram discutidos os pressupostos aguardados do modelo, sendo satisfatória a avaliação.

O uso do modelo possibilitaria algumas vantagens, tais como: a tentativa do reconhecimento por parte da distribuidora de energia elétrica da Sazonalidade presente no comportamento da DMP da IES onde foi realizada esta dissertação; a estimação da DMP de forma que pudessem existir valores de referência mensais em detrimento de valores fixos (como é o caso atualmente) e a possibilidade da Gestão de Energia Elétrica da IES ter condições de verificar se a DMP ocorrida em determinado mês ficou conforme o esperado.

O fato de a distribuidora de energia elétrica reconhecer a Sazonalidade de um consumidor influencia o faturamento de energia elétrica mensal, uma vez que o valor de contratação do Montante de Uso do Sistema de Distribuição –(MUSD) deixa de ser único para todo o ano. O que gera muitas vezes valores altos, resultando num problema para a IES, como por exemplo na época de férias, onde a DMP tem uma redução considerável e conseqüentemente vai haver um alto valor associado à DMP

contratada e não utilizada, como foi o caso de janeiro de 2015, onde este valor foi maior do que R\$ 65.000,00 (sessenta e cinco mil Reais).

A Sazonalidade sendo reconhecida pela distribuidora permite que a unidade consumidora contrate o serviço segundo um cronograma mensal. Neste ponto surge um novo dilema, pois há de se ter uma estimativa de quanto será a DMP de cada mês num ano.

Existem inúmeros trabalhos a respeito de estimação de variáveis relacionadas ao uso de energia, porém em muitos casos essas estimativas não consideram todo campus universitário, reduzindo-se a um prédio do campus, por exemplo, ou ainda se respaldam em técnicas bem mais complexas de estimação. Nesta dissertação foi considerado todo um Campus Universitário e utilizada a técnica de Regressão Linear Múltipla, bastante utilizada no propósito de estimar variáveis como a demanda de energia elétrica a partir de variáveis causais como o caso da quantidade de alunos de graduação matriculados em cursos noturnos, desde que sejam tomados cuidados como a verificação de que a variável seja estacionária – o que foi realizado nesta dissertação.

O modelo M10.6 também possibilitou um exemplo de como poderia ser uma estimativa da DMP, e considerando que houve um treinamento com dados de janeiro de 2008 a dezembro de 2013, e que foi possível estimar para o ano de 2014 valores que se tivessem sido utilizados para faturar as contas de energia entre julho e dezembro de 2014 proporcionariam uma economia de 36 a 57%, conforme os exemplos apresentados.

A partir do momento em que existe uma estimativa que surgiu de um modelo, a execução de um gráfico de controle, onde valores de limites superiores e inferiores são utilizados, poderá auxiliar na Gestão de Energia Elétrica por parte da equipe responsável, que até o momento só dispunha como referência um valor fixo para todo o ano e, após a execução deste modelo, existem valores de referência adequados por mês.

Além do modelo citado anteriormente foi elaborado um outro modelo chamado de MED, desta feita, sendo treinado a partir de janeiro de 2008 até dezembro de 2014, objetivando estimar os valores relacionados a 2015. Neste caso o R2 ajustado calculado foi da ordem de 0,8485, sendo realizado inclusive gráficos de controle para o ano de 2015 e relatado quanto seria a economia realizada em

relação ao que foi pago entre janeiro e maio de 2015, que chegaria a ser da ordem de 45% em relação ao valor pago com base no MUSD fixo.

Há de se ressaltar o estudo a respeito da correlação entre a variável dependente DMP e as candidatas a variáveis independentes relacionadas aos usuários, eventos ocorridos e ao Clima. Praticamente 40(quarenta) variáveis passaram por testes de linearidade, estacionaridade e normalidade. O que gerou inclusive necessidade de transformações.

Foi identificado que as variáveis que possuem correlação forte com a DMP mensal são as relacionadas à quantidade de alunos de graduação, ficando os coeficientes de correlação entre 0,8 e 0,9. Já a Temperatura Mínima Média Mensal apresentou um coeficiente de 0,4 e foi classificada como sendo de correlação fraca.

Porém esta variável foi bastante destacada nas entrevistas realizadas com o corpo técnico da Divisão de Eletricidade, sendo apontada como uma das principais causas da redução de DMP nos meses de julho a agosto. A Hipótese levantada é a de que nos meses mais frios os usuários têm menor pretensão de utilizar os equipamentos de ar-condicionado, assim como pelo fato de que os equipamentos citados “trabalham” menos nesta época, pois se o clima estiver frio haveria menor necessidade de trabalho por parte do equipamento.

Como esta dissertação está voltada para uma IES, ela também poderá servir para Instituições similares que busquem alguma redução de custos relacionados à tarifação de demanda de energia que foi contratada e não utilizada e/ou demanda que ultrapassa a contratada, assim como aumentar o controle dos valores de demanda mensal.

Sendo que, para realizar estimativas nessas IESs, a princípio elas poderiam testar com a variável criada e denominada DLGXAGA1N, bastando dispor dados mensais da quantidade de dias letivos e da quantidade de alunos de graduação matriculados em cursos noturnos (caso o interesse se volte para o horário de ponta, ou seja, horário noturno), posteriormente seria efetuado a pesquisa documental desses dados e obviamente dos dados de DMP(kW), de modo semelhante à verificação que aqui foi realizada.

Da mesma forma que este trabalho realizou a estimativa de Demanda Máxima de Potência no horário de Ponta, a mesma técnica pode ser utilizada para o horário Fora de Ponta.

Mas falar de estimar valores de DMP também se relaciona com Eficiência Energética, na medida em que, existindo uma estimativa confiável de quanto o usuário vai necessitar por mês, os responsáveis pela distribuição e geração de energia poderão se programar melhor, por vezes identificando inclusive uma menor necessidade de geração, que por sinal quase sempre está associada a consequências sócio-ambientais negativas.

Enfim, espera-se que os resultados, análises, discussões e conclusões desta dissertação sejam úteis para apoio à Gestão de Energia Elétrica em relação às possibilidades de redução de custo e controle sobre o uso da energia – recurso insubstituível para qualquer sistema de produção, inclusive aos que prestam o serviço do ensino como é o caso da IES onde foi feita esta dissertação.

5.2 RECOMENDAÇÕES

Após a construção desta dissertação, verificam-se algumas possibilidades que poderiam estimular futuros trabalhos: uma destas seria a de se aplicar a mesma técnica aqui abordada (Regressão Linear Múltipla), aproveitando as mesmas variáveis (variáveis *dummy* referentes a anos e meses, quantidade de alunos e dias letivos da graduação por mês) em alguma outra Instituição de Ensino Superior com características similares e verificar se haveria a possibilidade da construção do modelo e de quanto seria uma respectiva economia em relação a faturas de energia elétrica.

Outras formas de aprofundamentos que poderiam ser viabilizados com resposta à estimativa que foi realizada aqui utilizando-se da técnica de Regressão Linear Múltipla (RLM), consistiriam na utilização de algumas das técnicas exploradas na revisão da literatura, tais como a cadeia de Markov, a *Support Vector Regression* - Metodologia (SVR), o Modelo de Programação Genética e a Rede Neural Artificial, técnicas mais complexas do que a RLM.

REFERÊNCIAS

- ABNT. **Vença o desafio da ISO 50001**. 2014. Disponível em: <<http://www.abnt.org.br/imagens/ABNTNBRISO50001cartilha.pdf>>. Acesso em: 11 mar. 2014.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. **RESOLUÇÃO NORMATIVA N° 414/2010: ATUALIZADA ATÉ A REN 499/2012: CONDIÇÕES GERAIS DE FORNECIMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA**. Brasília: Aneel, 2012.
- ALVES, Marleide Ferreira. **PREVISÃO DE DEMANDA DE CARGAS ELÉTRICAS POR SELEÇÃO DE VARIÁVEIS STEPWISE E REDES NEURAS ARTIFICIAIS**. 2013. 75 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.
- AMBER, K.p.; ASLAM, M.w.; HUSSAIN. Electricity consumption forecasting models for administration buildings of the UK higher education sector. **Energy And Buildings**. [s. L.], p. 127-136. 2015. DOI:10.1016/j.enbuild.2015.01.008.
- ANDERSEN, F.m.; LARSEN, H.v.; GAARDESTRUP, R.b.. Long term forecasting of hourly electricity consumption in local areas in Denmark. **Applied Energy**. [s. L.], p. 147-162. abr. 2013. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261913003413>>. Acesso em: 06jan.2015. DOI:10.1016/j.apenergy.2013.04.046. DOI:10.1016/j.apenergy.2013.04.046.
- ANSORGE, Heather L. et al. Mechanical property changes during neonatal development and healing using a multiple regression model. **Journal Of Biomechanics**. [s. L.], p. 1288-1292. abr. 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbiomech.2012.01.030>>. Acesso em: 08 jan. 2015.
- APADULA, Francesco et al. Relationships between meteorological variables and monthly electricity demand. **Applied Energy**. [s. L.], p. 346-356. out. 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.03.053>>. Acesso em: 05 jan. 2015.
- ARANDA, Alfonso et al. Multiple regression models to predict the annual energy consumption in the Spanish banking sector. **Energy And Buildings**. [s. L.], p. 380-387. jan. 2012. DOI: 10.1016/j.enbuild.2012.02.040
- AZEVEDO, Alberto Carlos de Oliveira Antunes de. Sistema integrado de modelação para apoio à prevenção e mitigação de acidentes de hidrocarbonetos em estuários e orla costeira. 2010. 224 f. Tese (Doutorado) - Curso de Ciências Geofísicas e da Geoinformação, Departamento de Departamento de Engenharia Geográfica, geofísica e Energia, Universidade de Lisboa, Lisboa, 2010. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10451/2332>>. Acesso em: 15 nov. 2013.
- BAKHAT, Mohcine; ROSSELLÓ, Jaume. Estimation of tourism-induced electricity consumption: The case study of Balearics Islands, Spain. **Energy Economics**. [s. L.], p. 437-444. maio 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.eneco.2010.12.009>>. Acesso em: 10 jan. 2015.
- BARRETO, Alexandre Serra. **Modelos de Regressão: Teoria e Aplicação com o Programa Estatístico R**. Brasília: Edição do Autor, 2011. 176 p.
- CASTRO, Nivalde de; BRANDÃO, Roberto. **Preço x custo da energia no setor elétrico brasileiro**. 2014. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/opiniao/3434906/preco-x-custo-da-energia-no-setor-eletrico-brasileiro>>. Acesso em: 9 fev. 2014.
- CHARNET, Reinaldo et al. **Análise de Modelos de Regressão Linear: com aplicações**. 2. ed. Campinas: Editora da Unicamp, 2008. ISBN 978-85-268-0780-8.
- CIARELLI, Mônica; BAHNEMANN, Wellington. **Reservatórios têm o nível mais baixo desde 2001**. 2014. Disponível em: <<http://exame.abril.com.br/brasil/noticias/ons-reservatorios-tem-o-nivel-mais-baixo-desde-2001>>. Acesso em: 17 fev. 2014.

CRUZ, Roberto Ribeiro de Azevêdo. **Gerenciamento de Energia Elétrica para Otimizar a Qualidade e a Eficiência Energética**. 2014. 76 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2014.

DEVORE, Jay L.. **Probabilidade e Estatística: para Engenharia e Ciências**. 6. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

DINER, Rachel E. et al. Negative effects of ocean acidification on calcification vary within the coccolithophore genus *Calcidiscus*. **Marine Biology**. [s. L.], p. 1287-1305. mar. 2015.

DURBIN, J.; WATSON, G. S.. Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. II. **Biometrika**. [s. L.], p. 159-177. 02 jun. 1951. Disponível em: <<http://www-jstor-org.ez15.periodicos.capes.gov.br/stable/2332325>>. Acesso em: 08 jan. 2015.

ELETROBRAS. **Código Legislativo da Eficiência Energética nos Prédios Públicos Federais**. Rio de Janeiro: Procel Epp, 2008.

ELETROBRAS. **PROCEL - Programa Nacional de Conservação de Energia**. 2014. Disponível em: <<http://www.eletrobras.com/elb/procel/main.asp?TeamID={67469FA5-276E-431F-B9C0-6F40630498EE}>>. Acesso em: 10 mar. 2014.

EPE (Empresa de Pesquisa Energética) / MME (Ministério de Minas e Energia). **Balço Energético Nacional 2013 (ano base 2012)**, 2013.

FIELD, Andy. **Discovering statistics using SPSS**. 3. ed. [s. L.]: Sage Publications, 2009.

FOX, John; WEISBERG, Sandy. **NcvTest {car}**: Score Test for Non-Constant Error Variance. Disponível em: <<http://www.inside-r.org/packages/cran/car/docs/ncvTest>>. Acesso em: 08 jan. 2015.

FREITAS, Victor Almeida Santos de. **Reação da Política Fiscal e Sustentabilidade da Dívida Federal no Brasil, 1994 - 2008**. 2010. 55 f. DISSERTAÇÃO (Mestrado) - Curso de Economia, Economia, PUC, Rio de Janeiro, 2010. Disponível em: <http://www2.dbd.puc-rio.br/pergamum/tesesabertas/0812372_10_cap_04.pdf>. Acesso em: 20 maio 2015.

GALLACHÓIR, BP Ó. et al. Using indicators to profile energy consumption and to inform energy policy in a university—A case study in Ireland. **Energy and buildings**, v. 39, n. 8, p. 913-922, 2007.

GEOCAPES. Disponível em: <<http://geocapes.capes.gov.br/geocapes2/>>. Acesso em: 13 jan. 2015.

GOLDEMBERG, José; LUCON, Oswaldo. Energia e meio ambiente no Brasil. **Estudos Avançados**, [s. L.], v. 21, n. 59, p.7-20, jan. 2007. ISSN 01034014.

GUARDIA, Eduardo et al. **Oportunidades de eficiência energética para a indústria: uma visão institucional**. Brasília: Cni, 2010. Disponível em: <<http://www.cni.org.br/portal/data/files/FF8080812C8533A0012C988992E84D6B/relatorio%2024%20%20Sumario%20%20Vis%C3%A3o%20institucional.pdf>>. Acesso em: 07 out. 2011.

HAWKINS, D. et al. Determinants of energy use in UK higher education buildings using statistical and artificial neural network methods. **International Journal Of Sustainable Built Environment**. [s. L.], p. 50-63. maio 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijjsbe.2012.05.002>>. Acesso em: 06 ago. 2014.

HILL, Manuela Magalhães; HILL, Andrew. **Investigação por Questionário**. Lisboa: Edições Sílabo, 2009.

HONG, Taehoon; KOO, Choongwan; JEONG, Kwangbok. A decision support model for reducing electric energy consumption in elementary school facilities. **Applied Energy**. [s. L.], p. 253-266. jul. 2012. DOI: 10.1016/j.apenergy.2012.02.052.

IEA. Disponível em: <<http://www.iea.org/Sankey/index.html#c=World&s=Final%20consumption>>. Acesso em: 13 jan. 2015.

INTERNACIONAL ENERGY AGENCY. **Key World Energy Statistics**. Paris: Iea, 2009. Disponível em: <http://large.stanford.edu/courses/2009/ph204/Landau1/docs/key_stats_2009.pdf>. Acesso em: 05 ago. 2015.

INTERNACIONAL ENERGY AGENCY. **Key World Energy Statistics**. [s. L.]: IEA, 2014. Disponível em: <<http://www.iea.org/publications/freepublications/Publication/KeyWorld2014.pdf>>. Acesso em: 04 ago. 2015.

INMET. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>>. Acesso em: 13 jan. 2015.

KAVAKLIOGLU, Kadir. Modeling and prediction of Turkey's electricity consumption using Support Vector Regression. **Applied Energy**. [s. L.], p. 368-375. jan. 2011. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261910002904>>. Acesso em: 06 jan. 2015. DOI: 10.1016/j.apenergy.2010.07.021

KAYTEZ, Fazil et al. Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines. **Electrical Power And Energy Systems**. [s. L.], p. 431-438. maio 2015. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0142061514007637>>. Acesso em: 06 jul. 2015. DOI: 10.1016/j.ijepes.2014.12.036

KUTNER, Michael H.; NACHTSHEIM, Christopher J.; NETER, John. **Applied Linear Regression Models**. 4. ed. Singapore: Mc Graw Hill, 2004. ISBN 007-123525-4.

LEITE, Antônio Dias. **Eficiência e Desperdício de Energia da Energia no Brasil**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. ISBN 978-85-352-6905-5.

LINDSEY, Greg et al. Estimating urban trail traffic: Methods for existing and proposed trails. **Landscape And Urban Planning**. [s. L.], p. 299-315. jul. 2007. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169204607000217>>. Acesso em: 15 set. 2014.

MARTANI, Claudio et al. ENERNET: Studying the dynamic relationship between building occupancy and energy consumption. **Energy And Buildings**. [s. L.], p. 584-591. 2012. DOI: 10.1016/j.enbuild.2011.12.037.

MARINAKIS, Vangelis et al. An integrated system for buildings' energy-efficient automation: Application in the tertiary sector. **Applied Energy**. [s. L.], p. 6-14. jan. 2013. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261912004059>>. Acesso em: 27 abr. 2013.

MEKANIK, F. et al. Multiple regression and Artificial Neural Network for long-term rainfall forecasting using large scale climate modes. **Journal Of Hydrology**. [s. L.], p. 11-21. out. 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.08.035>>. Acesso em: 08 jan. 2015.

MONTEIRO, Lis Marie. **FACULDADE DE CIÊNCIAS FARMACÊUTICAS Programa de Pós-graduação em Fármaco e Medicamentos Área de Prod: preparação, caracterização físico-química e avaliação in vitro da atividade leishmanicida potencial**. 2013. 127 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-graduação em Fármaco e Medicamentos, Ciências Farmacêuticas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013.

MORAES, Júlia Silva de. **INDICADORES ENERGÉTICOS DE EDIFÍCIOS PÚBLICOS: ESTUDO DE CASO DA ESCOLA POLITÉCNICA - UFBA**. 2007. 219 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Mestrado

Profissional em Gerenciamento e Tecnologias Ambientais no Processo Produtivo, Departamento de Engenharia Ambiental, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2007.

MOURA, Fernando Alves de; MONTINI, Alessandra de Ávila. APPLICATION OF THE MODEL ARX TO FORECAST BRAZILIAN CONSUMPTION OF INDUSTRIAL ELECTRICITY. **Facef Pesquisa: Desenvolvimento e Gestão**, Franca, v. 15, n. 2, p.192-206, maio 2012. Quadrimestral. ISSN 1516-6503.

MURATORI, Matteo et al. A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand. **Applied Energy**. [s. L.], p. 465-473. fev. 2013. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S030626191300175X>>. Acesso em: 05 jan. 2015.

NOGUEIRA, Luiz Augusto Horta. Auditoria Energética. In: MARQUES, Milton et al. **Conservação de Energia: Eficiência Energética de Equipamentos e Instalações**. Itajubá: Fupai, 2006. Cap. 4, p. 129-146.

OLIVEIRA, Lilian Silva de. **Gestão do consumo de energia elétrica no campus da UNB**. 2006. 219 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, 2006. Disponível em:<[http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/2349/1/dissertacao Lilian da S Oliveira.pdf](http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/2349/1/dissertacao%20Lilian%20da%20S%20Oliveira.pdf)>. Acesso em: 20 jan. 2014.

ONS. Disponível em: <http://www.ons.org.br/historico/carga_propria_de_energia_out.aspx>. Acesso em: 13 jan. 2015.

PRG.UFPB. Disponível em: <<http://www.prg.ufpb.br/?q=view-calendario-jp>>. Acesso em: 13 jan. 2015.

ROCHA, Carlos Eduardo. A Bovespa e o risco de racionamento de energia. **Valor Econômico**. São Paulo, p. 10-10. 26 fev. 2014. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/financas/3443716/bovespa-e-o-risco-de-acionamento-de-energia>>. Acesso em: 01 mar. 2014.

ROSA, Silvia; PEREZ, Antonio; PINTO, Lucinda. **Mercado fica mais pessimista com risco de racionamento**. 2014. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/financas/3428494/mercado-fica-mais-pessimista-com-risco-de-acionamento>>. Acesso em: 13 fev. 2014.

SAHOO, Sasmita; JHA, Madan K.. On the statistical forecasting of groundwater levels in unconfined aquifer systems. **Environmental Earth Sciences**. [s. L.], p. 3119-3136. abr. 2015. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s12665-014-3608-8>>. Acesso em: 13 jun. 2015.

SAMOHYL, Robert Wayne. **Controle Estatístico de Qualidade**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

SANTOS, Henrique L.; LEGEY, Luiz F.I.. A model for long-term electricity expansion planning with endogenous environmental costs Henrique. **Electrical Power And Energy Systems**. [s. L.], p. 98-105. out. 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2013.02.018>>. Acesso em: 13 jan. 2015.

SANZCALCEDO, J.G.; CUADROS, F.; RODRÍGUEZ, F.L.. **La auditoría energética: una herramienta de gestión en atención primaria**. Gaceta Sanitaria Available online 30 June 2011.

SARAIVA, Alessandra. **O Brasil teve 181 cortes no fornecimento de energia desde 2011**. 2014. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/brasil/3420666/brasil-teve-181-cortes-no-fornecimento-de-energia-desde-2011>>. Acesso em: 5 fev. 2014.

SHELTON, Fred Ames. USING REGRESSION ANALYSIS: A GUIDED TOUR FRED. **Computers & Education**. Great Britain, p. 95-111. fev. 1987.

SILVA, Carla Silva da. **PREVISÃO MULTIVARIADA DA DEMANDA HORÁRIA DE ÁGUA EM SISTEMAS URBANOS DE ABASTECIMENTO**. 2003. 280 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Civil, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2003.

SILVA, Edna Lúcia da; MENEZES, Estera Muszkat. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. 4. ed. Florianópolis: Ufsc, 2005. 138 p. CDU: 001.8.

SILVA, R. M. da. **Um Modelo para Análise da Sustentabilidade de Fontes Elétricas** – Tese de doutorado em Administração, da Universidade Federal de Pernambuco, CCSA, Programa de Pós Graduação em Administração – PROPAD, Recife, 2011.

SINGH, Satinder Pal. Stock Market Anomalies: Evidence from Emerging BRIC Markets. **Vision: The Journal of Business Perspective**. [s. L.], p. 23-28. mar. 2014. Disponível em: <<http://vis.sagepub.com/lookup/doi/10.1177/0972262913517329>>. Acesso em: 8 ago. 2015.

SOUZA, Gueibi Peres. **PREVISÃO DO CONSUMO INDUSTRIAL DE ENERGIA ELÉTRICA NO ESTADO DE SANTA CATARINA: UMA APLICAÇÃO DA COMBINAÇÃO DE PREVISÕES ENTRE MODELOS UNIVARIADOS E DE REGRESSÃO DINÂMICA**. 2005. 145 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2005.

SISTEMAS.UFPB. Disponível em: <https://sistemas.ufpb.br/sigrh/public/abas/form_consulta_quantitativos.jsf>. Acesso em: 13 jan. 2015. STI.UFPB. Disponível em: <<http://www.sti.ufpb.br/suporte/>>. Acesso em: 13 jan. 2015.

STERN, Nicholas. **The Economics of Climate Change: The Stern Review**. Cambridge: Cambridge University Press, 2007. ISBN: 0521700809.

TIONGCO, Marites; DAWE, David. Long-term Evolution of Productivity in a Sample of Philippine Rice Farms: Implications for Sustainability and Future Research. **World Development**. [s. L.], p. 891-898. maio 2002.

TORMAN, Vanessa Bielefeldt Leotti; COSTER, Rodrigo; RIBOLDI, João. Normalidade de variáveis: métodos de verificação e comparação de alguns testes não-paramétricos por simulação Normality of variables: diagnosis methods and comparison of some nonparametric tests by. **Revista HCPA**, v. 32, n. 2, p. 227-234, 2012.

UFPB - UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA. **Plano de Gestão e Logística Sustentável: (2013-2015)**. João Pessoa: UFPB, 2013. 84 p.

VU, D.h.; MUTTAQI, K.m.; AGALGAONKAR, A.p.. A variance inflation factor and backward elimination based robust regression model for forecasting monthly electricity demand using climatic variables. **Applied Energy**. [s. L.], p. 385-394. fev. 2015. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261914012604>>. Acesso em: 03 jul. 2015.

APÊNDICE A – AVALIAÇÃO DE SAZONALIDADE CONFORME RESOLUÇÃO NORMATIVA RES.414/2010 (ANEEL)

TABELA 1(APÊNDICE A)- SOMA DOS 4 MENORES
CONSUMOS DE 2013

MÊS	Cons.Ativo Geral(kWh)
set	1305572,6
jun	1376861,2
dez	1404823
jul	1423215,3
Soma 1	5510472,1

Fonte: Elaboração própria, à partir de dados dos relatórios de Energia Elétrica do Sistema Supervisório(2013) , disponibilizado pela Divisão Especial de Eletricidade na Prefeitura Universitária

TABELA 2(APÊNDICE A)- SOMA DOS 4 MAIORES
CONSUMOS DE 2013

MÊS	Cons.Ativo Geral(kWh)
mar	1727366,1
out	1684356,6
abr	1683079,2
nov	1565420,7
Soma 2	6660222,6

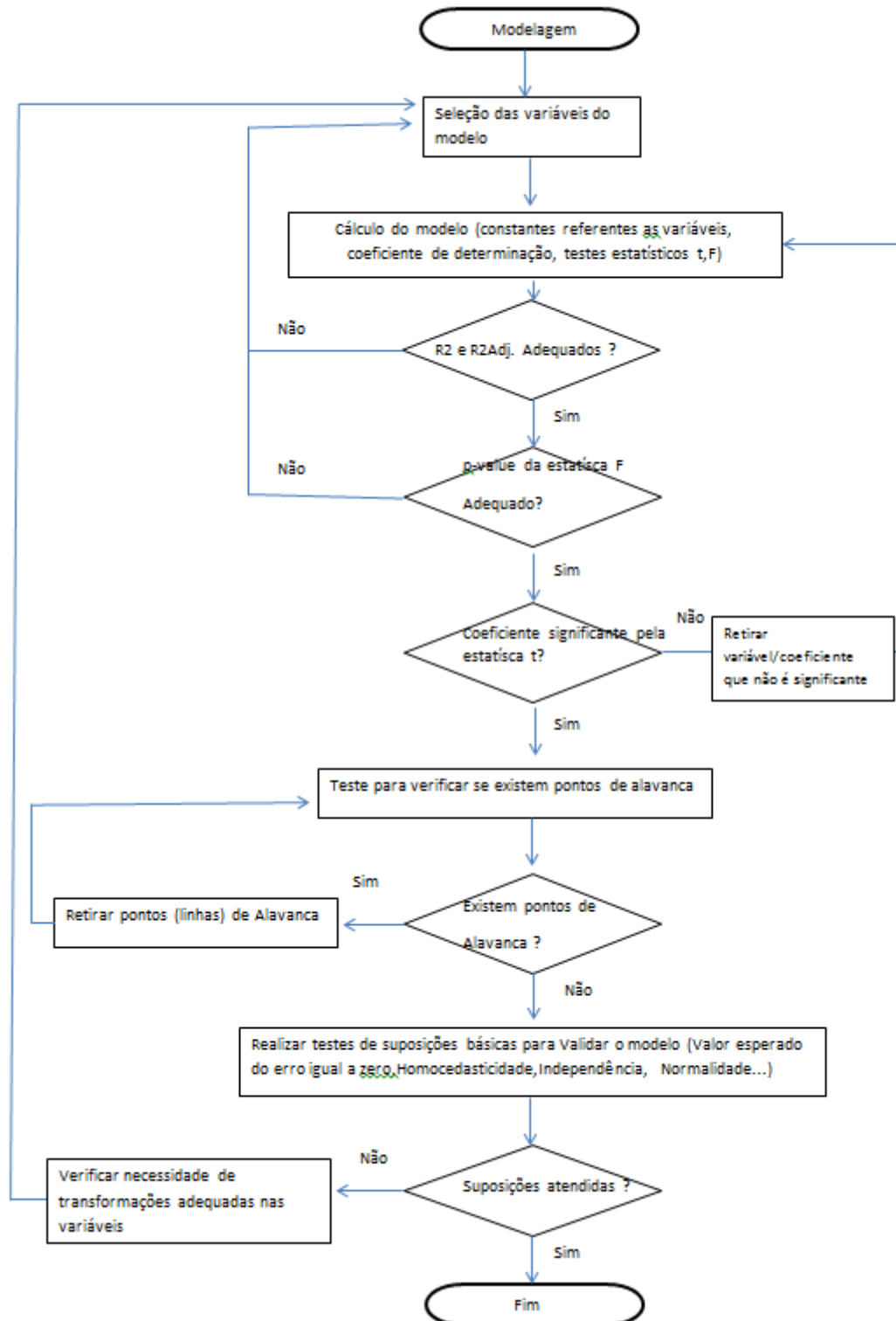
Fonte: Elaboração própria, à partir de dados dos relatórios de Energia Elétrica do Sistema Supervisório(2013) , disponibilizado pela Divisão Especial de Eletricidade na Prefeitura Universitária

TABELA 3(APÊNDICE A) – IDENTIFICAÇÃO DE SAZONALIDADE RES.414/2010

Soma 1	5510472,1
Soma 2	6660222,6
Relação soma 1 / soma 2	0,83

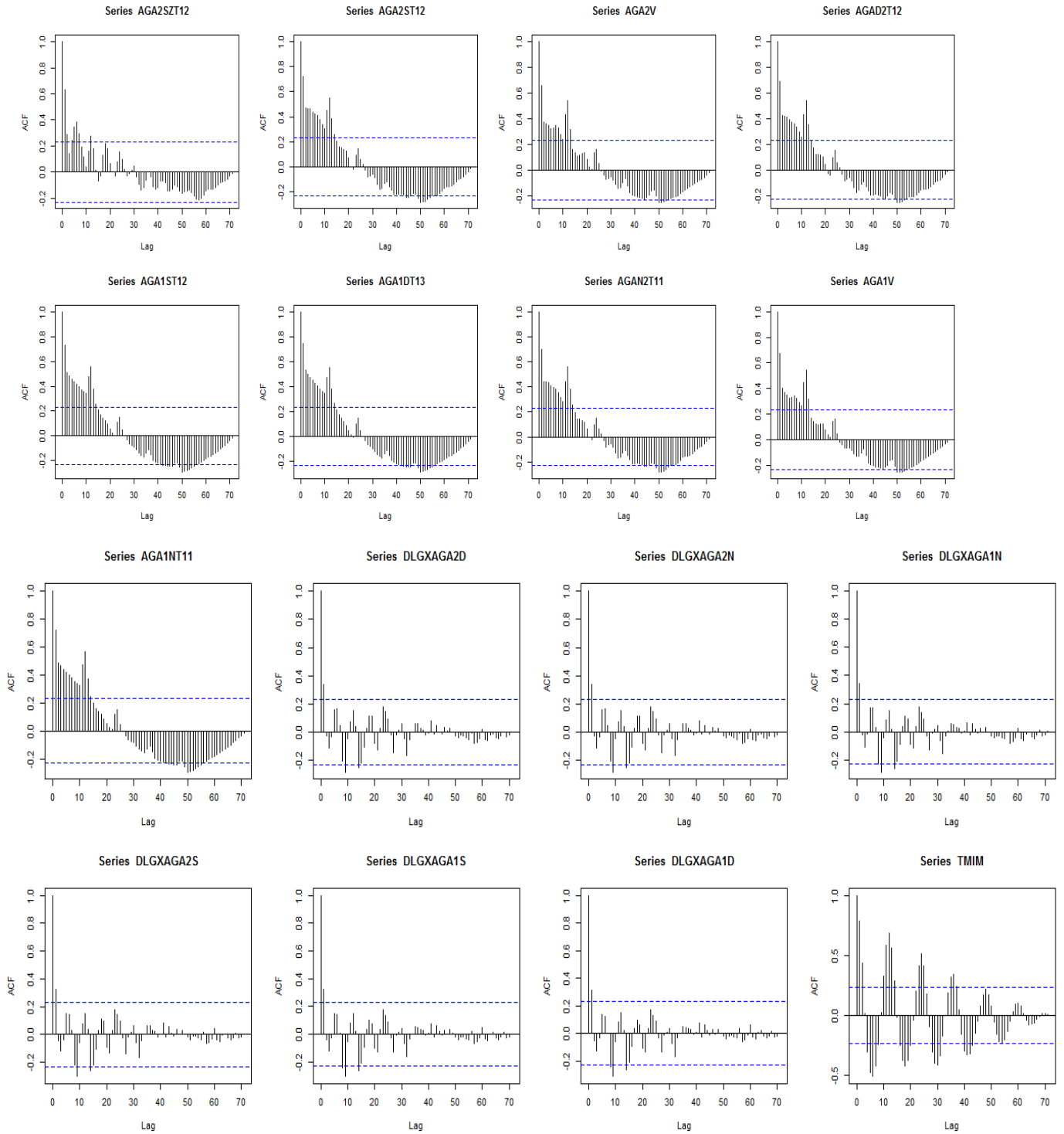
Fonte: Elaboração própria, à partir de dados dos relatórios de Energia Elétrica do Sistema Supervisório(2013) , disponibilizado pela Divisão Especial de Eletricidade na Prefeitura Universitária

APÊNDICE B – Fluxograma da construção do modelo de Regressão



Fonte: Elaboração Própria.

APÊNDICE C – AUTOCORRELOGRAMAS DAS VARIÁVEIS CANDIDAS A INDEPENDENTES (JAN 2008-DEZ 2013)



Fonte: Elaboração Própria(software R).

**APÊNDICE D – ROTINA NO SOFTWARE R PARA IDENTIFICAR PONTOS DE
ALAVANCA DO MODELO M10.6**

```
n= 72
p=11
h=lm.influence(m)$hat
r=resid(m)
s=summary(m)$sigma
ti=r/(s*(1-h)^0.5)
plot(h,ti,xlab="Alavancagens", ylab="Resíduos padronizados")
abline(h=-2,col=2,lwd=3)
abline(h=2,col=2,lwd=3)
abline(v=2*p/n,col=2,lwd=3)
```

APÊNDICE E – APRESENTAÇÃO DOS VALORES DE DEMANDA FORA PONTA E VALORES REFERENTES NO ANO DE 2014

Apresentação dos valores de demanda Fora Ponta e valores referentes no ano de 2014

Mês	DEMANDA F.PONTA CONTRATADA (kW)	Dem.Máx.F.Ponta Medida (kW)	Dem.Máx.F.Ponta NÃO CONSUMIDA (kW)	Tarifa (Dem.Máx.Forá Ponta) R\$/KW	VALOR TOTAL DEMANDA F. P. Não Cons.
JAN	5600	3164	2436	11,91	R\$ 29.012,76
FEV	5600	5292	308	11,91	R\$ 3.668,28
MAR	5600	5236	364	11,91	R\$ 4.335,24
ABR	5600	4928	672	11,91	R\$ 8.003,52
MAI	5600	4508	1092	11,91	R\$ 13.005,72
JUN	5600	4368	1232	11,91	R\$ 14.673,12
JUL	5600	4368	1232	11,91	R\$ 14.673,12
AGO	5600	4004	1596	11,99	R\$ 19.136,04
SET	5600	4760	840	12,8	R\$ 10.752,00
OUT	5600	4984	616	12,8	R\$ 7.884,80
NOV	5600	5320	280	12,8	R\$ 3.584,00
DEZ	5600	5180	420	12,8	R\$ 5.376,00
SOMA DOS VALORES DE DEMANDA F.P. NÃO CONS.					R\$ 134.104,60

Fonte: Faturas de Energia disponibilizadas no: Site da Energisa com dados obtidos no Plano de Gestão de Logística Sustentável (2013-2015).

**APÊNDICE F – APRESENTAÇÃO DOS VALORES DE DMP(KW) E VALORES
REFERENTES A MODELAGEM DO MODELO M10.6(KW)**

mês	DMP(M10.6)	DMP	ERRO	ERRO(%)	mês	DMP(M10.6)	DMP	ERRO	ERRO(%)
1	1757,83	2143,70	-385,87	-18,0%	37	1975,40	1572,50	402,90	25,6%
2	2166,99	2291,50	-124,51	-5,4%	38	2202,70	2160,50	42,20	2,0%
3	2561,79	2389,00	172,79	7,2%	39	2956,78	2936,60	20,18	0,7%
4	2512,19	2362,10	150,09	6,4%	40	3161,21	2940,00	221,21	7,5%
5	2453,56	2311,70	141,86	6,1%	41	3212,32	3111,40	100,92	3,2%
6	2367,40	2167,20	200,20	9,2%	42	2973,21	3118,10	-144,89	-4,6%
7	2080,19	2016,00	64,19	3,2%	43	2260,35	2261,30	-0,95	0,0%
8	2100,95	2106,70	-5,75	-0,3%	44	2605,86	2677,90	-72,04	-2,7%
9	2079,52	2032,80	46,72	2,3%	45	2994,03	3024,00	-29,97	-1,0%
10	2561,38	2432,60	128,78	5,3%	46	3042,23	3202,10	-159,87	-5,0%
11	2561,38	2503,20	58,18	2,3%	47	3172,31	3269,30	-96,99	-3,0%
12	2440,74	2389,00	51,74	2,2%	48	2834,09	3118,10	-284,01	-9,1%
13	1592,50	1485,10	107,40	7,2%	49	2120,40	1717,00	403,40	23,5%
14	2181,71	2241,10	-59,39	-2,6%	50	2347,70	2268,00	79,70	3,5%
15	2457,98	2476,30	-18,32	-0,7%	51	3374,54	3413,80	-39,26	-1,1%
16	2441,45	2456,20	-14,75	-0,6%	52	3289,34	3460,80	-171,46	-5,0%
17	2625,75	2466,20	159,55	6,5%	53	3062,12	3491,00	-428,88	-12,3%
18	2400,89	2348,60	52,29	2,2%	54	2504,90	2587,20	-82,30	-3,2%
19	2045,79	2231,00	-185,21	-8,3%	55	2149,80	1804,30	345,50	19,1%
20	2008,34	2227,70	-219,36	-9,8%	56	2204,50	2083,20	121,30	5,8%
21	2368,25	2503,20	-134,95	-5,4%	57	2829,42	2893,00	-63,58	-2,2%
22	2715,19	2718,20	-3,01	-0,1%	58	3431,35	3124,80	306,55	9,8%
23	2613,30	2657,80	-44,50	-1,7%	59	2829,94	3161,80	-331,86	-10,5%
24	2511,41	2651,00	-139,59	-5,3%	60	3186,25	3326,40	-140,15	-4,2%
25	2126,88	2221,00	-94,12	-4,2%	61	2835,32	3269,30	-433,98	-13,3%
26	2068,90	1807,70	261,20	14,4%	62	3254,47	3454,10	-199,63	-5,8%
27	2880,19	2805,60	74,59	2,7%	63	3654,49	3672,50	-18,01	-0,5%
28	2924,58	2966,90	-42,32	-1,4%	64	3544,86	3682,60	-137,74	-3,7%
29	2968,97	3057,60	-88,63	-2,9%	65	3480,55	3494,40	-13,85	-0,4%
30	2736,58	2852,60	-116,02	-4,1%	66	3520,78	3430,60	90,18	2,6%
31	2048,56	2439,40	-390,84	-16,0%	67	3251,26	3084,50	166,76	5,4%
32	2498,99	2483,00	15,99	0,6%	68	3277,43	3118,10	159,33	5,1%
33	2783,09	2563,70	219,39	8,6%	69	3019,50	3057,60	-38,10	-1,2%
34	2849,80	2688,00	161,80	6,0%	70	3737,04	3450,70	286,34	8,3%
35	2918,60	2775,40	143,20	5,2%	71	3708,52	3487,70	220,82	6,3%
36	2620,49	2765,30	-144,81	-5,2%	72	3394,83	3477,60	-82,77	-2,4%

Fonte: Elaboração Própria.

ANEXO A – RELATÓRIO DE ENERGIA ELÉTRICA (RESUMO)



Relatório de Energia Elétrica - Resumo				
ufpb - SE Principal				
segunda-feira, 01 de dezembro de 2014 às 00:00 até quarta-feira, 31 de dezembro de 2014 às 23:45				
Início Período Seco 01/05			Início Período Úmido 01/12	
Dem.Ct.Seca Ponta 1 3.580kW	Dem.Ct.Seca Ponta 2 3.580kW	Dem.Ct.Seca Ponta 3 3.580kW	Dem.Ct.Seca F.Ponta 5.600kW	Dem.Ct.Seca Reservado 5.600kW
Dem.Ct.Úmida Ponta 1 3.580kW	Dem.Ct.Úmida Ponta 2 3.580kW	Dem.Ct.Úmida Ponta 3 3.580kW	Dem.Ct.Úmida F.Ponta 5.600kW	Dem.Ct.Úmida Reservado 5.600kW
SE PRINCIPAL				
Constante Campo 001 84/100	Constante Campo 002 84/100	Constante Campo 003 84/100	Constante Campo 004 0/0	
Horas Ponta(hs) 69:00	Horas F.Ponta(hs) 488:45	Horas Reservado(hs) 186:00	Horas Geral(hs) 743:45	
Dem.Máx.Ponta(kW) 3.430,6 - 01/12/2014	Dem.Máx.F.Ponta(kW) 5.174,4 - 01/12/2014	Dem.Máx.Reservado(kW) 1.663,2 - 02/12/2014		
Cons.Ativo Ponta(kWh) 135.528,0	Cons.Ativo F.Ponta(kWh) 1.034.610,4	Cons.Ativo Reservado(kWh) 211.310,6	Cons.Ativo Geral(kWh) 1.381.449,0	
Cons.Reat.Ponta(kVArh) 46.503,9	Cons.Reat.F.Ponta(kVArh) 285.363,9	Cons.Reat.Reservado(kVArh) 0,0	Cons.Reat.Geral(kVArh) 331.867,8	
Fat.Pot.Ponta 0,946i	Fat.Pot.F.Ponta 0,964i	Fat.Pot.Reservado 1,000i		
Fat.Carga Ponta(%) 57,26	Fat.Carga F.Ponta(%) 40,91	Fat.Carga Reservado(%) 68,31		
Fat.Util. Ponta(%) 54,87	Fat.Util. F.Ponta(%) 37,80	Fat.Util. Reservado(%) 20,29		

Obs.: Fat.Carga(%) = Dmed/Dmáx x 100; Fat.Util.(%) = Dmed/Dct x 100.

Fonte: Dados cedidos pela Divisão Especial de Eletricidade (Seção de Serviços Elétricos) da Prefeitura Universitária.

ANEXO B – FATURA DE CONTA ENERGIA UFPB.

<p>Domicílio de Entrega: UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAIBA - CAMPUS I PRA - PRO - REITORIA ED. SEDE - 2º PISO SIN OID. UNIVERSITARIA CEP: JOÃO PESSOA PB (AG: 1)</p> <p>Endereço da Unidade Consumidora: UNIVERSIDADE FEDERAL PB LOC CONJ CASTELO BRANCO, S/N JOAO PESSOA (AG: 1)</p> <p>Classe/Subcls.: PPU MTA A4-7511/PODER PÚBLICO-POD. PÚB. FEDERAL Roteiro: 038 - 001 - 000 - 0300 Nº do Medidor: 00008188780 MATRÍCULA: 0009998035-2013-12-7 DOM. ENT.: 9999430001</p>	<p style="text-align: right;">energisa <small>ENERGISA PARAIBA DISTRIBUIDORA DE ENERGIA S.A. CNPJ 09.095.163/0001-40 Insc. Est. 001.601.682-30 Nota Fiscal/Conta de Energia Elétrica Nº: 001.289.425</small></p> <p style="text-align: right;">BR230 KM 25, S N - - CRISTO REDENTOR - JOAO PESSOA / PB - CEP 58071-680</p>																																																																				
<p>Atendimento ao Cliente ENERGISA Ao ligar, tenha sempre em mãos a conta.</p> <p style="font-size: 1.2em; font-weight: bold;">0800 083 0196</p> <p>ligação gratuita Acesso: www.energisa.com.br</p>																																																																					
<p>SEGUNDA VIA Emissão: 30/12/2013 Identificador para Débito Automático: 0009998035-1</p>																																																																					
<p>CDC - CÓDIGO DO CONSUMIDOR</p> <p style="font-size: 1.2em; font-weight: bold;">5/9998035-1</p>	<p>Demonstrativo</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Descrição</th> <th style="text-align: right;">Consumo</th> <th style="text-align: right;">Tarifa</th> <th style="text-align: right;">Valor</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>Consumo em kWh - Ponta</td><td style="text-align: right;">128.800,00</td><td style="text-align: right;">0,19932</td><td style="text-align: right;">25.672,41</td></tr> <tr><td>Consumo em kWh - Fora Ponta</td><td style="text-align: right;">1.229.200,00</td><td style="text-align: right;">0,12869</td><td style="text-align: right;">158.185,74</td></tr> <tr><td>Demanda de Potência Medida - Ponta</td><td style="text-align: right;">3.472,00</td><td style="text-align: right;">36,30000</td><td style="text-align: right;">126.033,60</td></tr> <tr><td>Demanda Potência Não Consumida - Ponta</td><td style="text-align: right;">108,00</td><td style="text-align: right;">36,30000</td><td style="text-align: right;">3.920,40</td></tr> <tr><td>Demanda de Potência Medida - Fora Ponta</td><td style="text-align: right;">5.264,00</td><td style="text-align: right;">11,91000</td><td style="text-align: right;">62.694,24</td></tr> <tr><td>Demanda Potência Não Consumida - F Ponta</td><td style="text-align: right;">336,00</td><td style="text-align: right;">11,91000</td><td style="text-align: right;">4.001,76</td></tr> <tr><td>PIS</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">4.623,41</td></tr> <tr><td>COFINS</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">21.363,48</td></tr> <tr><td>PIS Isento de ICMS</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">98,29</td></tr> <tr><td>COFINS Isento de ICMS</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">454,23</td></tr> <tr><td>IMPOSTO RENDA (-)</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">-6.521,27</td></tr> <tr><td>CONT. SOCIAL (-)</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">-5.434,39</td></tr> <tr><td>COFINS (-)</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">-16.303,19</td></tr> <tr><td>PIS/BASEP (-)</td><td style="text-align: right;">12/2013</td><td></td><td style="text-align: right;">-3.532,35</td></tr> <tr><td>CONTRIB SERV. ILUM. PÚBLICA</td><td></td><td></td><td style="text-align: right;">3.534,70</td></tr> <tr><td>ICMS (Base de Cálculo R\$ 531.430,51 Aliquota 25,00%)</td><td></td><td></td><td style="text-align: right;">132.857,62</td></tr> </tbody> </table>	Descrição	Consumo	Tarifa	Valor	Consumo em kWh - Ponta	128.800,00	0,19932	25.672,41	Consumo em kWh - Fora Ponta	1.229.200,00	0,12869	158.185,74	Demanda de Potência Medida - Ponta	3.472,00	36,30000	126.033,60	Demanda Potência Não Consumida - Ponta	108,00	36,30000	3.920,40	Demanda de Potência Medida - Fora Ponta	5.264,00	11,91000	62.694,24	Demanda Potência Não Consumida - F Ponta	336,00	11,91000	4.001,76	PIS	12/2013		4.623,41	COFINS	12/2013		21.363,48	PIS Isento de ICMS	12/2013		98,29	COFINS Isento de ICMS	12/2013		454,23	IMPOSTO RENDA (-)	12/2013		-6.521,27	CONT. SOCIAL (-)	12/2013		-5.434,39	COFINS (-)	12/2013		-16.303,19	PIS/BASEP (-)	12/2013		-3.532,35	CONTRIB SERV. ILUM. PÚBLICA			3.534,70	ICMS (Base de Cálculo R\$ 531.430,51 Aliquota 25,00%)			132.857,62
Descrição	Consumo	Tarifa	Valor																																																																		
Consumo em kWh - Ponta	128.800,00	0,19932	25.672,41																																																																		
Consumo em kWh - Fora Ponta	1.229.200,00	0,12869	158.185,74																																																																		
Demanda de Potência Medida - Ponta	3.472,00	36,30000	126.033,60																																																																		
Demanda Potência Não Consumida - Ponta	108,00	36,30000	3.920,40																																																																		
Demanda de Potência Medida - Fora Ponta	5.264,00	11,91000	62.694,24																																																																		
Demanda Potência Não Consumida - F Ponta	336,00	11,91000	4.001,76																																																																		
PIS	12/2013		4.623,41																																																																		
COFINS	12/2013		21.363,48																																																																		
PIS Isento de ICMS	12/2013		98,29																																																																		
COFINS Isento de ICMS	12/2013		454,23																																																																		
IMPOSTO RENDA (-)	12/2013		-6.521,27																																																																		
CONT. SOCIAL (-)	12/2013		-5.434,39																																																																		
COFINS (-)	12/2013		-16.303,19																																																																		
PIS/BASEP (-)	12/2013		-3.532,35																																																																		
CONTRIB SERV. ILUM. PÚBLICA			3.534,70																																																																		
ICMS (Base de Cálculo R\$ 531.430,51 Aliquota 25,00%)			132.857,62																																																																		
<p>Conta referente a</p> <p style="font-size: 1.2em; font-weight: bold;">Dezembro/2013</p>																																																																					
<p>Apresentação</p> <p style="font-size: 1.2em; font-weight: bold;">02/01/2014</p>																																																																					
<p>Data prevista da próxima leitura</p> <p style="font-size: 1.2em; font-weight: bold;">26/01/2014</p>																																																																					
<p>Composição do valor total da sua conta</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; font-size: 0.8em;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">DISCRIMINAÇÃO</th> <th style="text-align: right;">VALOR (R\$)</th> <th style="text-align: right;">%</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>SERVIÇO DISTRIBUIÇÃO</td><td style="text-align: right;">186.372,89</td><td style="text-align: right;">34,30</td></tr> <tr><td>COMPRA DE ENERGIA</td><td style="text-align: right;">180.079,78</td><td style="text-align: right;">29,46</td></tr> <tr><td>SERVIÇO DE TRANSMISSÃO</td><td style="text-align: right;">11.377,19</td><td style="text-align: right;">2,09</td></tr> <tr><td>ENCARGOS SETORIAIS</td><td style="text-align: right;">22.878,29</td><td style="text-align: right;">4,17</td></tr> <tr><td>IMPOSTOS DIRETOS E ENCARGOS</td><td style="text-align: right;">182.931,73</td><td style="text-align: right;">29,98</td></tr> <tr><td>OUTROS SERVIÇOS</td><td style="text-align: right;">0,00</td><td style="text-align: right;">0,00</td></tr> <tr><td>TOTAL</td><td style="text-align: right;">543.436,88</td><td style="text-align: right;">100,00</td></tr> </tbody> </table> <p style="font-size: 0.8em;">- Valor do Encargo (Ref 10/2013): R\$ 227.054,30</p>	DISCRIMINAÇÃO	VALOR (R\$)	%	SERVIÇO DISTRIBUIÇÃO	186.372,89	34,30	COMPRA DE ENERGIA	180.079,78	29,46	SERVIÇO DE TRANSMISSÃO	11.377,19	2,09	ENCARGOS SETORIAIS	22.878,29	4,17	IMPOSTOS DIRETOS E ENCARGOS	182.931,73	29,98	OUTROS SERVIÇOS	0,00	0,00	TOTAL	543.436,88	100,00																																													
DISCRIMINAÇÃO	VALOR (R\$)	%																																																																			
SERVIÇO DISTRIBUIÇÃO	186.372,89	34,30																																																																			
COMPRA DE ENERGIA	180.079,78	29,46																																																																			
SERVIÇO DE TRANSMISSÃO	11.377,19	2,09																																																																			
ENCARGOS SETORIAIS	22.878,29	4,17																																																																			
IMPOSTOS DIRETOS E ENCARGOS	182.931,73	29,98																																																																			
OUTROS SERVIÇOS	0,00	0,00																																																																			
TOTAL	543.436,88	100,00																																																																			
<p>Faturas em atraso</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; font-size: 0.8em;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">VENCIMENTO</th> <th style="text-align: right;">VALOR (R\$)</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>23/12/2013</td> <td style="text-align: right;">543.022,33</td> </tr> </tbody> </table>	VENCIMENTO	VALOR (R\$)	23/12/2013	543.022,33																																																																	
VENCIMENTO	VALOR (R\$)																																																																				
23/12/2013	543.022,33																																																																				
<p>Reservado ao Fisco</p> <p style="font-size: 1.1em;">1e37.5f36.722b.e212.444c.4d0e.f5ec.e110</p>																																																																					
<p>VENCIMENTO</p> <p style="font-size: 1.2em; font-weight: bold;">23/01/2014</p>	<p>TOTAL A PAGAR</p> <p style="font-size: 1.2em; font-weight: bold;">R\$ 511.648,68</p>																																																																				
<p>ALTECIFICAÇÃO MECÂNICA</p>																																																																					

ITAÚ	341-7	CONTA PAGA - Data de Pagamento: 16/01/2014
LOCAL DE PAGAMENTO		VENCIMENTO
PAGAR PREFERENCIALMENTE NAS AGENCIAS DO ITAÚ		23/01/2014
CEDENTE		AGÊNCIA/CÓDIGO CEDENTE
ENERGISA PARAIBA DISTRIBUIDORA DE ENERGI		2938/08909-7
DATA DO DOCUMENTO	Nº DOCUMENTO	ESPECIE DOC
30/12/2013	0099998035201312	DP
USO DO BANCO	CARTEIRA	ACEITE
	109	N
	ESPECIE	QUANTIDADE
	R\$	
		VALOR
		(+)-VALOR DO DOCUMENTO
		511.648,68
INSTRUÇÕES		(-) DESCONTOS/ ABATIMENTOS
OS VALORES DA MULTA/JUROS DE MORA POR ATRASO SÓ SERÃO COBRADOS NA PRIMEIRA FATURA APÓS O PAGAMENTO DESTA.		(-) OUTRAS DEDUÇÕES
TITULO SUJEITO A PROTESTO A PARTIR DO DÉCIMO DIA CORRIDO APÓS O VENCIMENTO		(+) MORA/ MULTA
		(+) OUTROS ACRESCIMOS
		(-) VALOR COBRADO
SACADO		
UNIVERSIDADE FEDERAL PB		
LOC CONJ CASTELO BRANCO		
SACADOR/ AVALISTA		
JOAO PESSOA (AG: 1)		CÓD. DE BAIXA
		ALTECIFICAÇÃO MECÂNICA

Ficha de Compensação

Fonte: Site da Distribuidora de Energia com dados obtidos no Plano de Gestão de Logística Sustentável (2013-2015)