



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA**  
**ESCOLA POLITÉCNICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL**

**José Arnóbio de Araújo Júnior**

**Modelo para Predição de Indicadores de Continuidade em  
um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica, uma  
Aplicação à Gestão de Manutenção com a Perspectiva do uso  
da Termografia**

Salvador-BA  
2016

**José Arnóbio de Araújo Júnior**

**Modelo para Predição de Indicadores de Continuidade em  
um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica, uma  
Aplicação à Gestão de Manutenção com a Perspectiva do uso  
da Termografia**

Dissertação submetida ao corpo docente do programa de pós-graduação em Engenharia Industrial da Universidade Federal da Bahia como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências em Engenharia Industrial.

Orientador: Prof. Dr. Robson da Silva Magalhães

Salvador-BA  
2016

**José Arnóbio de Araújo Júnior**

**Modelo para Predição de Indicadores de Continuidade em  
um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica, uma  
Aplicação à Gestão de Manutenção com a Perspectiva do uso  
da Termografia**

Dissertação submetida ao corpo docente do programa de pós-graduação em Engenharia Industrial da Universidade Federal da Bahia como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências em Engenharia Industrial.

Aprovada em 13 de Dezembro de 2016.

Convidado Prof. Karla Patrícia Santos Oliveira Rodriguez Esquerre \_\_\_\_\_  
Doutor em Engenharia Química.  
Universidade Estadual de Campinas

Convidado Prof. Anselmo Alves Bandeira \_\_\_\_\_  
Doutor em Engenharia de Produção  
Universidade de São Paulo

Convidado Prof. Magno José Gomes da Silva \_\_\_\_\_  
Doutor em Engenharia Mecânica  
Universidade Federal da Paraíba

Salvador-BA  
2016

*A Deus, minha fonte de inspiração e sabedoria, aos meus pais pela educação e oportunidade que me proporcionaram, a minha esposa, Ana Karla, que esteve comigo nesta caminhada e aos meus filhos, Rodrigo e Laís.*

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus sobre todas as coisas em sua imensa bondade que me conduziu durante todo o mestrado e a minha família que me incentivou e me ajudou quando em todos os momentos.

A minha querida mãe, professora Ana Lúcia (in memoriam), que foi a primeira pessoa a me apoiar e a desenvolver as primeiras ideias, ainda em fase de projeto, desta dissertação.

Ao Instituto Federal de Alagoas pelo incentivo e condição ao acesso no programa de pós-graduação nas pessoas dos professores Sérgio Teixeira e Carlos Henrique.

Ao meu orientador Robson da Silva Magalhães, pela sua disponibilidade e presteza nos ensinamentos dados.

Aos amigos que de alguma forma contribuíram no desenvolvimento do trabalho, de forma especial aos professores Márcio Azevedo e Paulo Cunha.

A todos os professores que lecionaram disciplinas durante o curso.

*O que é nascido de Deus vence o mundo;  
e esta é a vitória que vence o mundo:  
a nossa fé.  
(Bíblia Sagrada, 1 João 5:4)*

ARAÚJO JR, José Arnóbio. **Modelo para Predição de Indicadores de Continuidade em um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica, uma Aplicação à Gestão de Manutenção com a Perspectiva do uso da Termografia.** 146 f. il. 2016. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia. Salvador-BA, 2016.

## RESUMO

Os Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) das concessionárias na Região Nordeste, são, em sua maioria, antigos e apresentam diversos tipos de problemas. De uma maneira indireta, estes problemas podem ser constatados através dos indicadores coletivos de continuidade, fornecidos pela Agencia Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Esses indicadores são o Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e o Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC). Com o intuito de melhorar estes indicadores, esse estudo propõe uma metodologia a ser aplicada na análise do histórico das ocorrências (interrupções no fornecimento de energia) registradas em uma concessionária de distribuição de energia, durante o período de janeiro de 2013 a dezembro de 2014. A metodologia aqui proposta baseia-se na construção de um modelo que estime os indicadores DEC e FEC. Portanto, construído o modelo proposto, tendo-se em vista um determinado período de operação do SDEE a ser analisado, pretende-se estimar os valores de DEC e FEC, em função das ocorrências observadas e registradas para esse sistema. O conhecimento, a priori, dos indicadores DEC e FEC, permite o gerenciamento da manutenção, possibilitando a medida da influência dos principais modos de falha na composição desses indicadores. Como base para elaboração da metodologia de análise e do modelo, foi realizada uma pesquisa, junto a uma concessionária de distribuição de energia, que será denominada neste trabalho, como concessionária A. Nesta pesquisa foram coletados os dados de ocorrências de falhas (com interrupção) em um conjunto de consumidores. Os dados foram coletados mensalmente, no período compreendido entre janeiro de 2013 e dezembro de 2014. A partir destes dados, construiu-se uma estrutura de modelo baseada na Análise de Regressão Linear Múltipla (ARLM). Existe, por parte da concessionária A, a intenção de desenvolver ações de manutenção que apliquem técnicas termográficas. Estas técnicas permitem o mapeamento do gradiente térmico de um determinado dispositivo energizado, distinguindo diferentes temperaturas por meio de radiação infravermelha. Para tanto, a concessionária A, fez um investimento em equipamentos e no treinamento de pessoal. Esse estudo propõe a aplicação do modelo construído, baseado em ARLM, como uma ferramenta de apoio para a avaliação da influência dos modos de falha na composição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC). Os modos de falha de maior interesse são, principalmente, os que são passíveis de serem detectados por termografia. A priori, o conhecimento da influência dos modos de falha na composição desses indicadores permitirá uma tomada de decisão para a execução de ações de manutenção, permitindo, à Concessionária, uma atuação direta no alimentador e nos modos de falha mais influentes, principalmente sobre aqueles que são passíveis de serem detectados por termografia.

**Palavras-chave:** Termografia. Gerenciamento. Manutenção. Análise de Regressão Linear Múltipla. Concessionária de Energia.

ARAÚJO JR, José Arnóbio. **Model for predicting continuity indicators in an electric power distribution system, an application to maintenance management with the perspective of the use of thermography**. 146 pp. il. 2016. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia. Salvador-BA, 2016.

### ABSTRACT

The Electrical power distribution system (SDEE) of most of the Northeast region concessionaires are old and present different kinds of problems. In an indirect way, these problems can be verified through the collective indicators of continuity, provided by the National Electric Energy Agency (ANEEL). These indicators include the Interruption Equivalent Duration per Consumer Unit (DEC) and the Interruption Equivalent Frequency per Consumer Unit (FEC). In order to improve these indicators, this study proposes a methodology to be applied in the analysis of the history of occurrences (interruptions in power supply) registered in an electricity distribution concessionaire, from January 2013 to December 2014. The methodology proposed here is based on the construction of a model that establishes the DEC and FEC indicators. Once the proposed model is constructed, considering the period of operation of the SDEE to be analyzed, we intend to set the values of DEC and FEC, according to the observed and recorded occurrences for this system. The prior knowledge of DEC and FEC indicators allows the maintenance management, making it possible to measure the influence of the main failure modes on the composition of these indicators. As a basis for the elaboration of the analysis methodology and that of the model, we carried out a research, together with an energy distribution concessionaire, which will be denominated, in this work, as concessionaire A. This research involves a survey of the occurrences of failures (with interruption) within a group of consumers. Data was collected monthly, from January 2013 to December 2014. From these data, a model structure based on Multiple Linear Regression Analysis (ARLM) was constructed. There is, on the part of concessionaire A, the intention to develop maintenance actions that apply thermographic techniques. These techniques allow the thermal gradient mapping of a given energized device, distinguishing different temperatures by means of infrared radiation. For this purpose, the concessionaire A has invested on equipment and personnel training. This study proposes the application of the model which was built, based on ARLM, as a support tool to evaluate the influence of failure modes on the composition of continuity indicators (DEC and FEC). The failure modes of greatest interest are those that are likely to be detected by thermography. The prior knowledge of the influence of failure modes on the composition of these indicators will enable a decision making, aiming at the execution of maintenance actions, allowing the concessionaire to perform a direct action on the feeder and on the most influential modes of failure, especially on those that can be detected by thermography.

**Keywords:** Thermography. Management. Maintenance. Multiple Linear Regression Analysis. Energy Utility.



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Estrutura do Consumo em GWh no Brasil . . . . .	29
Figura 2 – Variação anual do DEC no Brasil . . . . .	33
Figura 3 – Variação anual do FEC no Brasil . . . . .	33
Figura 4 – Evolução da penalização por excesso dos limites de DEC e FEC . . . . .	34
Figura 5 – Variação anual do DEC na Concessionária A . . . . .	34
Figura 6 – Variação anual do FEC na Concessionária A . . . . .	35
Figura 7 – Origem das falhas . . . . .	41
Figura 8 – Natureza das falhas . . . . .	42
Figura 9 – Classificação das falhas . . . . .	44
Figura 10 – Classificação das falhas relacionadas sua origem . . . . .	45
Figura 11 – Classificação das falhas relacionadas a possibilidades de atuação preventiva da manutenção . . . . .	46
Figura 12 – Classificação das falhas passíveis do uso da termografia . . . . .	47
Figura 13 – Variação do DEC no Conjunto II em 2013 e 2014 . . . . .	47
Figura 14 – Variação do FEC no Conjunto II em 2013 e 2014 . . . . .	48
Figura 15 – Crescimento acumulado mensalmente do DEC em relação ao DEC Limite . . . . .	48
Figura 16 – Falhas no fornecimento de energia no conjunto II relacionados ao tempo de interrupção . . . . .	49
Figura 17 – Falhas no fornecimento de energia no conjunto II relacionados aos números de ocorrências . . . . .	50
Figura 18 – Comparativo das falhas passíveis de termografia com as demais falhas em relação ao número de ocorrências . . . . .	51
Figura 19 – Comparativo das falhas passíveis de termografia com as demais falhas em relação ao número de horas paradas . . . . .	51
Figura 20 – Influência das falhas passíveis de termografia em relação ao tempo de interrupção . . . . .	52
Figura 21 – Influência das falhas passíveis de termografia em relação ao número de ocorrências . . . . .	52
Figura 22 – Árvore de falha com os modos de falhas existentes no Conjunto II . . . . .	56
Figura 23 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 01 . . . . .	76
Figura 24 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 01 . . . . .	76
Figura 25 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 01 . . . . .	77
Figura 26 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 01 . . . . .	78
Figura 27 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 02 . . . . .	80
Figura 28 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 02 . . . . .	80
Figura 29 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 02 . . . . .	81
Figura 30 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 02 . . . . .	82

Figura 31 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 03 . . . . .	83
Figura 32 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 03 . . . . .	83
Figura 33 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 03 . . . . .	84
Figura 34 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 03 . . . . .	85
Figura 35 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 04 . . . . .	87
Figura 36 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 04 . . . . .	87
Figura 37 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 04 . . . . .	88
Figura 38 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 04 . . . . .	89
Figura 39 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 05 . . . . .	90
Figura 40 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 05 . . . . .	91
Figura 41 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 05 . . . . .	91
Figura 42 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 05 . . . . .	92
Figura 43 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 06 . . . . .	94
Figura 44 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 06 . . . . .	94
Figura 45 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 06 . . . . .	95
Figura 46 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 06 . . . . .	95
Figura 47 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 07 . . . . .	97
Figura 48 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 07 . . . . .	98
Figura 49 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 07 . . . . .	99
Figura 50 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 07 . . . . .	100
Figura 51 – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 08 . . . . .	101
Figura 52 – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 08 . . . . .	101
Figura 53 – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 08 . . . . .	102
Figura 54 – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 08 . . . . .	103
Figura 55 – Aplicação do Modelo de ARLM no DEC . . . . .	107
Figura 56 – Aplicação do Modelo de ARLM no FEC . . . . .	107
Figura 57 – Aplicação Individual dos Modos de Falha no Modelo de ARLM do FEC . . . . .	108
Figura 58 – Aplicação Individual dos Modos de Falha no Modelo de ARLM do FEC . . . . .	108
Figura 59 – Gráfico de Probabilidade do DEC . . . . .	121
Figura 60 – Gráfico de Probabilidade do FEC . . . . .	122
Figura 61 – Gráfico de Séries Temporais DEC . . . . .	124
Figura 62 – Gráfico de Séries Temporais FEC . . . . .	126
Figura 63 – Gráfico Boxplot para as variáveis do DEC . . . . .	129
Figura 64 – Gráfico Boxplot para as variáveis do FEC . . . . .	131
Figura 65 – Gráfico de dispersão para as variáveis do DEC . . . . .	134
Figura 66 – Gráfico de dispersão para as variáveis do FEC . . . . .	136

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Número total de consumidores, por classe, no Brasil . . . . .	29
Tabela 2 – Indicadores de continuidade da Regional Oeste – 2014 . . . . .	43
Tabela 3 – Indicadores anuais de continuidade no conjunto II . . . . .	48
Tabela 4 – Falhas no fornecimento de energia no conjunto II – 2013/2014 . . . . .	49
Tabela 5 – Falhas no fornecimento de energia nos modos de falhas passíveis de termografia - 2013 e 2014 . . . . .	50
Tabela 6 – Análise de Variância para testar a significância do modelo . . . . .	66
Tabela 7 – Análise Descritiva do DEC . . . . .	71
Tabela 8 – Análise Descritiva do FEC . . . . .	72
Tabela 9 – Correlação entre as variáveis de entrada e saída do DEC e FEC . . . . .	74
Tabela 10 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 01 . . . . .	75
Tabela 11 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 01	75
Tabela 12 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 01	76
Tabela 13 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 02 . . . . .	78
Tabela 14 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 02	79
Tabela 15 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 02	79
Tabela 16 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 03 . . . . .	81
Tabela 17 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 03	82
Tabela 18 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 03	83
Tabela 19 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 04 . . . . .	86
Tabela 20 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 04	86
Tabela 21 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 04	86
Tabela 22 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 05 . . . . .	89
Tabela 23 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 05	90
Tabela 24 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 05	90
Tabela 25 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 06 . . . . .	93
Tabela 26 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 06	93
Tabela 27 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 06	93
Tabela 28 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 07 . . . . .	96
Tabela 29 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 07	97
Tabela 30 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 07	97
Tabela 31 – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 08 . . . . .	99
Tabela 32 – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 08	100
Tabela 33 – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 08	100
Tabela 34 – Comparação de modelos de predição com seleção de variáveis do DEC . . .	104
Tabela 35 – Comparação de modelos de predição com seleção de variáveis do FEC . . .	104
Tabela 36 – Variáveis independentes do modelo de regressão do DEC e FEC . . . . .	106

Tabela 37 – Modelo ARLM 01 - Coeficientes e VIF . . . . .	139
Tabela 38 – Modelo ARLM 02 - Coeficientes e VIF . . . . .	140
Tabela 39 – Modelo ARLM 03 - Coeficientes e VIF . . . . .	141
Tabela 40 – Modelo ARLM 04 - Coeficientes e VIF . . . . .	142
Tabela 41 – Modelo ARLM 05 - Coeficientes e VIF . . . . .	143
Tabela 42 – Modelo ARLM 06 - Coeficientes e VIF . . . . .	144
Tabela 43 – Modelo ARLM 07 - Coeficientes e VIF . . . . .	145
Tabela 44 – Modelo ARLM 08 - Coeficientes e VIF . . . . .	146

## LISTA DE ABREVIATURAS

- ANEEL** Agência Nacional de Energia Elétrica
- ARL** Análise de Regressão Linear
- ARLM** Análise de Regressão Linear Múltipla
- AT** Alta Tensão
- BT** Baixa Tensão
- CCEE** Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
- CHESF** Companhia Hidro Elétrica do São Francisco
- CMSE** Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
- CNPE** Conselho Nacional de Política Energética
- COPEL** Companhia Paranaense de Energia
- DEC** Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
- DIC** Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
- EPE** Empresa de Pesquisa Energética
- MSE** Erro Quadrático Médio
- ESCELSA** Espírito Santo Centrais Elétricas SA
- FEC** Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
- FIC** Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
- MISO** *Multiple Input, Single Output*
- MME** Ministério de Minas e Energia
- MT** Média Tensão
- PEI** Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial
- PIB** Produto Interno Bruto
- PND** Programa Nacional de Desestatização
- ONS** Operador Nacional do Sistema Elétrico
- SDEE** Sistema de Distribuição de Energia Elétrica

**SGTD** Sistema de Gestão Técnica da Distribuição

**UFBA** Universidade Federal da Bahia

**VIF** Fatores de Inflação da Variância

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\bar{y}_i$	Valores médios das variáveis dependentes
$\beta_j$	coeficientes de regressão da variável preditora j
$\beta$	vetor de coeficientes de regressão ( $k \times 1$ )
$\epsilon$	vetor erro de predição ( $p \times 1$ )
$\epsilon$	erro de predição
$\hat{\beta}_k$	Coefficientes de regressão
$\hat{y}_i$	Valores estimados das variáveis dependentes
<b>X</b>	matriz de variáveis independentes ( $p \times k$ )
<b>Y</b>	vetor de variáveis dependentes ( $p \times 1$ )
$C_c$	número total das unidades consumidoras que são faturadas em todo o sistema de distribuição
$j$	indexador que identifica as interrupções ocorridas em cada unidade consumidora no período de apuração
$k$	Número de variáveis independentes
$MSE$	Erro quadrático médio
$n$	número de interrupções ocorridas na unidade consumidora considerada, durante o período de apuração
$p$	Número de amostras
$R^2$	Coefficiente de determinação múltipla
$R_{aj}^2$	Coefficiente de determinação ajustado
$SQ_E$	Soma quadrática da regressão
$SQ_R$	Soma quadrática dos resíduos
$SQ_T$	Soma quadrática total
$t(j)$	tempo de duração de uma dada interrupção (j) de uma unidade consumidora considerada no período de apuração
$x_j$	variável independente ou variável preditora j

$y$  variável dependente

$Y_i$  variável dependente i

$y_i$  Variáveis dependentes i



## **LISTA DE PUBLICAÇÕES**

- Araújo Jr, J.A.; Magalhães, R.S.; Magalhães, E.F.A.S.; Multiple Linear Regression Model Applied To a Framework For Indicators Estimate in Maintenance Management, COB- 2015 - 0750. COBEM 2015, THE 23th INTERNATIONAL CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING, Rio de Janeiro - RJ, Brazil, 2015.

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> . . . . .	21
1.1	OBJETIVOS . . . . .	21
<b>1.1.1</b>	<b>Objetivos específicos</b> . . . . .	22
1.2	MOTIVAÇÃO E CONTRIBUIÇÃO . . . . .	22
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO REALIZADO . . . . .	23
<b>2</b>	<b>REDES E SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA</b>	24
2.1	INTRODUÇÃO . . . . .	24
2.2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA . . . . .	24
<b>2.2.1</b>	<b>Resumo histórico</b> . . . . .	24
<b>2.2.2</b>	<b>Aspectos operacionais em uma rede de distribuição elétrica</b> . . . . .	25
<b>2.2.3</b>	<b>Qualidade e continuidade no fornecimento da energia elétrica</b> . . . . .	26
<b>2.2.4</b>	<b>Agentes do setor elétrico brasileiro</b> . . . . .	27
2.3	SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA . . . . .	28
<b>2.3.1</b>	<b>Sistema de distribuição de energia elétrica no Brasil</b> . . . . .	29
2.4	DISTRIBUIÇÃO CONFIÁVEL DA ENERGIA EM UMA REDE DE DISTRIBUIÇÃO . . . . .	30
<b>2.4.1</b>	<b>Continuidade do fornecimento</b> . . . . .	30
<b>2.4.2</b>	<b>Indicadores de continuidade para o sistema de distribuição</b> . . . . .	30
2.5	MANUTENÇÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DAS CONCESSIONÁRIAS . . . . .	34
<b>2.5.1</b>	<b>Um breve histórico</b> . . . . .	35
<b>2.5.2</b>	<b>Manutenção em concessionárias de energia elétrica no Brasil</b> . . . . .	36
<b>2.5.3</b>	<b>Uso da manutenção preditiva com termografia</b> . . . . .	37
<b>2.5.4</b>	<b>Uso da termografia em sistemas elétricos</b> . . . . .	38
2.6	ANÁLISES E CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	39
<b>3</b>	<b>ANÁLISE DE DADOS</b> . . . . .	40
3.1	INTRODUÇÃO . . . . .	40
3.2	DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA PELA CONCESSIONÁRIA A . . . . .	40
<b>3.2.1</b>	<b>Origem e natureza das falhas no fornecimento de energia no sistema da Concessionária A</b> . . . . .	41
<b>3.2.2</b>	<b>Análise dos conjuntos de consumidores da Concessionária A</b> . . . . .	42
3.3	INTERRUPÇÕES CONSIDERADAS . . . . .	43
<b>3.3.1</b>	<b>Modos de falha no sistema da Concessionária A</b> . . . . .	44
<b>3.3.2</b>	<b>Análise dos modos de falha</b> . . . . .	44
<b>3.3.3</b>	<b>Modos de falha passíveis de serem diagnosticada por termografia</b> . . . . .	46

3.4	ANÁLISE DO CONJUNTO DE CONSUMIDORES II . . . . .	47
3.4.1	<b>Análise dos modos de falha nos alimentadores do conjunto II . . . . .</b>	49
3.4.2	<b>Análise dos modos de falha que são passíveis de identificação por termo- grafia . . . . .</b>	50
3.5	ANÁLISES E CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	52
<b>4</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS . . . . .</b>	<b>54</b>
4.1	INTRODUÇÃO . . . . .	54
4.2	APLICAÇÕES . . . . .	54
4.3	UM BREVE HISTÓRICO DE ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR . . . . .	55
4.4	FERRAMENTA COMPUTACIONAL . . . . .	55
4.5	METODOLOGIA . . . . .	55
4.5.1	<b>Pré-processamento dos dados . . . . .</b>	55
4.5.2	<b>Pressupostos para Regressão . . . . .</b>	57
4.5.2.1	<b>Linearidade . . . . .</b>	57
4.5.2.2	<b>Normalidade dos valores e dos erros . . . . .</b>	57
4.5.2.3	<b>Homocedasticidade . . . . .</b>	58
4.5.2.4	<b>Independência dos erros . . . . .</b>	59
4.5.2.5	<b>Multicolinearidade . . . . .</b>	59
4.5.3	<b>Correlação entre variáveis de entrada e saída . . . . .</b>	60
4.5.3.1	<b>Correlação de <i>Person</i> . . . . .</b>	60
4.5.3.2	<b>Correlação de <i>Spearman</i> . . . . .</b>	61
4.5.4	<b>Construção dos modelos . . . . .</b>	62
4.5.4.1	<b>Modelo de regressão linear múltipla . . . . .</b>	62
4.5.4.2	<b>Teste de hipótese para a Regressão Linear Múltipla . . . . .</b>	65
4.5.5	<b>Critérios de Seleção de Variáveis . . . . .</b>	67
4.5.5.1	<b><i>Forward</i> . . . . .</b>	67
4.5.5.2	<b><i>Backward</i> . . . . .</b>	67
4.5.5.3	<b><i>Stepwise</i> . . . . .</b>	67
4.5.6	<b>Avaliação do desempenho do modelo . . . . .</b>	68
4.5.6.1	<b>Coefficiente de determinação múltipla . . . . .</b>	68
4.5.6.2	<b>Coefficiente de determinação ajustado . . . . .</b>	69
4.5.6.3	<b>Erro quadrático médio (MSE) . . . . .</b>	69
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES . . . . .</b>	<b>70</b>
5.1	ANÁLISE DESCRITIVA DOS INDICADORES DE CONTINUIDADE . . . . .	70
5.2	ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS . . . . .	70
5.3	MODELO UTILIZANDO ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA . . . . .	73
5.3.1	<b>Modelo ARLM 01 . . . . .</b>	75
5.3.1.1	<b>Significância do Modelo ARLM 01 . . . . .</b>	75

5.3.1.2	Linearidade do Modelo ARLM 01 . . . . .	76
5.3.1.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 01 . . . . .	77
5.3.2	Modelo ARLM 02 . . . . .	78
5.3.2.1	Significância do Modelo ARLM 02 . . . . .	79
5.3.2.2	Linearidade do Modelo ARLM 02 . . . . .	79
5.3.2.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 02 . . . . .	79
5.3.3	Modelo ARLM 03 . . . . .	81
5.3.3.1	Significância do modelo Modelo ARLM 03 . . . . .	82
5.3.3.2	Linearidade do Modelo ARLM 03 . . . . .	83
5.3.3.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 03 . . . . .	84
5.3.4	Modelo ARLM 04 . . . . .	85
5.3.4.1	Significância do Modelo ARLM 04 . . . . .	86
5.3.4.2	Linearidade do Modelo ARLM 04 . . . . .	86
5.3.4.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 04 . . . . .	87
5.3.5	Modelo ARLM 05 . . . . .	88
5.3.5.1	Significância do Modelo ARLM 05 . . . . .	89
5.3.5.2	Linearidade do Modelo ARLM 05 . . . . .	90
5.3.5.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 05 . . . . .	90
5.3.6	Modelo ARLM 06 . . . . .	92
5.3.6.1	Significância do Modelo ARLM 06 . . . . .	93
5.3.6.2	Linearidade do Modelo ARLM 06 . . . . .	94
5.3.6.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 06 . . . . .	94
5.3.7	Modelo ARLM 07 . . . . .	96
5.3.7.1	Significância do Modelo ARLM 07 . . . . .	96
5.3.7.2	Linearidade do Modelo ARLM 07 . . . . .	97
5.3.7.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 07 . . . . .	98
5.3.8	Modelo ARLM 08 . . . . .	98
5.3.8.1	Significância do Modelo ARLM 08 . . . . .	99
5.3.8.2	Linearidade do Modelo ARLM 08 . . . . .	101
5.3.8.3	Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 08 . . . . .	101
5.4	COMPARAÇÃO DOS MODELOS . . . . .	102
5.5	MODELO ESCOLHIDO PARA REPRESENTAR OS INDICADORES DE CONTINUIDADE . . . . .	104
5.6	APLICAÇÃO DO MODELO . . . . .	105
5.7	ANÁLISES E CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	107
6	CONCLUSÃO . . . . .	110
6.1	CONCLUSÃO . . . . .	110
6.2	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS . . . . .	110

<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	112
<b>APÊNDICES</b>	<b>120</b>
<b>APÊNDICE A – GRÁFICOS DE DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE NORMAL</b> . . . . .	121
<b>APÊNDICE B – GRÁFICO DE SÉRIES TEMPORAIS</b> . . . . .	124
<b>APÊNDICE C – GRÁFICO DE BOXPLOT DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA DO DEC E FEC</b> . . . . .	129
<b>APÊNDICE D – GRÁFICOS DE DISPERSÃO</b> . . . . .	134
<b>APÊNDICE E – COEFICIENTES E VIF DOS INDICADORES DE CONTINUIDADE</b> . . . . .	139

## 1 INTRODUÇÃO

O Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) da Concessionária A é antigo e apresenta diversos tipos de problemas (principalmente relacionados a manutenção) que ocasionam interrupções no fornecimento da energia elétrica aos seus consumidores finais. Esses problemas, de maneira indireta, podem ser constatados através dos indicadores coletivos de continuidade, fornecidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Esses indicadores são o Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e o Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC).

Buscando uma melhoria desses indicadores de continuidade, a Concessionária A investe, frequentemente, para obter uma maior eficiência no sistema de gerenciamento da manutenção adotado pela concessionária. Um exemplo desse tipo de investimento feito pela Concessionária A, foi a aquisição, no ano de 2013, de equipamentos de termovisão, além da capacitação dos seus funcionários para o uso dessa tecnologia.

A proposta desse trabalho é desenvolver um modelo computacional, utilizando-se da Análise de Regressão Linear Múltipla (ARLM). Ao considerarmos um determinado mês de operação do SDEE, o modelo proposto fará a predição dos indicadores DEC e FEC, de modo que, fazendo uso desse modelo, a qual poderá gerenciar a execução da sua manutenção. Torna-se-á possível a identificação dos principais modos de falhas que influenciam a composição desses indicadores. O conhecimento “a priori” dos principais modos de falhas permite uma escolha adequada dos métodos de diagnóstico, como por exemplo, a aplicação das técnicas termográficas para a inspeção dos alimentadores; o que torna a manutenção mais eficaz e eficiente.

### 1.1 OBJETIVOS

Em uma concessionária de energia elétrica as interrupções do fornecimento de energia elétrica, oriundas de desligamentos programados e não programados, influenciam diretamente nos indicadores de continuidade, causando grandes prejuízos e transtornos para as concessionárias e consumidores. Partindo do princípio que boa partes dos desligamentos da energia elétrica são precedidas de sintomas que evidenciam a evolução de fenômenos térmicos, torna-se imprescindível a implantação de um estudo e monitoramento de temperatura através do desenvolvimento de ferramentas e/ou técnicas adequadas no sistema de manutenção da concessionária.

Com o intuito de melhorar estes indicadores, esta pesquisa teve como objetivo principal propor, desenvolver e aplicar uma metodologia que permita a análise do histórico das ocorrências de falhas (interrupções no fornecimento de energia) registradas na Concessionária A e com base neste histórico de ocorrências desenvolva um modelo matemático que permita a predição dos valores de DEC e FEC em função das falhas observadas e registradas para esse sistema. Nesta pesquisa a análise das falhas que são objetos de estudo são as falhas passíveis de serem trabalha-

das com a termografia, falhas estas, que foram definidas pelos responsáveis pelo gerenciamento da manutenção da Concessionária A.

### 1.1.1 Objetivos específicos

Os objetivos específicos desta pesquisa são:

a) Apontar através do modelo de predição, de modo quantitativo, a variação dos indicadores de continuidade (DEC e FEC), considerando a diminuição das ocorrências nos modos de falha passíveis de termografia.

b) Classificar e apontar quais os modos de falha que são passíveis de termografia, que tem maior influência nos valores dos DEC e FEC.

## 1.2 MOTIVAÇÃO E CONTRIBUIÇÃO

O histórico analisado consiste das ocorrências registradas durante o período de janeiro de 2013 a dezembro de 2014. A metodologia aqui proposta baseia-se na construção de um modelo para a estimativa dos indicadores DEC e FEC. Portanto, com o modelo proposto, tendo-se em vista um determinado período de operação em um SDEE a ser analisado, pretende-se estimar os valores de DEC e FEC, em função das falhas observadas e registradas para esse sistema. O conhecimento, a priori, dos indicadores DEC e FEC permite o gerenciamento da manutenção, possibilitando a medida da influência dos principais modos de falha na composição desses indicadores.

Alguns dos principais modos de falhas, ocorridos nos SDEE, podem ser detectados através do uso da termografia. Em SDEE, as vantagens da utilização da termografia já foram demonstradas através de diversos relatos e publicações (LIZÁK; KOLCUN, 2008b; JADIN; TAIB, 2012; HUDA; TAIB, 2013). De acordo com Álvares (2008), a termografia é uma técnica já consagrada em serviços de manutenção, tendo grande praticidade de uso e a vantagem de não exigir o desligamento dos equipamentos sob inspeção. Segundo Araújo, Barbosa e Siniscalchi (2008), a aplicação da termografia em um sistema elétrico, se bem gerenciada, é extremamente efetiva, prevenindo falhas e perdas de produção.

A contribuição desse trabalho é a proposição e o desenvolvimento de uma modelo simples e de baixo custo computacional, que possibilite a identificação dos principais modos de falhas e as suas influências na composição do DEC e FEC, permitindo a ação das equipes de manutenção, de maneira otimizada, visando à melhoria desses indicadores de continuidade na empresa. Os modos de falhas, objetos desse trabalho, são, principalmente, os que podem ser detectados por termografia.

### 1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO REALIZADO

Este trabalho encontra-se dividido em capítulos organizados de tal forma que os assuntos são apresentados com uma evolução gradativa, explicitando-se o processo aplicado na construção da metodologia e do modelo. Por outro lado, os capítulos são auto-consistentes, podendo, desta forma, serem lidos em separado. Em consonância com a prática de uso intensivo e difundido da língua inglesa como meio de comunicação e divulgação, usual na comunidade científica das áreas de engenharia e tecnologia, e respeitadas as normas do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial (PEI) da Universidade Federal da Bahia (UFBA). Além disso, também buscando aderência com as normas científicas internacionais, é adotada a convenção de utilização do ponto como separador decimal, ao invés da vírgula.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica, sob a forma de um breve histórico, tendo-se como tema o SDEE no Brasil. Esse capítulo também apresenta a metodologia definida pela ANEEL para a determinação dos indicadores de continuidade utilizados para avaliar a qualidade dos serviços prestados pelas concessionárias. Neste capítulo, também é apresentada uma análise dos principais tipos de manutenção que são utilizados nas concessionárias de energia elétrica no Brasil. Por fim, este capítulo, apresenta uma visão da aplicação da termografia como uma ferramenta de apoio aos programas de manutenção.

No Capítulo 3 é mostrado como está dividido o SDEE da concessionária A. Nesse capítulo, é feita uma apresentação e análise dos dados utilizados neste projeto, considerando-se os modos de falhas que ocorreram no sistema. No Capítulo 3 também avalia os modos de falhas que são passíveis de serem diagnosticados com a termografia.

No Capítulo 4 está proposto a metodologia utilizada para o uso da ferramenta estatística de ARLM na construção de um modelo para a predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC).

No Capítulo 5 são apresentados os resultados e discussões sobre os diversos modelos de ARLM desenvolvidos. Neste capítulo será feito uma análise com base no modelo escolhido, que esta ajustado para evidenciar os resultados obtidos por um programa de gerenciamento de diagnósticos por termografia, é feita uma análise das prioridades de manutenção, visando-se a aplicação da termografia.

Este trabalho é encerrado no Capítulo 6 com a apresentação das conclusões finais e sugestões para o desenvolvimento de estudos posteriores.



## **2 REDES E SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

### **2.1 INTRODUÇÃO**

A ANEEL (2016d) defini que a energia elétrica é uma forma de energia baseada na geração de uma diferença de potencial elétrico entre dois pontos, o que permite estabelecer uma corrente elétrica entre ambos. Nos procedimentos da ANEEL, afirma-se que, na atualidade, a energia elétrica é uma das formas de energia que a humanidade mais utiliza. Esse fato decorre da facilidade de seu transporte, e do baixo índice de perda energética durante as conversões.

Vaccaro, Martins e Menezes (2011) trazem a tona uma reflexão bastante salutar sobre a energia elétrica. Eles a definem como um insumo essencial para o desenvolvimento socioeconômico e para o crescimento econômico de uma nação. Vaccaro, Martins e Menezes (2011) relatam que a disponibilidade desse tipo de energia reflete o crescimento e o desenvolvimento de um país, pois o uso de energia implica em transformações que se revertem em melhorias para as dimensões econômicas, sociais, ambientais e institucionais, associadas ao desenvolvimento de uma economia nacional. Isso torna o homem cada dia mais dependente dos benefícios da energia elétrica.

Reis (2015) afirma que a energia elétrica desempenha um papel fundamental na vida humana e que, ao lado dos transportes, das telecomunicações e do sistema de distribuição de água e saneamento, ela compõe a infraestrutura necessária para integrar o ser humano ao modelo de desenvolvimento vigente.

### **2.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

Considerando-se as pesquisas realizadas no campo da aplicação da energia elétrica no Brasil, é fundamental que nós conheçamos o resumo histórico do desenvolvimento e uso dessa energia elétrica em nosso país. Este capítulo apresenta esse breve resumo histórico.

#### **2.2.1 Resumo histórico**

Vários trabalhos (REIS, 2015; DIAS, 2001; LEITE, 2007; MILANO; VIEIRA, 2009) relatam sobre o início da produção de energia elétrica no Brasil. Segundo Dias (2001), em 1883, iniciou-se a operação da primeira usina hidrelétrica no Brasil, mais especificamente no município de Diamantina em Minas Gerais.

As primeiras empresas de distribuição de energia elétrica foram criadas no final do Século XIX. Segundo Reis e Teixeira (2007), estas empresas foram estruturadas sob a forma de monopólios.

A partir da década de 30, o governo do Brasil interviu, de maneira direta, no setor elétrico,

criando diversas empresas federais e estaduais, inclusive com a criação da Companhia Hidro Elétrica do São Francisco (CHESF) em 1945, e da Eletrobras - Centrais Elétricas Brasileiras S.A em 1962.

No Brasil, a partir da década de 70, aconteceu um intenso processo de industrialização. Nesse período, de acordo com alguns autores (SEGER; MERCEDES; RICO, 2002; GOMES; ABARCA, 2002), muitas empresas e recursos externos chegaram para atender às demandas do setor de energia elétrica.

No período de 1990 a 2000, o consumo de energia elétrica cresceu em 49 %, e a oferta em 33 %, evidenciando o descompasso existente entre a demanda e o suprimento de energia. Esta situação provocou a necessidade de grandes adequações no sistema elétrico brasileiro. De acordo com Luís (2005), a principal mudança estratégica observada nesse período, foi a privatização de alguns ativos públicos, o que permitiu a atuação de diversas empresas do exterior no cenário brasileiro.

No ano de 1991, o governo federal criou o Programa Nacional de Desestatização (PND). De acordo com Reis e Teixeira (2007), esse programa tinha como intuito principal o enxugamento da máquina pública, propondo a privatização das empresas de distribuição de energia.

A Espírito Santo Centrais Elétricas SA (ESCELSA) foi a primeira concessionária a ser privatizada. A sua privatização ocorreu no ano de 1995 (PIRES, 2000). Esta nova realidade obrigou ao governo brasileiro implementar diversas mudanças no setor elétrico. A primeira grande mudança aconteceu em 1996, com a criação da ANEEL. Mendonça e Dahl (1999) afirmam que essa agencia foi criada com a função de monitorar e padronizar as atividades do setor elétrico.

Pires (2000) mostra uma análise bem detalhada sobre este processo de reestruturação do setor energético brasileiro.

Ao final deste processo de privatização, que foi concluído em 2003, foram privatizadas cerca de 23 empresas de distribuição de energia elétrica, em todas as regiões do Brasil. Apesar da oferta para a privatização de todas as empresas estatais de distribuição, algumas não foram privatizadas. Segundo Carregaro (2012), algumas concessionárias não foram privatizadas por falta de interesse da iniciativa privada. Estas empresas ficaram sob a gestão da Eletrobras - Centrais Elétricas Brasileiras S.A.

### **2.2.2 Aspectos operacionais em uma rede de distribuição elétrica**

Segundo Kagan, Oliveira e Robba (2010) as concessionárias de energia elétrica atendem a um sistema que possui características variadas e muitas especificidades. Apesar dessa diversidade, as concessionárias têm por obrigação fornecer a energia com qualidade e confiabilidade.

Kagan, Oliveira e Robba (2010) dividem o sistema de energia em três diferentes áreas:

geração, transmissão e distribuição de energia elétrica.

A distribuição de energia é a área responsável pelo fornecimento de energia elétrica ao consumidor final (OLIVEIRA, 2009). Os consumidores finais podem ser classificados como: pequeno, médio ou de grande porte. Cada consumidor é atendido em uma determinada tensão elétrica, que é definida pela concessionária de energia, e fornecida em conformidade com a sua regulamentação interna.

Aparecida e Apolinário (2009) ressaltam que, na maioria dos países, os SDEE são do tipo aéreo. Isso se justifica devido ao seu baixo custo, quando comparado com os outros tipos de sistemas, tais como: sistemas aéreos de distribuição isolados e sistemas de distribuição subterrânea. No Brasil, também é predominante o uso da rede aérea, ficando a rede subterrânea restrita à alguns grandes centros, com uma forte concentração de carga.

A rede aérea utilizada no Brasil é caracterizada por condutores nus (sem revestimento). Esses condutores são apoiados sobre isoladores de vidro ou porcelana. Essa rede apresenta altas taxas de falhas, já que ela fica totalmente desprotegida das influências do meio ambiente (SARDETO, 1999).

### **2.2.3 Qualidade e continuidade no fornecimento da energia elétrica**

Oliveira (2009) afirma que são exigidos diversos requisitos mínimos de qualidade para a energia fornecida ao consumidor final, garantindo-se a energia adequada às suas demandas, além da continuidade no fornecimento dos serviços.

Diversas situações podem ocasionar interrupções no fornecimento da energia elétrica aos consumidores finais. Podem ocorrer as interrupções programadas ou interrupções não programadas. As interrupções não programadas podem acontecer em qualquer parte do trajeto de uma linha de distribuição de energia elétrica, desde a fonte de geração de energia, até ao consumidor final. Diversos trabalhos (TRONCHONI et al., 2008; ARAUJO, 2010) identificam as principais causas para as interrupções não programadas, dentre elas, podemos citar: raios, ventos, galhos de árvores, até mesmo as interrupções causadas por vandalismo ou acidente com terceiros.

Mamede (2004) afirma que os SDEE estão expostos a ocorrência de diversos tipos de falhas, como: falhas devido a isolação, falhas mecânicas, falhas elétricas, falhas de natureza térmica, falhas de manutenção, etc. Essas interrupções ou falhas levam às empresas a sofrerem penalidades, que são impostas pelo órgão regulamentador, que no caso do Brasil é a ANEEL.

As concessionárias de energia necessitam seguir determinados padrões de qualidade no fornecimento da energia elétrica. Esses padrões de qualidade são estabelecidos pela ANEEL. A qualidade da energia elétrica deve ser medida pela continuidade no seu fornecimento, e pelos níveis da tensão fornecida aos consumidores finais.

### 2.2.4 Agentes do setor elétrico brasileiro

Nos últimos anos, o setor elétrico brasileiro passou por grandes reformas institucionais, de acordo com o que foi relatado na subseção 2.2.1. Tendo como objetivo o gerenciamento do setor elétrico, foram criados diversos agentes. Os agentes são responsáveis pela administração das políticas energéticas do setor. Estes agentes podem ser classificados em:

#### a) Agentes responsáveis pelas atividades do governo

No sistema elétrico, o principal agente do governo brasileiro é o Ministério de Minas e Energia (MME). Seus objetivos principais são: o estabelecimento e o planejamento do setor energético nacional; o monitoramento da segurança no suprimento do setor elétrico brasileiro, e a definição das ações preventivas para a restauração da segurança de suprimento, caso haja desequilíbrios conjunturais entre oferta e demanda de energia. Pela Lei número 9478, de 6 de agosto de 1997, foi criado o Conselho Nacional de Política Energética (CNPE), como o órgão de assessoramento ao Presidente da República para a formulação de políticas e diretrizes para o setor energético. Tonelli (2006) afirma que nesse decreto são definidas as atribuições do presidente do CNPE, e a possibilidade de constituição de grupos de trabalho e comitês técnicos para analisar e opinar sobre essa matéria.

Em 9 de agosto de 2004, foi criado pela lei 10.848, o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE), que tem como função principal o acompanhamento e a avaliação permanente da continuidade e da segurança no suprimento eletro energético em todo o território nacional.

#### b) Agentes responsáveis pelas atividades regulatórias e de fiscalização

A ANEEL foi criada em 26 de dezembro de 1996 pela Lei n 9.427. Em conformidade com as políticas e diretrizes do Governo Federal, a ANEEL tem como atribuição regular a fiscalização da produção, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica.

Prado (2006) afirma que a ANEEL possui autonomia gerencial, financeira e competência para normatizar questões técnicas. Ela também possui autonomia decisória, que são garantidas pelos mandatos fixos de sua diretoria, cuja conformação foi pensada para garantir a qualidade técnica e a neutralidade em suas decisões.

#### c) Agentes responsáveis pelas atividades de planejamento, operação e contabilização

A Lei 10.847, de 15 de março de 2004, criou a Empresa de Pesquisa Energética (EPE). Esta empresa presta os serviços necessários para subsidiar o planejamento do setor

energético.

O Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) foi criado em 26 de agosto de 1998, pela Lei nº 9.648 de 1998, e regulamentado pelo Decreto nº 5.081 de 14 de maio 2004; alterada pela Lei nº 10.848 de 15 de maio de 2004. O ONS é uma entidade brasileira de direito privado sem fins lucrativos que opera sob a fiscalização e regulação da ANEEL. Sua principal função é a coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia.

A Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE) foi criada pelo Decreto 5.177, em 12 de agosto de 2004. Sua principal razão de ser é a administração dos contratos de compra e venda de energia elétrica, incluindo a contabilização e a liquidação. Januário (2007) afirma que esta câmara é responsável pela contabilização total do balanço mensal entre a energia contratada e a energia consumida por todos os agentes do mercado. Assim como o ONS, a CCEE é um agente de pessoa jurídica de direito privado, sem fins lucrativos, com a sua regulação e a suas fiscalizações definidas pela ANEEL.

#### d) **Outros**

BANDEIRA (2003) afirma que os demais agentes neste setor são divididos em duas classes: os que produzem energia, que são os: concessionário de serviço público de geração, produtor independente de energia elétrica e o autoprodutor, e os agentes que vendem energia, que são os agentes de transmissão, agentes de distribuição e os agentes de comercialização.

### 2.3 SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

No Brasil, as empresas distribuidoras de energia elétrica são as responsáveis por receber diretamente do sistema interligado de transmissão, a energia em Alta Tensão (AT). Através das subestações de distribuição, as distribuidoras rebaixam a tensão aos níveis comerciais (110 a 440 V ) e através da rede aérea ou subterrânea, essa energia é distribuída aos consumidores finais.

As redes de distribuição podem ser separadas em circuitos primários de Média Tensão (MT), que tem padronizado os níveis de tensão entre 13,8 kV e 34,5 kV e os circuitos secundários de Baixa Tensão (BT), com tensão elétrica que pode variar entre 110 a 440 V, dependendo do tipo do consumidor ou da região do Brasil.

No Brasil, a maior parte dos sistemas primários de distribuição operam com as suas redes aéreas utilizando um sistema radial (KAGAN; OLIVEIRA; ROBBA, 2010). Este sistema possui sua alimentação feita apenas por uma extremidade, e se caracteriza por ter um baixo custo e uma baixa confiabilidade. No sistema secundário, as redes aéreas operam radialmente ou em malha. O sistema em malha se caracteriza por apresentar uma maior confiabilidade, já que entre os

alimentadores existe uma interligação, tornando possível a execução de uma manobra corretiva, caso falte energia pela falta de um dos alimentadores.

Conforme visto na subseção 2.2.4, no Brasil, o SDEE é regulado pelas regras dispostas nas resoluções da ANEEL. Cabe à ANEEL definir as tarifas de energia elétrica, assegurando ao consumidor a aplicação de uma tarifa justa, e para as concessionárias de distribuição, um valor suficiente para garantir o seu equilíbrio econômico-financeiro, de forma que elas ofereçam um serviço de qualidade, confiabilidade e continuidade.

### 2.3.1 Sistema de distribuição de energia elétrica no Brasil

Através de nota técnica, a ABRADDEE (2015) informa que, até o ano de 2015, o segmento de distribuição de energia elétrica do Brasil, foi atendido por 63 concessionárias estatais ou privadas, as quais atenderam a mais de 99 % dos municípios brasileiros.

Objetivando conhecer o perfil do consumidor brasileiro, a Tabela 1 identifica a quantidade de consumidores brasileiros, divididos por cada classe.

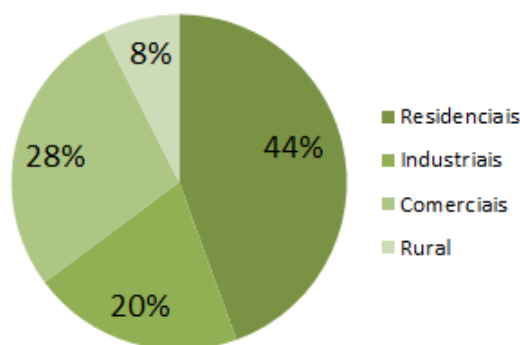
**Tabela 1** – Número total de consumidores, por classe, no Brasil

Classe	Número de Consumidores
Residencial	65 928 608
Industrial	571 496
Comercial e Serviços	5 558 153
Rural	4 269 002
Total	76 327 259

Fonte – ABRADDEE (2015)

Na Figura 1 é possível identificar no ano de 2014, a distribuição percentual de um consumo no Brasil, considerando que o consumo total anual foi de 342 548 GW h.

**Figura 1** – Estrutura do Consumo em GWh no Brasil



Fonte – ABRADDEE (2015)

## 2.4 DISTRIBUIÇÃO CONFIÁVEL DA ENERGIA EM UMA REDE DE DISTRIBUIÇÃO

Grigg e Singh (1996) descrevem a confiabilidade envolvendo dois conceitos: a adequabilidade e a segurança. Adequabilidade está relacionada ao dimensionamento do sistema para o atendimento da demanda, enquanto que a segurança se refere à robustez do sistema para lidar com as contingências.

Jens (2006) define a confiabilidade como a probabilidade de um sistema permanecer continuamente operacional por um determinado período de tempo sem produzir erros.

Avižienis et al. (2004) afirmam que as principais ameaças a confiabilidade e a disponibilidade de sistemas elétricos são as falhas, os erros e os defeitos. A falha é a operação incorreta de um sistema ou de seus componentes. A falha não implica necessariamente na produção de um erro.

De acordo com Johnson (1988), o erro é um resultado incorreto, causado por um sistema ou um componente, já o defeito é caracterizado apenas quando um erro alcança a interface de serviço de um sistema ou de componente, alterando o resultado do serviço.

### 2.4.1 Continuidade do fornecimento

A continuidade no fornecimento em um SDEE consiste em uma contínua alimentação de energia elétrica, por parte da concessionária, para os seus consumidores. De acordo com Magalhães (2008), os indicadores que medem a continuidade no fornecimento de energia têm melhorado de forma persistente, à medida que a sociedade e os processos industriais apresentam uma forte dependência desse consumo.

Podemos avaliar a confiabilidade no fornecimento de energia com base nos indicadores de continuidade, que podem ser descritos como uma representação quantificável do desempenho de um sistema elétrico (BANDEIRA; ARRIFANO; CORRÊA, 2014). Portanto, os indicadores de continuidade são utilizados para a mensuração da continuidade observada (apurada) em um determinado sistema, comparando-a aos padrões estabelecidos pela ANEEL.

Podemos classificar os indicadores de continuidade em dois grupos diferentes; o primeiro grupo, se refere aos indicadores que avaliam a quantidade de interrupções ocorridas, durante um determinado intervalo de tempo, o segundo grupo se refere aos indicadores que avaliam a duração acumulada das interrupções ocorridas durante um determinado intervalo de tempo.

### 2.4.2 Indicadores de continuidade para o sistema de distribuição

Os indicadores de continuidade podem ser individuais ou coletivos. A ANEEL (2016d) utiliza esses indicadores para o controle, supervisão e avaliação dos serviços públicos de energia elétrica.

Pinto (2008) afirma que os limites para os indicadores de continuidade são firmados no contrato com cada concessionária. Os indicadores individuais de continuidade são associados a cada unidade consumidora, enquanto os indicadores coletivos de continuidade são vinculados aos conjuntos de unidades consumidoras.

Os indicadores coletivos de continuidade definidos pela ANEEL (2016d) são: o DEC, que indica o número de horas em que, na média, as unidades consumidoras de um determinado conjunto ficaram sem energia elétrica; e o FEC, que expressa a quantidade de vezes, em média, em que as unidades consumidoras de determinado conjunto sofreram uma interrupção no fornecimento de energia. Tanto para o DEC como para o FEC, o período de tempo considerado pode ser mensal, trimestral ou anual.

A ANEEL (2016d) define os indicadores individuais de continuidade, de maior relevância, como sendo: Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (DIC) e Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (FIC).

O DIC indica a quantidade de tempo que a unidade consumidora ficou sem energia, ele é expresso em horas e suas frações. O FIC indica a quantidade de vezes que ocorreu uma interrupção na unidade consumidora, considerando-se um período de tempo (mês, trimestre ou ano).

O DIC e o FIC permitem acompanhar, respectivamente, a duração média e o número médio de vezes em que cada unidade consumidora ficou sem o fornecimento de energia elétrica, considerando-se um dado período. Guder et al. (2006) afirmam que uma das diferenças entre os indicadores de continuidade individuais e coletivos, é a possibilidade de fornecer ao consumidor garantias reais de serviço, pois em grandes redes de distribuição podem existir, no mesmo conjunto, diferenças consideráveis na qualidade do serviço. Nesta situação os indicadores globais DEC e FEC podem não ser capazes de detectar.

A Resolução N° 395/2009 (ANEEL, 2016b) define que as metas de DIC e FIC são definidas em função das metas DEC e FEC, que por sua vez, variam com o tipo de urbanização e com a faixa de tensão nominal.

#### a) Metodologia de calculo dos indicadores de continuidade

O DIC e FIC de acordo com a ANEEL (2016d) são calculados com a Equação 2.1 e a Equação 2.2, respectivamente:

$$DIC = \sum_{j=1}^n t(j); \quad (2.1)$$

$$FIC = n; \quad (2.2)$$

sendo  $j= 1, 2, \dots, n$  o indexador que identifica as interrupções ocorridas em cada unidade consumidora no período de apuração,  $n$  é o número de interrupções ocorridas



na unidade consumidora considerada, durante o período de apuração, e  $t(j)$  corresponde ao tempo de duração de uma dada interrupção ( $j$ ) de uma unidade consumidora considerada no período de apuração.

O tempo total para contabilizar o DIC, inclui o tempo de preparação das equipes, o tempo de deslocamento e o tempo de execução da manutenção.

A metodologia para o cálculo dos indicadores de continuidade DEC e FEC definida pela ANEEL (2016d) está intimamente ligada à aplicação da Equação 2.3, e da Equação 2.4, respectivamente:

$$DEC = \frac{\sum_{i=1}^{C_c} DIC(i)}{C_c}; \quad (2.3)$$

$$FEC = \frac{\sum_{i=1}^{C_c} FIC(i)}{C_c}; \quad (2.4)$$

sendo  $i = 1, 2, \dots, C_c$  o indexador que identifica cada uma das unidades consumidoras atendidas em BT ou MT. São consideradas todas as unidades que estão faturadas no conjunto. O conjunto ( $C_c$ ) é composto pelo número total das unidades consumidoras que são faturadas em todo o sistema de distribuição, considerando-se todo o período de apuração, e que são atendidas em BT ou MT.

#### b) Análise dos indicadores de continuidade no Brasil

Barbosa et al. (2005) identificaram que no Brasil, 26 empresas distribuidoras de energia foram multadas no ano de 2003 por terem violado as metas de DEC e FEC definidas pela ANEEL para o ano de 2002. Nesse ano foram registradas 2050 violações das metas em conjuntos que serviam a aproximadamente 16 837 000 unidades consumidoras (33 % dos consumidores do sistema elétrico brasileiro cadastrados em 2002). As multas aplicadas em 2002 totalizaram cerca de 35,3 milhões de reais.

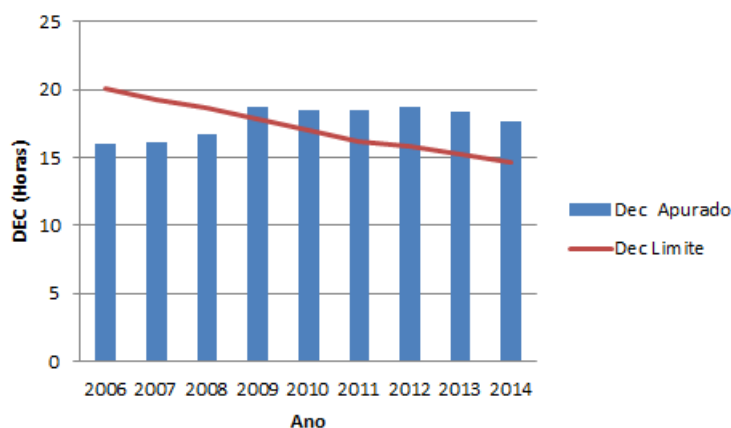
Nas Figuras 2 e 3 é possível avaliar a evolução dos indicadores coletivos de continuidade no Brasil, entre os anos de 2006 e 2014. Estes gráficos indicam, que as metas para o DEC e o FEC, estão em um contínuo decréscimo, ano após ano.

Com o objetivo de manter a qualidade na prestação do serviço público de distribuição de energia elétrica, a ANEEL exige que as concessionárias mantenham um padrão de continuidade e, para tal, edita limites para os indicadores coletivos de continuidade, DEC e FEC, de acordo com o que está definido no Aneel. Agência Nacional De Energia Elétrica (2010). Os DEC e FEC limites relativos aos anos de 2006 a 2014, podem ser verificados através das linhas decrescentes encontradas nas Figuras 2, 3, 5 e 6.

Analisando as Figuras 2, 3, pode-se verificar que no Brasil, apesar do contínuo decréscimo dos indicadores de DEC e FEC os valores de DEC e FEC medidos pelas concessionárias estão se mantendo em um mesmo patamar, o que indica, que pouco tempo esta tendencia vai fazer com que diversas concessionárias de distribuição de energia passem a pagar multas por ultrapassagem dos indicadores de continuidade, principalmente em relação ao DEC.

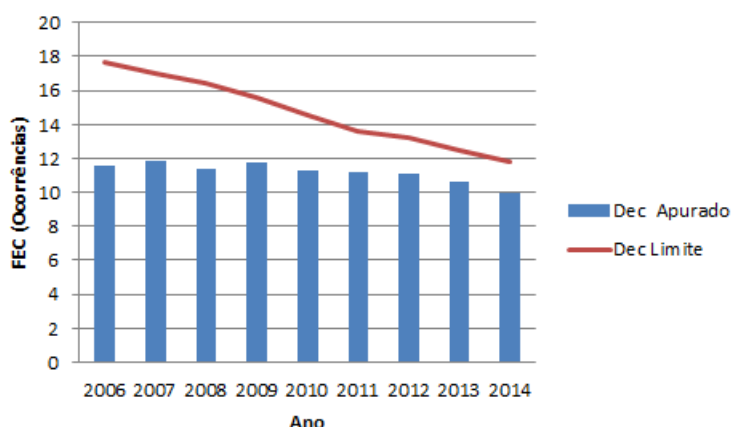
Quando se analisa na Concessionária A, Figuras 5 e 6, pode-se verificar que a concessionária já paga multas anuais, nos últimos anos, relativo aos indicadores de continuidade, tornando necessário uma atuação imediata no planejamento da manutenção, objetivando diminuir estes indicadores.

**Figura 2** – Variação anual do DEC no Brasil



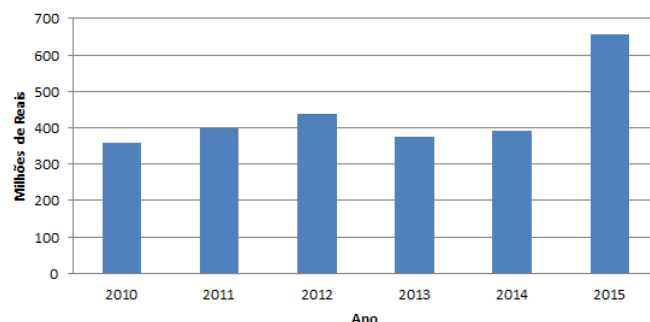
Fonte – ANEEL (2014b)

**Figura 3** – Variação anual do FEC no Brasil



Fonte – ANEEL (2014b)

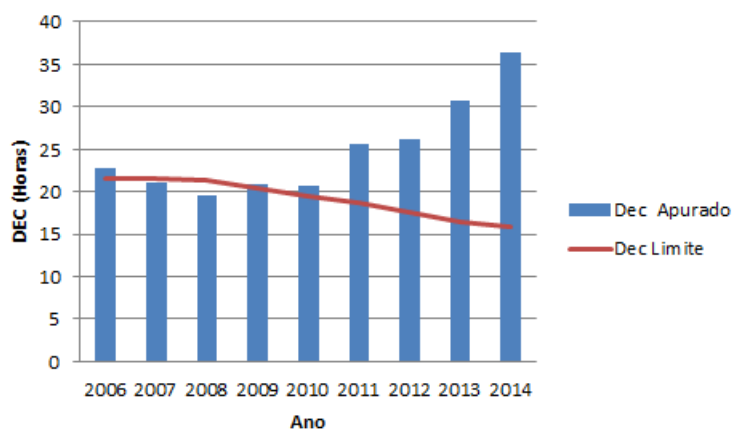
A Figura 4 mostra o montante (em milhões de reais) que as concessionárias de energia elétrica do Brasil pagaram aos seus consumidores no período de 2010 a 2015.

**Figura 4** – Evolução da penalização por excesso dos limites de DEC e FEC

Fonte – ANEEL (2016a)

### c) Análise dos indicadores de continuidade na Concessionária A

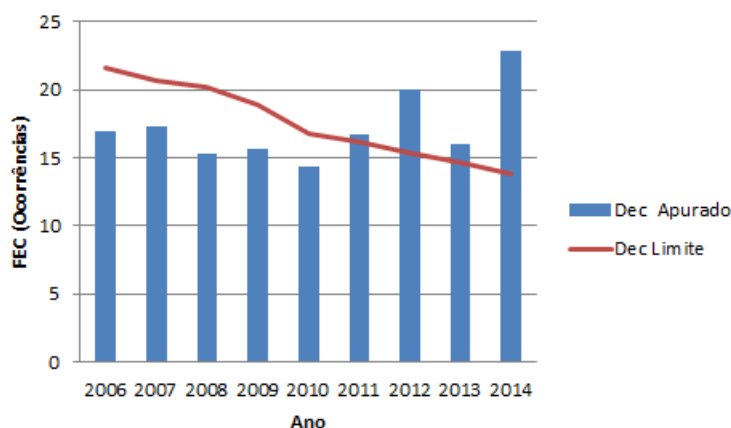
As Figuras 5 e 6 mostram a evolução do DEC e FEC na Concessionária A. Verifica-se que os valores dos indicadores de continuidades exigidos pela ANEEL (DEC Limite) diminuem ano a ano, seguindo a tendência que ocorre no Brasil. Contrariando o que acontece em outras concessionárias de energia elétrica no Brasil (Figuras 5 e 6), os indicadores apurados em nesta concessionária estão crescendo (Figuras 5 e 6). A consequência imediata é o pagamento anual de multas, valores que a concessionária desembolsa para os seus consumidores.

**Figura 5** – Variação anual do DEC na Concessionária A

Fonte – ANEEL (2016c)

## 2.5 MANUTENÇÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DAS CONCESSIONÁRIAS

A ABNT 5462 (1994) define a manutenção como a combinação de todas as ações técnicas e administrativas, incluindo as de supervisão, destinadas a manter ou colocar um item em um estado no qual ele possa desempenhar uma função requerida. Com base nesta definição, não faz sentido pensarmos em confiabilidade ou em continuidade de serviços em um SDEE sem um planejamento adequado da manutenção.

**Figura 6** – Variação anual do FEC na Concessionária A

Fonte – ANEEL (2016c)

Araújo (2011) afirma que o planejamento adequado da manutenção e operação de um sistema elétrico, tem como principal objetivo manter o sistema em funcionamento com menor custo e, ao mesmo tempo, minimizar os impactos decorrentes das interrupções ou falhas no sistema.

Uma importante consideração sobre o sistema elétrico é que, apesar deste setor responder por apenas 2,2% do Produto Interno Bruto (PIB) do país, a falha de energia tem um impacto sobre o PIB que vai muito além desse percentual. A razão disso é que a eletricidade é um insumo básico para a produção de bens de consumo, portanto, ela é utilizada em todos os setores da economia (Instituto Acende Brasil, 2014).

### 2.5.1 Um breve histórico

Neto e Scarpim (2011) definem a manutenção como um conjunto de técnicas e de ações gerenciais capazes de conservar tão bem, como se fossem novas, as máquinas, as instalações e as edificações, durante o maior tempo possível e com máxima eficiência.

Costa (2014) relata que por volta dos anos 50 criaram-se os termos manutenção corretiva, ou seja, não planejada e manutenção preventiva que seria a parada planejada para que a linha de produção não tivesse interrupções. Com o advento da economia globalizada foi necessária uma nova postura diante dos novos desafios com a competitividade sendo a razão de ser de sua sobrevivência. Houve a conseqüente evolução das formas de manutenção.

Siqueira (2005) classifica a manutenção em seis categorias, conforme a atitude dos usuários em relação às falhas ocorridas.

1. **Manutenção Corretiva:** A manutenção corretiva tem como característica a correção do equipamento ou dispositivo imediatamente após a quebra.

2. **Manutenção Preventiva:** Na manutenção preventiva, os reparos ou recondiçõamentos

das máquinas são programados baseados na estatística das ocorrências de uma determinada falha (ALMEIDA, 2011). Segundo Reis et al. (2010), um dos maiores impactos da implementação da manutenção preventiva é a necessidade de maior envolvimento dos colaboradores com o setor de manutenção e a implementação dos dados de controle de manutenção, tornando-a mais confiável e as paradas emergenciais mais raras. Sperancetta (2005) defende que o impacto da implantação da manutenção preventiva é o aumento da disponibilidade dos equipamentos, a redução do número de paradas de máquinas, o aumento do nível de qualidade, a eliminação de gargalos e o aumento do rendimento global do equipamento.

3. **Manutenção Preditiva:** Na manutenção preditiva são elaboradas diversas atividades de acompanhamento das variáveis, que se pretende monitorar, indicando-se qual a situação de funcionamento dos equipamentos. O que se pretende com esta manutenção é antever a necessidade de uma intervenção por manutenção (MACHADO, 2008). Procura-se atingir o limite operacional, de acordo com o fabricante.

4. **Manutenção Proativa** de acordo com Bosa (2009) a manutenção proativa se baseia na medição e avaliação dos estados atuais do sistema. Ela permite o monitoramento, a geração de diagnóstico, a quantificação das perdas de desempenho e a atuação da manutenção em tempo real. A precisão deste monitoramento e diagnóstico é primordial para se alcançar um bom desempenho, onde o número de paradas deve ser o mais próximo de zero possível (GEREMIA, 2001).

5. **Manutenção Produtiva:** A manutenção produtiva total pode ser definida como um conjunto de atividades de manutenção que mantém o compromisso voltado para o resultado, durante todo o ciclo de vida dos equipamentos (SOUZA, 2008).

6. **Manutenção Detectiva:** Pinto e Xavier (2009) a definem a manutenção detectiva como a atuação efetuada em sistemas de proteção, buscando detectar falhas ocultas ou não perceptíveis ao pessoal de operação e manutenção, baseadas em alguns parâmetros.

Atualmente a manutenção existe para que não haja interrupção, de forma que não apenas façamos a correção de uma falha, mas não permitindo que aconteçam. Neste cenário globalizado, a manutenção passa a ser enfocada sob a visão da gestão de qualidade e produtividade. O gerenciamento destas atividades deve ser o mais adequado possível, para tornar o seu custo tolerável (COSTA, 2014).

## **2.5.2 Manutenção em concessionárias de energia elétrica no Brasil**

Gorchinski (2013) descreve que nos sistemas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, as interrupções e perdas de energia são cada vez menos aceitáveis, tendo em vista os padrões de qualidade que a sociedade moderna impõe ao serviço. Neste mesmo trabalho ele afirma que os monitoramentos preditivos reduzem as falhas e os prejuízos, contribuindo para o prolongamento da eficiência operacional dos sistemas.

De acordo com Belisário, Bahiense e Oliveira (2003), a qualidade do serviço prestado pelas empresas do setor elétrico de distribuição de energia, podem ser avaliadas nos seguintes aspectos: a continuidade do fornecimento; a qualidade do atendimento ao consumidor; e a qualidade do produto energia elétrica.

Filho (2014) explica que as empresas distribuidoras de energia elétrica atualmente se deparam com uma elevada gama de demandas em sua realidade operacional, tais como: confiabilidade, qualidade de energia, perdas técnicas e não técnicas, aderência às normas regulatórias, questões ligadas ao meio-ambiente, sustentabilidade e segurança, tudo isso conjugado com a obrigatoriedade de obter eficiência em custos. Para que tais questões sejam devidamente equacionadas são necessários crescentes investimentos, baseados na alocação prudente e otimizada dos recursos disponíveis. Uma parte significativa das demandas enfrentadas pelas distribuidoras, passa pelo processo de gestão dos ativos, muitas vezes denominado plano de manutenção. Filho (2014) conclui que, um plano de manutenção bem estruturado e com uma filosofia bem definida, associado a uma execução aderente ao mesmo, é de fundamental importância para garantir um serviço de qualidade e atender as principais demandas.

Mamede (2004) afirma que as empresas do setor elétrico brasileiro passam por um estágio avançado de otimização de recursos, resultando em redução de custos operacionais, e isto tem gerado a necessidade de investimentos no desenvolvimento de técnicas e metodologias cada vez mais aprimoradas.

No cenário mundial, Jadin e Taib (2012) descrevem que os custos de manutenção de equipamentos elétricos contribuem de forma marcante, para a composição do custo operacional do sistema de energia elétrica.

### **2.5.3 Uso da manutenção preditiva com termografia**

A manutenção preditiva é executada a partir da aplicação sistemática de uma ou mais técnicas de monitoração. Neste trabalho será utilizado a aplicabilidade da termografia infravermelha, que segundo Jr, Orlove e Peters (2000) é uma das técnicas preditivas mais utilizadas nas empresas de distribuição.

A implantação da inspeção termográfica na manutenção preditiva proporcionou um ganho expressivo no desempenho da rede elétrica, isto porque permitiu se antecipar a possíveis falhas, desta forma evitando interrupções aos clientes bem como perdas financeiras para a concessionária (MORENO, 2014).

Diversas vantagens podem ser citadas relacionadas ao uso da ferramenta de termografia em sistemas elétricos, entre elas pode-se destacar-se:

- Aumento da confiabilidade de um equipamento ou instalação, ao ser localizado um problema antes da falha, evitando-se as paradas não programadas;

- Realizar inspeções sem interromper o funcionamento de máquinas e equipamentos;
- Redução de custos já que a manutenção custa bem menos do que os custos com paradas não programadas.
- Melhorar a manutenção dos equipamentos, com foco apenas na manutenção dos pontos quando for realmente necessário;
- Melhoria da segurança dos equipamentos, reduzindo os riscos de acidentes;
- Aumento da produção devido a possibilidade do uso de imagens térmicas pode resultar em aumento do tempo de produção com redução do tempo de paradas não programadas.

Gorchinski (2013) destaca que o uso da termografia nos SDEE diminui o número de ações corretivas e minimiza os intervalos de quebra, conseqüentemente, amplia a qualidade do serviço oferecido aos consumidores finais.

Azavedo L. C. S. DE; Júnior (2012) define termografia como um método de detecção da distribuição de energia térmica emitida pela superfície de um ou vários corpos, ou objetos. Segundo Azavedo L. C. S. DE; Júnior (2012) a termografia é um ensaio não destrutivo que utiliza os raios infravermelhos para medir temperaturas ou observar padrões diferenciais de distribuição de temperatura, fornecendo informações relativas às condições operacionais de um componente, equipamento ou processo.

Korendo e Florkowski (2001) afirmam que a termografia permite realizar medições da temperatura superficial de componentes, sem o contato físico com a instalação (segurança); verificar equipamentos em pleno funcionamento (sem interferência na produção); e inspecionar grandes superfícies em pouco tempo (alto rendimento).

Jadin e Taib (2012) concluem que os sistemas de diagnósticos, baseados em termografia, permitem a manutenção preventiva e preditiva para a previsão precoce da falha no equipamento, sem interromper a operação do sistema.

Azavedo L. C. S. DE; Júnior (2012) destaca que a termografia reduz o número de homens/hora gastos em manutenção e provoca o aumento da vida útil dos equipamentos.

Sendo assim a termografia mostra-se um método confiável e resolutivo, diminuindo as falhas e produzindo condições apropriadas para o melhor desenvolvimento da otimização do serviço.

#### **2.5.4 Uso da termografia em sistemas elétricos**

Castro, Finkler e Milke (2016) afirmam que a decisão quanto a desligar ou não um sistema elétrico é crucial para quem trabalha em manutenção, uma vez que sempre permanece a dúvida quanto a preservar o equipamento ou deixar a indústria sem energia. Considerando-se que

a grande maioria dos problemas industriais é acompanhado ou precedido de sintomas que evidenciam a evolução de fenômenos térmicos, torna-se de grande importância para o setor o desenvolvimento de processos confiáveis de medida de temperatura. Essa necessidade justifica-se pelo volume de sintomas associados à elevação de temperatura em sistemas elétricos

Bathke Rodolfo César e Dotzel (2010) descrevem detalhadamente a melhoria da manutenção preditiva na Companhia Paranaense de Energia (COPEL), com a implantação de um programa denominado "Manutenção Inteligente", onde através da melhoria dos processos de inspeção termográfica, apresentam os resultados e providências tomadas.

Em outro trabalho, Moura e Morais (2014) mostram a experiência na Energisa Paraíba, em redução dos pontos quentes em subestações. Neste trabalho foi possível identificar problemas, devido a: alta resistência de contatos; curto circuitos iminentes; circuitos abertos; aquecimentos indutivos; desbalanceamento de cargas; sobrecarga de correntes; componentes instalados incorretamente; e níveis de óleos incorretos.

Gorchinski (2013) relata que das técnicas relacionadas à manutenção preditiva, a inspeção termográfica destaca-se como o mais eficiente método de monitoramento utilizado em SDEE, sendo de simples realização e de baixo custo operacional.

Diversos trabalhos desenvolvidos em concessionárias de distribuição de energia (ÁLVARES, 2008; SAMPAIO et al., 2014; PEROTONI et al., 2008; BONFIM; BASTOS, 2010) relatam a importância da utilização da termografia em sistemas de distribuição.

No cenário mundial, Lizák e Kolcun (2008a) afirmam que no futuro, praticamente todo o processo de geração e distribuição, bem como todas as principais instalações de fabricação e processo, estarão usando termografia infravermelha.

## 2.6 ANÁLISES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Foram apresentadas e discutidas várias referências e dados estatísticos relacionados à distribuição de energia no Brasil. Nestas referências foram identificados os principais agentes e a legislações que regulamenta todo o sistema de distribuição de energia elétrica no Brasil.

Neste capítulo, foi descrito e analisado a situação das distribuidoras de energia elétrica no que se refere aos indicadores de continuidade individuais e coletivos. Através de diversas referências, conclui-se que a implementação de técnicas de manutenção preventiva, incluindo o uso da ferramenta de termografia, pode ser um importante aliado para diminuição dos indicadores de continuidade nas distribuidoras de energia.

Isso justifica esse trabalho de dissertação, que no âmbito tecnológico propõe o desenvolvimento de um modelo que estime os indicadores de continuidade, de modo à permitir a tomada de decisões, no gerenciamento da manutenção.



### 3 ANÁLISE DE DADOS

#### 3.1 INTRODUÇÃO

Kagan e Oliveira (1998) afirmam que a redução de índices, como o DEC e o FEC, que medem as interrupções de energia elétrica para os consumidores, deve ser um objetivo permanente para as empresas de distribuição de energia elétrica. Visando uma melhoria na qualidade do fornecimento da energia elétrica, é muito importante o conhecimento a priori dos valores de DEC e FEC. Portanto, ao realizar a predição desses valores, o desenvolvimento e aplicação de uma ferramenta matemática caracteriza-se como um importante instrumento para a realização de uma análise ou de uma tomada de decisão. Para o desenvolvimento dessa ferramenta, é necessário o conhecimento dos dados históricos das ocorrências nos diversos modos de falha, bem como as características do funcionamento do SDEE que se pretende avaliar.

Em qualquer concessionária, o SDEE está dividido em conjuntos de unidades consumidoras, esses conjuntos podem ser formados por uma ou mais subestações de distribuição (ANEEL, 2016d). De acordo com a ANEEL (2016d), ao possuir um número igual ou inferior a 1000 unidades consumidoras, uma subestação de distribuição pode ser agregada a outras subestações para formar um único conjunto de unidades consumidoras.

A abrangência desses conjuntos formam as redes de MT e BT, operando à jusante das subestações de distribuição, e que são de propriedade de uma distribuidora. Fica facultado a ANEEL, a qualquer momento, solicitar a uma concessionária de distribuição a realização de uma revisão da configuração dos conjuntos das unidades consumidoras.

A abrangência desses conjuntos de consumidores, considerando-se o quantitativo de municípios em uma região, pode ser muito variada, de forma que, é possível existir mais de um conjunto de unidades consumidoras em um mesmo município, ou, um único conjunto pode englobar diversos municípios.

#### 3.2 DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA PELA CONCESSIONÁRIA A

A área de concessão da Concessionária A é de 27 848 km<sup>2</sup>, atendendo a todos os consumidores nos municípios do estado. O sistema de transmissão e distribuição de energia possui 1827 km de redes AT em 69 kV, 22 468 km de redes de distribuição de MT em 13,8 kV, e 17 740 km de redes de distribuição BT em 220/380 V .

O SDEE da Concessionária A é dividido em três regionais, denominadas: Regional Leste, Regional Oeste e a Regional Metropolitana.

### 3.2.1 Origem e natureza das falhas no fornecimento de energia no sistema da Concessionária A

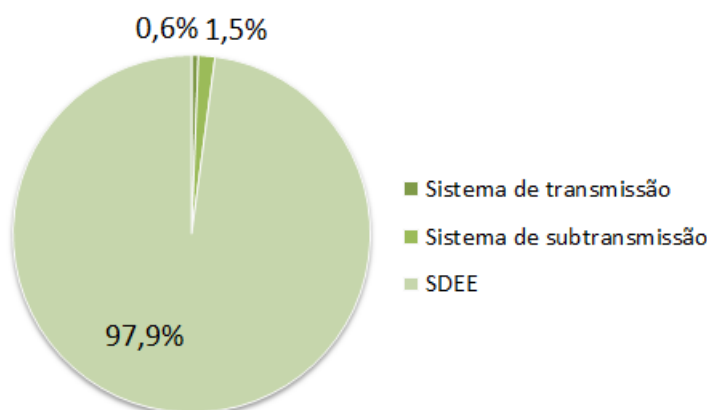
Qualquer sistema elétrico de potência está permanentemente exposto às falhas. A ocorrência de uma falha pode gerar distúrbios, que estão associados a uma grande variedade de causas (IURINIC, 2012). Nos sistemas elétricos de potência das concessionárias de energia elétrica, as falhas, que provocam uma interrupção no fornecimento de energia elétrica aos consumidores finais, podem acontecer em três pontos distintos: no **sistema de transmissão**, no **sistema de subtransmissão** e no SDEE.

A ocorrência de uma falha de energia em um **sistema de transmissão** é uma responsabilidade da empresa que fornece a energia. Segundo os critérios definidos pela Concessionária A em seus cadastros, as falhas que acontecem em um **sistema de transmissão** são consideradas como falhas externas.

Um **sistema de subtransmissão** tem o seu início em um ponto onde ocorre a entrega da energia pela empresa que a fornece. Essa entrega ocorre em um ponto final de uma rede de transmissão, em subestações. Um **sistema de subtransmissão** tem os seus pontos finais definidos pelas subestações de distribuição. As falhas no fornecimento de energia em um sistema de subtransmissão são consideradas, pela Concessionária A, como falhas internas.

O SDEE é o sistema que inclui todos os alimentadores e ramais até o ponto de entrega ao consumidor final. As falhas que tem origem no SDEE representam a grande maioria (97,9 %) das falhas no sistema elétrico de potência da Concessionária A (Figura 7).

**Figura 7** – Origem das falhas



Fonte – ANEEL (2015)

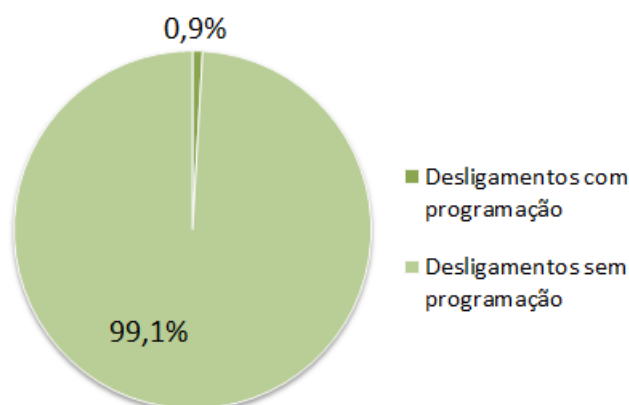
A Figura 7 apresenta a distribuição das falhas no fornecimento de energia no sistema elétrico de potência da Concessionária A, considerando-se o local das ocorrências nos anos de 2013 e 2014. É possível observar que 99,4 % das falhas são de origem internas, onde o **sistema de subtransmissão** é o responsável por 1,5 % das falhas, e o SDEE é responsável por 97,9 % das falhas. As falhas de origem externa totalizam apenas 0,6 % das falhas ocorridas no sistema

elétrico de potência.

Estes dados nos fornecem um indicativo de que, no sistema de manutenção da Concessionária A, é possível diminuir os valores dos indicadores de continuidade com a implementação de melhorias. Esse trabalho se propõe realizar o desenvolvimento de um modelo matemático para a predição dos DEC e FEC.

Um ponto relevante para o desenvolvimento do modelo proposto é a consideração da natureza das ocorrências das falhas no fornecimento de energia. A Figura 8 indica que apenas 0,9% das ocorrências de falhas no fornecimento de energia foram em consequência de um planejamento da manutenção, enquanto que 99,1% das falhas foram em consequência das falhas não previstas, caracterizadas por situações fora do controle, e que foram corrigidas por manutenções corretivas. Esse dados indicam que, ao melhorarmos a metodologia utilizada para o planejamento das atividades de manutenção nesses sistemas, melhoraremos os indicadores de continuidade para a Concessionária A.

**Figura 8** – Natureza das falhas



Fonte – ANEEL (2015)

### 3.2.2 Análise dos conjuntos de consumidores da Concessionária A

Para a contabilização dos indicadores de continuidade estabelecidos pela ANEEL, a Concessionária A faz uso de um *software* denominado Sistema de Gestão Técnica da Distribuição (SGTD) desenvolvido pela AGILTEC Soluções em TI LTDA. Esse *software* processa todos os dados das ocorrências de falha de energia em um sistema. O sistema requer o fornecimento dos seguintes dados para cada ocorrência: data da abertura, o número do chamado, o tempo de execução da solução, o local da falha, a identificação da subestação, o alimentador em que aconteceu a falha, o tempo total em horas paradas e a análise da causa, entre outras informações.

Atualmente a Concessionária A possui 38 conjuntos consumidores em um total de 40 subestações de distribuição (ANEEL, 2015). Entre os anos de 2013 e 2014, considerando-se

esses 38 conjuntos consumidores, O total de falhas no fornecimento de energia elétrica foi de 104 329.

Dentre os conjuntos que compõem a Concessionária A, o conjunto II foi o *setup* experimental definido para a aplicação da metodologia proposta nesse trabalho. Conforme as informações prestada pela equipe técnica da Concessionária A, esse conjunto estava, nos anos de 2013 e 2014, entre os conjuntos com os piores indicadores de continuidade do sistema elétrico de potência da Concessionária.

A Tabela 2 mostra os indicadores de continuidade para todos os conjuntos de consumidores da regional oeste no ano de 2014. É possível observar, que, em praticamente todos os conjuntos de consumidores, ocorreram cobranças de multas pela ultrapassagem dos limites definidos para o DEC e o FEC.

**Tabela 2** – Indicadores de continuidade da Regional Oeste – 2014

Conjunto	Número de Consumidores	DEC Apurado	DEC Limite	FEC Apurado	FEC Limite
Conjunto I	60 478	29,12	19,00	21,12	18,00
Conjunto II	61 672	32,43	17,00	23,86	15,00
Conjunto III	27 245	27,29	14,00	21,74	10,00
Conjunto IV	19 528	24,01	15,00	13,08	13,00
Conjunto V	19 301	56,79	15,00	25,74	13,00
Conjunto VI	34 285	45,55	16,00	30,05	16,00
Conjunto VII	24 685	34,69	20,00	15,96	16,00
Conjunto VIII	48 579	46,47	15,00	39,37	18,00
Conjunto IX	8464	57,79	25,00	23,07	14,00
Conjunto X	22 224	51,73	16,00	31,02	13,00
Conjunto XI	33 146	36,46	22,00	18,0	17,00
Conjunto XII	12 673	56,31	16,00	31,97	13,00
Conjunto XII	17 945	54,27	18,00	34,20	13,00
Conjunto XIV	3813	13,16	14,00	5,00	11,00

Fonte – ANEEL (2014a)

O conjunto II está dividido em oito alimentadores. Ele é o maior conjunto da regional oeste. Nos anos de 2013 e 2014, o conjunto II apresentou os valores medidos para o DEC e o FEC, superiores aos limites definidos pela ANEEL (Tabela 2). Entre todos os conjuntos monitorados, esse conjunto é o que possui o maior número de consumidores (61 672), alimentando uma grande área do estado, incluindo a zona urbana e rural.

### 3.3 INTERRUPÇÕES CONSIDERADAS

Mamede e Sato (2003) afirmam que os SDEE estão expostos às diversas e imprevisíveis condições ambientais e climáticas. Kindermann (1995) classifica as falhas no fornecimento de

energia elétrica em: falhas de isolamento, falhas mecânicas, falhas elétricas, falhas de natureza térmicas, falhas de manutenção e em falhas de outra natureza.

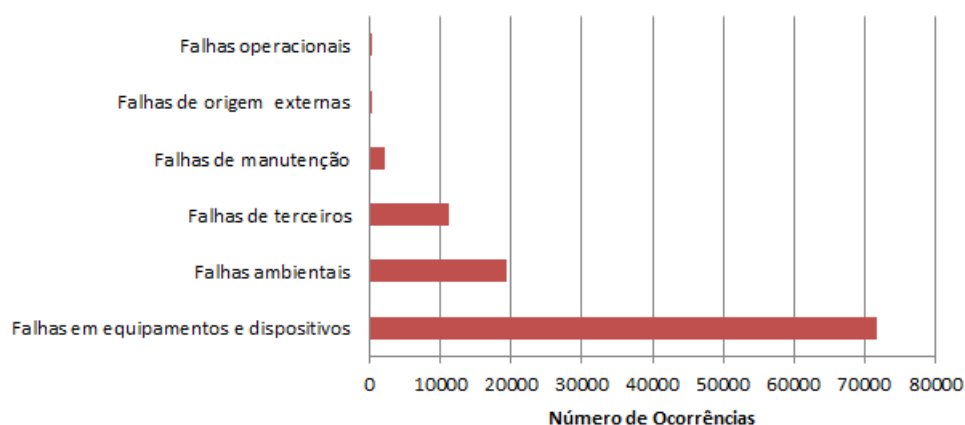
### 3.3.1 Modos de falha no sistema da Concessionária A

Objetivando atender às solicitações da ANEEL, a Concessionária A definiu e classificou, sessenta e nove (69) modos de falhas para o seu SDEE. Na Figura 10 estes modos de falhas estão colocados em forma de árvore de falhas, ferramenta esta que permite a identificação dos modos de falha de forma direta e objetiva.

### 3.3.2 Análise dos modos de falha

Tendo como base os dados das ocorrências das falhas registradas nos anos de 2013 e 2014, a Figura 9 identifica essas falhas, relacionando-as a sua origem.

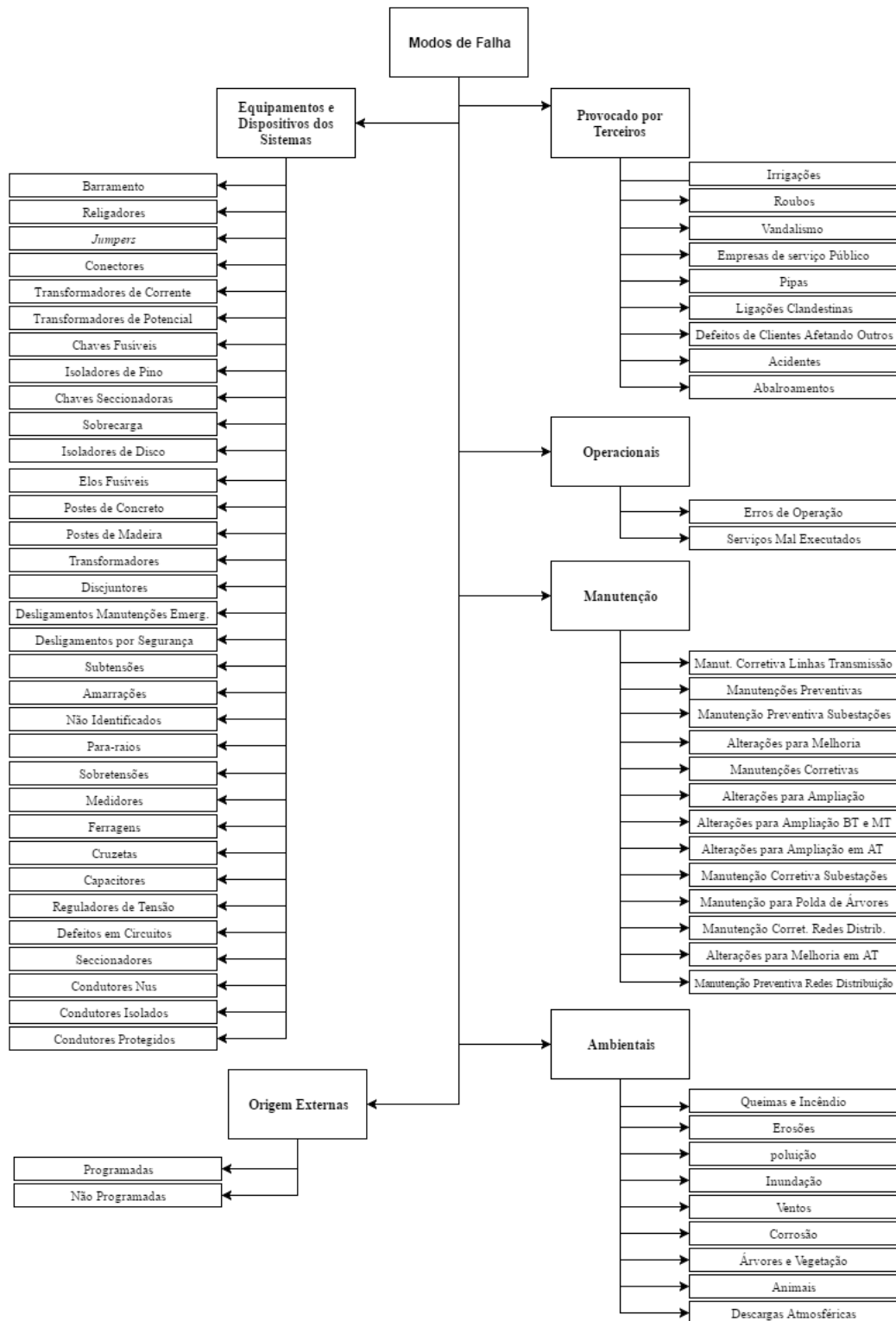
**Figura 9** – Classificação das falhas



Fonte – ANEEL (2015)

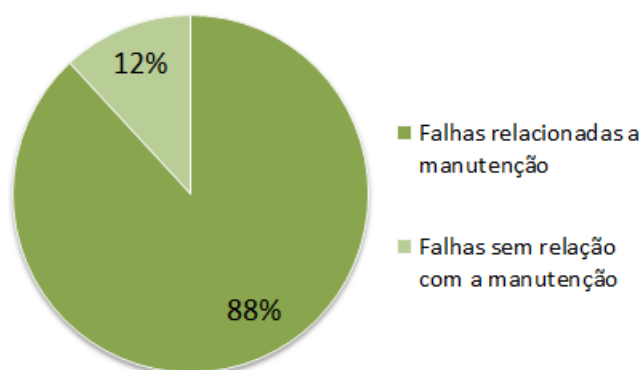
Conforme os dados registrados pelo sistema da Concessionária A, do total de falhas ocorridas em 2013 e 2014, 88% das ocorrências (Figura 11) são falhas que são passíveis de serem diagnosticadas preventivamente através de um gerenciamento adequado da manutenção. As demais falhas que ocorreram no sistema, foram falhas onde não é possível ter uma atuação preventiva, tais como acidentes, vandalismo, roubos, abarroamentos, entre outras.

**Figura 10 – Classificação das falhas relacionadas sua origem**



Fonte – ANEEL (2015)

**Figura 11** – Classificação das falhas relacionadas a possibilidades de atuação preventiva da manutenção



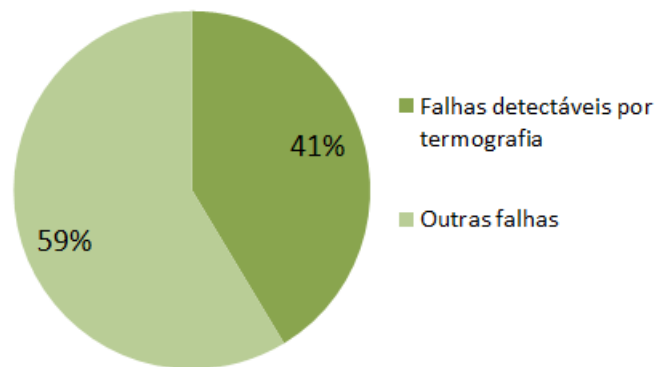
Fonte – ANEEL (2015)

### 3.3.3 Modos de falha passíveis de serem diagnosticada por termografia

Como visto na subseção 2.5.3, o uso da termografia nos sistemas elétricos de potência permitem a identificação dos pontos quentes existentes em um sistema, e, conseqüentemente, a localização das possíveis falhas, de forma a orientar as equipes de manutenção na atuação preditiva, evitando-se os desligamentos não programados e as suspensões do fornecimento de energia aos consumidores finais. As falhas que ocorrem nesses sistemas são precedidas de uma anormalidade térmica em um componente elétrico (NEWPORT, 2002). Partindo-se desse pré-suposto, esse trabalho busca desenvolver um modelo matemático que possa prever os valores dos indicadores de continuidade (DEC e FEC). Com este modelo espera-se que seja possível analisar a influência dos modos de falha, que são passíveis de serem trabalhados com termografia, nos valores dos indicadores DEC e FEC.

Após uma análise dos 69 modos de falha, citados na subseção 3.3.1, foi feita uma avaliação com a equipe técnica da Concessionária A, onde foi definido que em dez destes modos de falha, é possível a utilização da termografia, como uma ferramenta de apoio na detecção antecipada desses modos de falha, estabelecendo-se uma política de manutenção preditiva. Os modos de falha passíveis de detecção por termografia ocorrem nos conectores, nos barramentos, nos *jumpers*, nas sobrecargas, nos condutores isolados, nas corrosões, nas amarrações, nos condutores protegidos, nos transformadores e nos condutores nus.

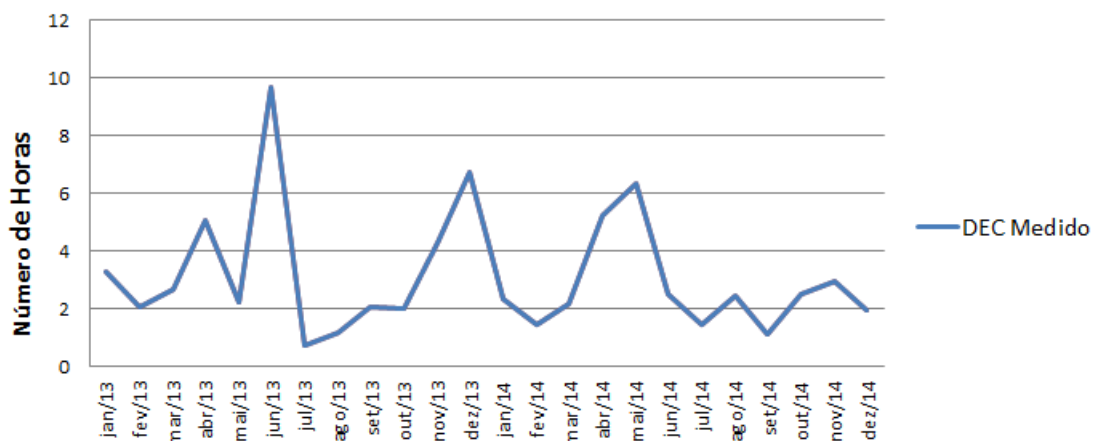
Considerando-se o sistema elétrico de potência da Concessionária A, entre o período de 2013 e 2014, tendo-se como base as 104 329 falhas registradas com a interrupção no fornecimento de energia, constata-se que 41 % dessas falhas ocorreram em equipamentos ou dispositivos que permitiriam uma detecção prévia dos defeitos com o uso da termografia (Figura 12).

**Figura 12** – Classificação das falhas passíveis do uso da termografia

Fonte – ANEEL (2015)

### 3.4 ANÁLISE DO CONJUNTO DE CONSUMIDORES II

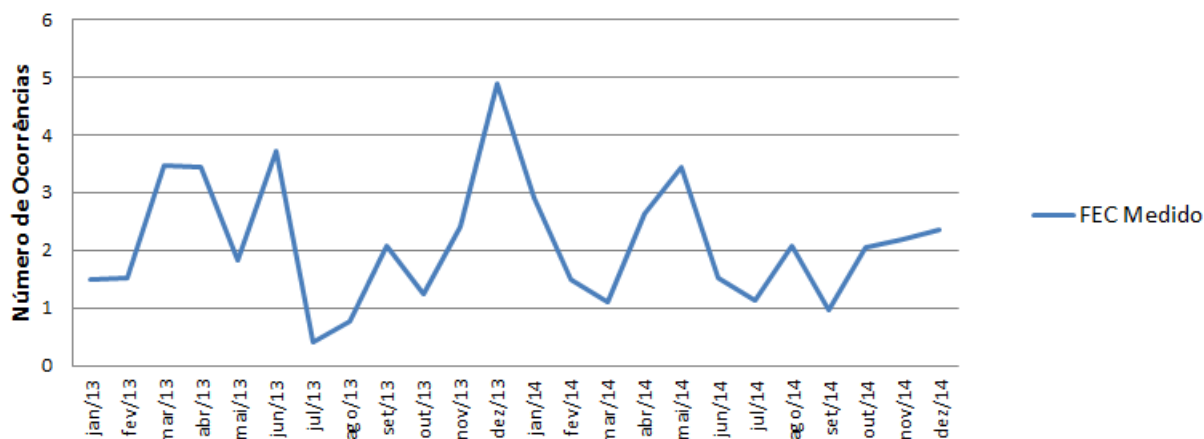
As Figuras Figura 13 e 14 apresentam o registro mensal desses indicadores de continuidade DEC e FEC, para os anos de 2013 e 2014. Esses indicadores são referentes ao conjunto II. O acompanhamento mensal dos indicadores permite que os gestores definam ações que possam evitar a quebra dos limites anuais estabelecidos, pela ANEEL, para o DEC e o FEC.

**Figura 13** – Variação do DEC no Conjunto II em 2013 e 2014

Fonte – ANEEL (2016c)



**Figura 14** – Variação do FEC no Conjunto II em 2013 e 2014



Fonte – ANEEL (2016c)

Na Tabela 3 é possível observar os valores apurados para o DEC e o FEC, nos anos de 2013 e 2014, para o sistema da subestação de distribuição. Considerados os mesmos períodos, na Tabela 3, também estão registrados os limites definidos pela ANEEL. É fácil perceber que, nos anos de 2013 e 2014, a Concessionária A pagou multas aos seus consumidores finais por ter quebrado os limites estabelecidos para o DEC e o FEC.

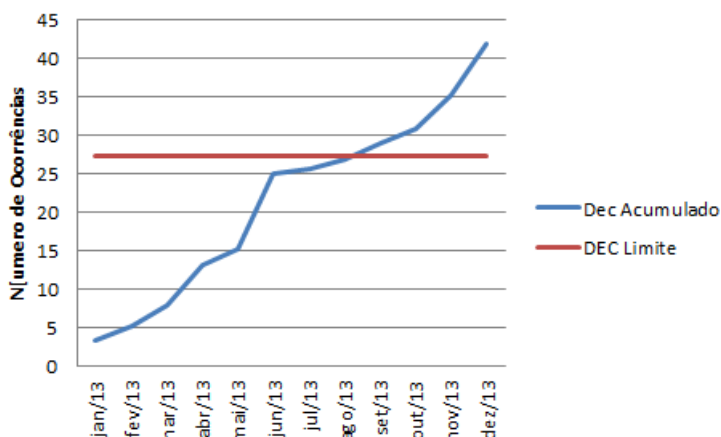
**Tabela 3** – Indicadores anuais de continuidade no conjunto II

	DEC anual	DEC limite	FEC anual	FEC limite
2013	42,04	27,28	17,00	16,00
2014	32,43	23,86	17,00	15,00

Fonte – ANEEL (2013), ANEEL (2014a)

Na Figura 15, os valores de DEC no ano de 2013, são colocados de forma acumulativa, esta figura permite identificar que no mês de Agosto, o limite anual do DEC foi atingido.

**Figura 15** – Crescimento acumulado mensalmente do DEC em relação ao DEC Limite



Fonte – ANEEL (2016c)

### 3.4.1 Análise dos modos de falha nos alimentadores do conjunto II

No período de 2013 e 2014, foram coletados os dados relacionados aos modos de falha para o conjunto II do SDEE. Em um total de 7500 registros das falhas no fornecimento da energia distribuída pelos alimentadores da Concessionária A, foram identificados 57 dos 69 modos de falhas.

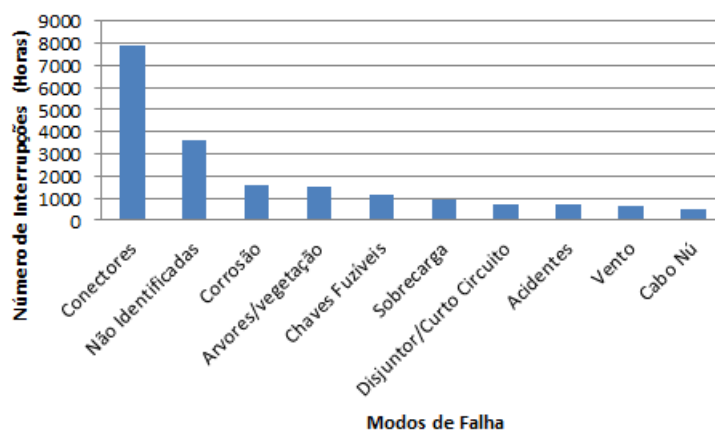
**Tabela 4** – Falhas no fornecimento de energia no conjunto II – 2013/2014

Modo de falha	Tempo de interrupção (horas)	Total de ocorrências por falhas
Conectores	7874,74	2407
Não Identificadas	3607,99	1096
Corrosão	1610,41	521
Arvores/vegetação	1499,63	443
Acidentes	705,18	361
Chaves fusíveis	1171,43	342
Sobrecarga	909,55	290
Vento	666,18	233
Cabo nu	490,78	184
Disjuntor/Curto Circuito	719,15	184

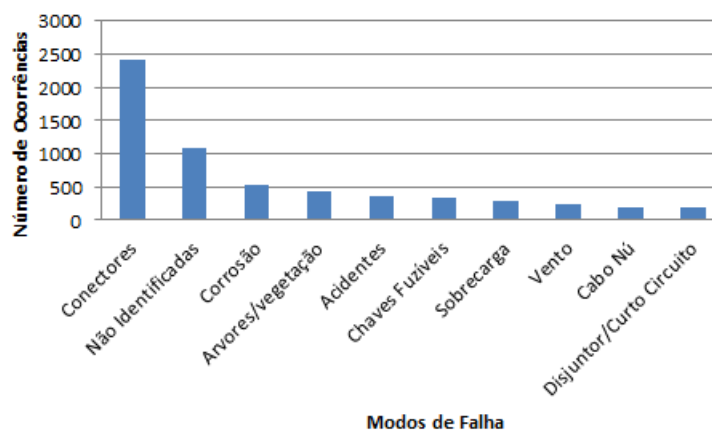
Fonte – ANEEL (2015)

A Tabela 4 e as Figuras 16 e 17 identificam os 10 modos de falha com maior recorrência, considerando-se o mesmo período, no conjunto de consumidores II.

**Figura 16** – Falhas no fornecimento de energia no conjunto II relacionados ao tempo de interrupção



Fonte – ANEEL (2015)

**Figura 17** – Falhas no fornecimento de energia no conjunto II relacionados aos números de ocorrências

Fonte – ANEEL (2015)

### 3.4.2 Análise dos modos de falha que são passíveis de identificação por termografia

A influência dos modos de falhas, que são passíveis de serem avaliados por termografia, no conjunto II, está demonstrada na Tabela 5.

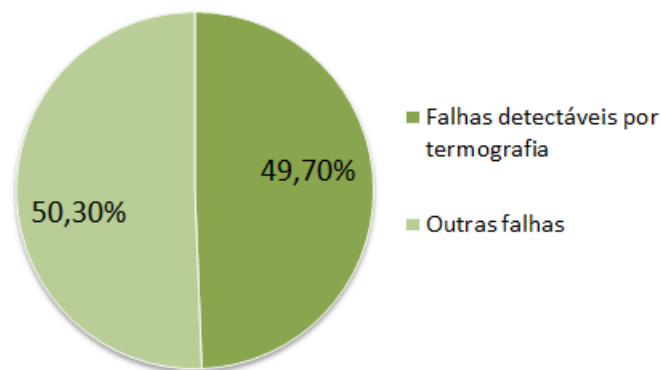
**Tabela 5** – Falhas no fornecimento de energia nos modos de falhas passíveis de termografia - 2013 e 2014

Modo de falha	Tempo de interrupção (horas)	Total de ocorrências por falhas
Conectores	7874,74	2407
Corrosão	1610,41	521
Sobrecarga	909,55	290
Cabo nú	490,78	184
Transformador	470,40	79
<i>Jumper</i>	457,58	116
Condutor Isolado	169,13	52
Amarração	155,80	39
Condutor Protegido	156,85	81
Barramentos	4,42	5

Fonte – ANEEL (2015)

Nas Figuras 18 e 19, é possível verificar o quanto é significativo o número de ocorrências de falhas no fornecimento de energia elétrica, com o foco naquelas que são passíveis de diagnóstico pelo uso da termografia (praticamente 50 % das falhas computadas).

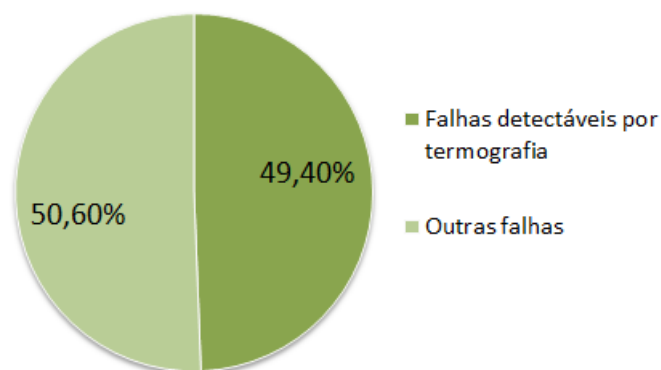
**Figura 18** – Comparativo das falhas passíveis de termografia com as demais falhas em relação ao número de ocorrências



Fonte – ANEEL (2015)

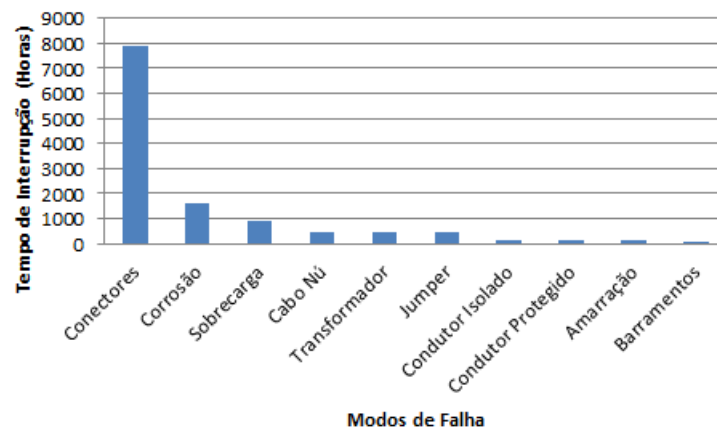
A partir desses dados, conclui-se que uma estratégia de gerenciamento que aplique a termografia, em um planejamento de manutenção preventiva, poderá gerar para a concessionária os instrumentos necessários para melhorar os seus resultados, com possibilidade de redução dos indicadores de continuidade.

**Figura 19** – Comparativo das falhas passíveis de termografia com as demais falhas em relação ao número de horas paradas

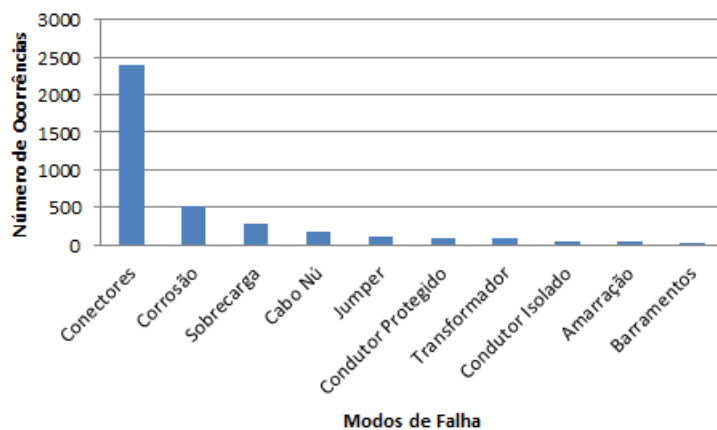


Fonte – ANEEL (2015)

Tendo-se como base a Tabela 5 e as Figuras 20 e 21, é possível identificar que as falhas no fornecimento de energia elétrica, provocadas por conectores, apresentam um quantitativo superior aos demais modos de falha, tanto em número de ocorrências das falhas, como em relação ao tempo de interrupção.

**Figura 20** – Influência das falhas passíveis de termografia em relação ao tempo de interrupção

Fonte – ANEEL (2015)

**Figura 21** – Influência das falhas passíveis de termografia em relação ao número de ocorrências

Fonte – ANEEL (2015)

### 3.5 ANÁLISES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesse capítulo foram apresentadas as principais características do sistema elétrico de potência da Concessionária A, referindo-se principalmente às origens e à natureza dessas falhas nos diversos conjuntos de consumidores do sistema.

Tendo-se em vista a necessidade de avaliação dos indicadores de continuidade da Concessionária A, foi feito um estudo de todos os conjuntos de consumidores e escolhido o Conjunto II, que será a referência no desenvolvimento do modelo proposto nesse trabalho.

Mostrou-se uma análise dos modos de falhas que ocorreram no sistema elétrico de potência da Concessionária A no período de 2013 e 2014, com a classificação e indicação dos que são passíveis de serem detectados por termografia, em relação aos demais. Esse capítulo apresenta uma análise dos modos de falha que foram registrados no conjunto de consumidores II.

Conclui-se que a existência de um modelo para a predição dos indicadores de continuidade DEC e FEC, caracteriza-se como uma importante ferramenta para a gestão da manutenção. Para o desenvolvimento do estudo de caso, apresentado no Capítulo 4, foi escolhido o conjunto de consumidores II. Os dados de falha registrados para esse conjunto são aplicados no desenvolvimento de um modelo matemático para a predição dos indicadores de continuidade.

## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

### 4.1 INTRODUÇÃO

De acordo com Jr, Cansian e Costa (2015), a modelagem é uma ferramenta amplamente utilizada nas diversas atividades da engenharia. A modelagem visa possibilitar a predição de um comportamento de uma ou mais variáveis em estudo. Filho (2008) explica que o modelo é uma descrição de um processo (comportamento) real ou não, em que se pretende trabalhar por meio de relações matemáticas ou lógicas.

Neste trabalho será utilizado um modelo empírico, onde não foram feitas análises teóricas sobre os fenômenos estudados, e não se conhece os mecanismos de causa/efeito entre as variáveis de entrada e de saída.

De acordo com Esquerre (2003) os modelos de regressão linear múltipla são geralmente usados como modelos empíricos, de forma que o modelo fenomenológico que relaciona as variáveis de entrada e de saída são desconhecidos.

As variáveis de entrada ou variáveis independentes, deste modelo a ser desenvolvido, são as ocorrências de falhas no fornecimento de energia elétrica, no sistema elétrico de potência da Concessionária A, em um conjunto de consumidores denominado Conjunto II, considerando-se o período de 2013 a 2014. As variáveis de saída ou variáveis dependentes, são os indicadores de continuidade, Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC).

É possível a obtenção dos modelos empíricos de diversas formas. Neste trabalho foi utilizado a modelagem por Análise de Regressão Linear Múltipla (ARLM).

Segundo Montgomery e Runger (2008), um dos objetivos da criação de modelos matemáticos com o uso da ARLM é a possibilidade da avaliação do comportamento da saída, com a variação de uma ou mais variáveis de entrada, possibilitando fazer inferências sobre a variável de saída, tais como, a realização de predições do seu comportamento.

Para Johnson e Wichern (2002), a Análise de Regressão Linear (ARL) é uma metodologia estatística para predição de valores de uma ou mais variáveis respostas (dependentes), a partir de uma coleção de valores de variáveis explicativas (independentes).

### 4.2 APLICAÇÕES

Os primeiros relatos relativo a aplicação da ARL, foi no trabalho desenvolvido por Galton (1885), onde foi constatado que a altura média dos filhos de pais de uma determinada altura tendiam a regredir.

Montgomery e Runger (2008) definem ARL como sendo uma técnica estatística para

modelar e investigar a relação entre variáveis

Soares (2010) afirma que a regressão é uma das ferramentas matemáticas mais utilizadas para a análise de dados, sendo aplicada em quase todas as áreas de conhecimento, incluindo: engenharia, física, química, administração, ciências biológicas e agronomia.

Diversos trabalhos no setor elétrico utilizaram a ARLM (AMRAL; OZVEREN; KING, 2007; HONG et al., 2010; MOGHRAM; RAHMAN, 1989)

#### 4.3 UM BREVE HISTÓRICO DE ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR

Montgomery e Runger (2008) afirmam que muitos problemas de engenharia e ciência envolvem a exploração das relações entre duas ou mais variáveis, e que a ARL é uma técnica estatística que é muito útil para esses tipos de problemas.

A técnica de ARL torna possível encontrar uma relação entre as variáveis de entrada e de saída através de relações empíricas, isto é possível com o uso de informações de dados obtidos através de medições ou coletas.

Em diversas aplicações de ARL, nós encontramos situações em que há mais de uma variável de saída envolvida. Para esta situação o modelo é chamado Análise de Regressão Linear Múltipla (ARLM) (MONTGOMERY; RUNGER, 2008) .

#### 4.4 FERRAMENTA COMPUTACIONAL

Para o desenvolvimento dos modelos matemáticos propostos neste trabalho, utilizou-se do *software* Minitab<sup>®</sup>.

#### 4.5 METODOLOGIA

A metodologia desenvolvida neste trabalho segue a sequência apresentada a seguir.

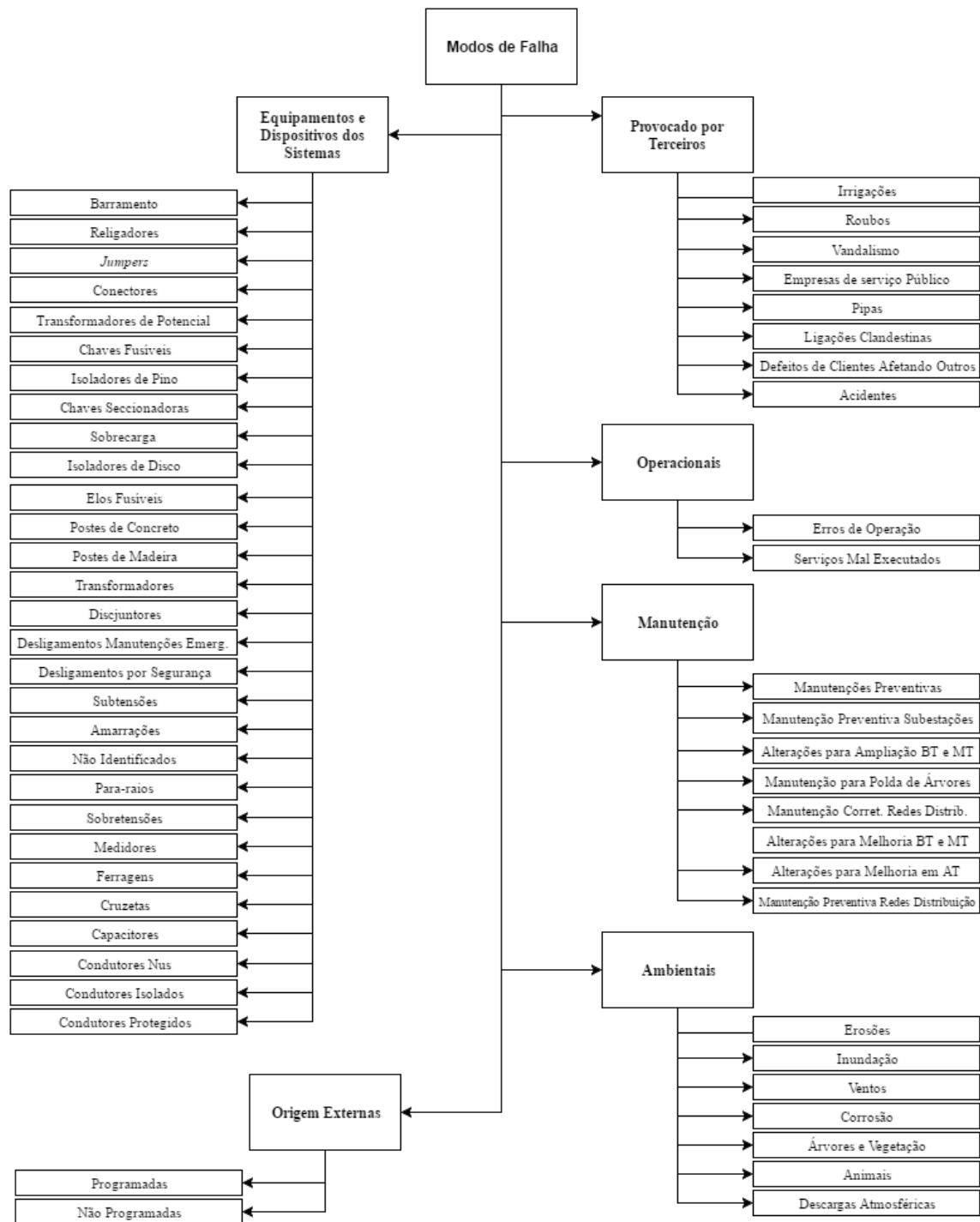
##### 4.5.1 Pré-processamento dos dados

Através do *Software* Sistema de Gestão Técnica da Distribuição (SGTD), desenvolvido pela Agiltec (subseção 3.2.2), a concessionária A fez a captura dos dados de falha de energia do conjunto de consumidores denominado Conjunto II, no período de 1/1/2013 a 31/12/2014. Nessa coleta de dados, de um total de 7500 registros de falhas nos alimentadores desse conjunto, foram identificados 57 modos de falha diferentes.

Para uma melhor visualização dos modos de falhas que ocorreram no Conjunto II, no período de 1/1/2013 a 31/12/2014, a Figura 22 ilustra através de uma árvore de falha, classificando os modos de falha de acordo com a origem de cada falha.



**Figura 22 –** Árvore de falha com os modos de falhas existentes no Conjunto II



Fonte – Produzido pelo autor

É importante ressaltar que as Equações 2.3 e 2.4, que foram utilizadas para calcular o DEC e o FEC, de acordo com recomendação da ANEEL (2016d), não levam em consideração as características próprias a cada conjunto de consumidores, tendo em vista que essas equações calculam os índices de continuidade DEC e FEC, considerando-se o número total de consumidores afetados pelas falhas ocorridas dentro do período considerado.

Para a concessionária responsável pela distribuição, essas equações não contribuem para

uma análise de causa e efeito, ou seja, não indicam quais são os modos de falhas que são mais incidentes em seu sistema elétrico, e que estão contribuindo para o aumento dos índices DEC e o FEC. A partir da classificação dos modos de falhas, a concessionária poderá ter a percepção de quais, e o quanto essas falhas contribuem para o aumento dos índices de continuidade DEC e o FEC.

Baseado em uma estrutura de Análise de Regressão Linear Múltipla (ARLM), foram desenvolvidos dois modelos empíricos *Multiple Input, Single Output* (MISO), um para a estimativa do DEC e outro para a estimativa do FEC. Para a aplicação da estrutura de ARLM, os dados foram organizados em 180 amostras/medições correspondentes aos 8 alimentadores, considerando-se as 24 ocorrências relativas aos meses decorridos no período de 2013 a 2014. Cada amostra/medição possui 57 entradas (relacionadas aos modos de falha identificados na Figura 22), e 1 saída correspondente ao DEC ou ao FEC, segundo o propósito do modelo.

#### 4.5.2 Pressupostos para Regressão

Existem alguns pressupostos que devem ser observados ao se proceder uma ARLM, de acordo com vários autores (SAMOHYL, 2009);(LEVINE; BERENSON; STEPHAN, 2000) e (SEBER; WILD, 2005)

##### 4.5.2.1 Linearidade

Um dos pressupostos da análise de regressão para obtenção dos resultados, é que exista a linearidade do modelo de regressão. De acordo com Baptistella (2005), a linearidade se refere à forma pela qual os parâmetros e o distúrbio entra na equação.

O modelo linear descreve corretamente a relação funcional entre X e Y, se esse pressuposto for violado a estimativa do erro aumentará, já que os valores observados não se aproximarão dos valores preditos

A partir do próprio objetivo deste trabalho, fica claro que a suposição inicial de ser uma regressão linear múltipla será contemplada através dos resultados obtidos na regressão múltipla, seja pelo  $R^2$ ,  $R_{aj}^2$ , pelo alto valor da estatística F e o seu p-valor correspondente.

##### 4.5.2.2 Normalidade dos valores e dos erros

Na estatística, o desenvolvimento de qualquer procedimento básico depende da suposição de que os dados da amostra estejam distribuídos de acordo com uma distribuição específica.

Nos modelos de regressão linear, uma das suposições é de que os resíduos do modelo tenham distribuição normal.

A normalidade pode ser identificada pelo histograma de frequência dos resíduos ou através do gráfico de probabilidade normal dos resíduos.

Neste trabalho, será utilizado uma resposta numérica com o uso do teste estatístico de Anderson-Darling, onde através do gráfico de probabilidade normal dos resíduos é verificado o teste de hipótese para determinar se as observações seguem ou não uma distribuição normal.

De acordo com Moraes, Ferreira e Balestrassi (2006) no teste de normalidade de Anderson-Darling, considera-se normal a distribuição que apresentar p-valor maior que 0,05, o que significaria uma probabilidade maior que 5 % em cometer erro, ao rejeitar a hipótese de normalidade da distribuição em análise.

Para o teste de normalidade, as hipóteses são:

$$\text{Hipótese} = \begin{cases} H_0 & \text{Os dados seguem uma distribuição normal.;} \\ H_1 & \text{Os dados não seguem uma distribuição normal.} \end{cases}$$

A hipótese nula (de que os dados seguem uma distribuição normal) é rejeitada para um p-valor maior 0,05.

Segundo JURAN e GRYNA (1992), caso de não aderência à distribuição normal é possível efetuar transformação matemática da característica original, para uma nova característica que se aproxime de uma distribuição normal.

BOX e COX (1964) afirmam que após a transformação adequada das observações  $X$  para  $Y(\lambda)$  os valores esperados das observações transformadas estarão normalmente distribuídos com variância constante.

A partir dos dados originais,  $X_1, \dots, X_n$ , a transformação de Box-Cox, através de um  $\lambda$  tal que os dados transformados  $Y_1, \dots, Y_n$  se aproximem de uma distribuição normal.

Esta transformação é dada por:

$$Y_i(\lambda) = \begin{cases} \ln(X_i), & \text{se } \lambda = 0, \\ \frac{X_i^\lambda - 1}{\lambda}, & \text{se } \lambda \neq 0, \end{cases}$$

Chen, Lockhart e Stephens (1993) desenvolveram a teoria para que o teste de Anderson-Darling possa ser aplicado após o uso da transformação de Box-Cox.

#### 4.5.2.3 Homocedasticidade

Outro pressuposto para a análise de regressão é que a variância do erro seja constante. Esta condição é chamada homocedasticidade. Uma das técnicas usadas para a verificação é a suposição que os resíduos são homocedásticos, ou seja, na análise do gráfico do resíduo versus os valores preditos, os pontos devem ser dispostos aleatoriamente sem nenhum padrão definido (BAPTISTELLA, 2005).

A homocedasticidade está relacionada a uma variância constante dos erros, em torno de sua média.

A análise visual da dispersão dos dados, não indica a existência de um padrão, o que permite concluir não haver uma violação do pressuposto da homocedasticidade.

#### 4.5.2.4 Independência dos erros

No pressuposto da independência dos erros, a covariância deve ser igual a zero, ou seja, não é permitida autocorrelação entre os erros (SAMOHYL, 2009).

De acordo com Jordan (2009), em relação ao pressuposto da independência dos erros, deseja-se perceber a existência de autocorrelação entre os dados analisados, ou seja, se uma observação foi influenciada ou influenciou as observações que a antecederam ou as que a sucederam.

A verificação da independência dos erros feita através da plotagem dos resíduos obtidos contra o tempo, na ordem em que foram observadas. Posteriormente é analisado a existência ou não de algum tipo de padrão no gráfico. Se ao avaliar o gráfico, percebemos uma tendência dos pontos, ou seja, se os pontos tiverem um comportamento que se repete em determinado ponto do gráfico, temos indícios de dependência dos resíduos.

Na análise de resíduos um outro diagnóstico importante é a análise dos *outliers* e observações influentes.

De acordo com Pires e Branco (2007), *outliers* são observações extremas que se encontram de tal forma afastadas da maioria dos dados que surgem dúvidas sobre se elas poderão ou não ter sido geradas pelo modelo proposto para explicar essa maioria dos dados.

Nascimento et al. (2012) afirma que dependendo da natureza dos *outliers*, esses podem influenciar ou não a análise dos dados de medição. Dessa forma, a importância da detecção reside na compreensão da série em análise, ou seja, a detecção de um *outlier* pode ser uma evidência de algum fator externo afetando a série.

De acordo com Nascimento et al. (2012) existem na literatura inúmeros métodos que podem ser utilizados para a detecção de *outliers*, dentre eles pode-se citar: : *Extreme Studentized Deviate (ESD)*, *Generalized Extreme Studentized Deviate (GESD)*, *Z-Score*, *Z-Score Modificado (Z-Score Mod)*, *Test Box Plot*, *Thompson*, *Adjusted Box Plot (Adj Box Plot)* e *Exponential Smoothing (ExpSM)*.

#### 4.5.2.5 Multicolinearidade

A multicolinearidade está relacionada a existência de relacionamento entre duas ou mais variáveis independentes.

A multicolinearidade é um problema no ajuste do modelo que pode causar impactos na

estimativa dos parâmetros. Podemos diagnosticar multicolinearidade por meio dos Fatores de Inflação da Variância (VIF). Os VIF medem o quanto a variância de um coeficiente de regressão estimado aumenta se seus preditores estão correlacionados.

Alguns autores, como por exemplo: Hadi (2006) e Dias (2012), sugerem que, se qualquer VIF exceder 10, então a multicolinearidade causará efeitos nos coeficientes de regressão.

O  $VIF_j$  é dado por

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}.$$

Onde o  $R_j^2$  é o coeficiente de determinação da regressão de  $X_j$  sobre as outras variáveis explicativas.

### 4.5.3 Correlação entre variáveis de entrada e saída

Em diversas investigações deseja-se avaliar a relação entre duas medidas quantitativas. Neste trabalho pretende-se avaliar as relações dos DEC e FEC com as variáveis de entrada, que são as ocorrências de falta de energia no sistema de energia elétrica.

A associação linear entre duas variáveis é avaliada usando correlação.

Segundo Abreu et al. (2015) a correlação é definida pela relação entre dois conjuntos X e Y, onde X é o conjunto de variáveis dependentes e Y o conjunto de variáveis independentes, quando esta relação apresentar um comportamento próximo de uma reta, é chamada de correlação linear.

Diversos trabalhos relacionados a sistemas elétricos utilizam a correlação para conhecer o grau de relação entre as variáveis, entre eles pode-se citar: Caruzzo. e Nogueira (2005), FARIA (2016), Garcia (2015).

De acordo com Gomes, Esquerre e Magalhães (2014) a escolha de parâmetros que não estejam relacionados com as variáveis preditas implica em um tempo e em custos computacionais desnecessários.

Através do gráfico de dispersão, é possível determinar se existe uma correlação linear entre duas variáveis.

No desenvolvimento de uma ARL é fundamental conhecer o grau de relação entre as variáveis dependentes e independentes.

#### 4.5.3.1 Correlação de *Person*

O coeficiente de correlação, ou coeficiente de *Person*, é a medida de inter-relação entre a variável dependente e a variável independente. O valor do coeficiente de variação  $\rho$  varia entre

-1 e 1 (LARSON; FARBER, 2010), onde um coeficiente com a indicação de 0, indica uma ausência de correlação e 1 indica uma total correlação.

Para obter uma medida do grau de associação da relação linear entre duas variáveis, usamos o coeficiente de correlação.

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

Objetivando definir a significância do coeficiente de correlação é feito o teste de significância individual.

$$\text{Hipótese} = \begin{cases} H_0 & \beta_j = 0; \\ H_1 & \beta_j \neq 0. \end{cases}$$

A análise de significância dos coeficientes pode ser realizada utilizando o p-valor ou o teste  $T_0$ . Neste trabalho não será utilizado o teste  $T_0$ .

Na análise com o p-valor, para que se afirme que o coeficiente  $\hat{\beta}_j$  seja significativo para o modelo, o p-valor deve ser inferior a 0,05.

#### 4.5.3.2 Correlação de Spearman

Segundo Torman, Coster e Riboldi (2012) na estimação da correlação linear de *Pearson*, o teste de significância do coeficiente de correlação, somente é válido se ambas as variáveis aleatórias tiverem distribuição normal.

O coeficiente de *Spearman* permite que os dados das duas populações que se pretende fazer a correlação provenham de duas populações não normais. Neste coeficiente é medido a intensidade da relação entre variáveis ordinais e usa-se em vez do valor observado, apenas a ordem das observações. Deste modo, este coeficiente não é sensível a assimetrias na distribuição, nem à presença de *outliers*.

O coeficiente de correlação de postos de *Spearman* é definida como:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{(n^3 - n)}$$

onde  $d_i$  é a diferença entre cada posição de  $x$  e  $y$ , e  $n$  é o número de pares  $x$  e  $y$

#### 4.5.4 Construção dos modelos

##### 4.5.4.1 Modelo de regressão linear múltipla

Montgomery e Runger (2008) descrevem a ARL pela Equação 4.1

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \epsilon, \quad (4.1)$$

sendo  $y$  a variável dependente,  $x_j$  é a variável independente ou variável preditora ( $j = 1, 2, \dots, k$ ); os  $\beta_j$  são os coeficientes de regressão da variável preditora, e  $\epsilon$  é o erro de predição ( $\epsilon = y_{\text{observado}} - y_{\text{predito}}$ ).

Se  $k = 1$ , teremos uma equação com uma Análise de Regressão Linear Simples, que é definida como:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon \quad (4.2)$$

A Análise de Regressão Linear Simples, tem como objetivo prever o valor de uma variável dependente através de um valor conhecido de uma variável independente.

A ARLM permite usar varias variáveis independentes ( $k$  variáveis independentes) simultaneamente para definir a variável dependente ( $y$ ).

Considerando que podemos ter  $p$  variáveis dependentes identificadas por  $y_i$  ( $i = 1, 2, \dots, p$ ) podemos escrever:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \epsilon_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \epsilon_i, \quad (4.3)$$

onde:

$$\epsilon_i = y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}. \quad (4.4)$$

Montgomery e Runger (2008) definem que, a estimativa dos coeficientes de um modelo de regressão simples ou múltipla ( $\beta_j$ ), deve ser realizada se utilizando o critério dos mínimos quadrados. A Equação 4.5 expressa a função que deve ser minimizada, variando-se  $\beta_j$  ( $j = 1, 2, \dots, k$ ).

$$L = \sum_{i=1}^p \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^p \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right)^2. \quad (4.5)$$

Para encontrar o mínimo da função objetivo, derivamos função  $L$  (Equação 4.5) parcialmente em relação aos coeficientes  $\beta_j$  com ( $j = 1, 2, \dots, k$ ), fazendo com que o somatório das derivadas parciais seja igual a zero (0)

$$\frac{\partial L}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^p \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right) = 0 \quad (4.6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta_j} = -2 \sum_{i=1}^p \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right) x_{ij} = 0 \quad j = 1, 2, \dots, k; \quad (4.7)$$

Desenvolvendo a Equação 4.6 e a Equação 4.7, nós obteremos um sistema sobredeterminado de equações lineares (Equação 4.8), que pode ser resolvido pelos mínimos quadrados.

$$\left\{ \begin{array}{l} p\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^p x_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^p x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^p x_{ik} = \sum_{i=1}^p y_i \\ \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^p x_{i1} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^p x_{i1}^2 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^p x_{i1}x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^p x_{i1}x_{ik} = \sum_{i=1}^p x_{i1}y_i \\ \vdots \\ \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^p x_{ik} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^p x_{ik}x_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^p x_{ik}x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^p x_{ik}^2 = \sum_{i=1}^p x_{ik}y_i \end{array} \right. \quad (4.8)$$

Resolvendo o sistema de equações lineares (Equação 4.8) pelos mínimos quadrados, nós teremos as estimativas dos parâmetros do modelo em questão ( $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$ ).

Nos modelos de ARLM com diversas variáveis dependentes, é mais conveniente trabalhar no cálculo dos estimadores de mínimos quadrados na forma matricial, como é apresentado na Equação 4.9.

$$\mathbf{Y} = \beta \mathbf{X} + \epsilon, \quad (4.9)$$

Sendo:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{p1} & \cdots & x_{pk} \end{bmatrix}, \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, \epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_0 \\ \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_p \end{bmatrix}, \quad (4.10)$$

onde  $\mathbf{Y}$  um vetor de variáveis dependentes ( $p \times 1$ );  $\mathbf{X}$  a matriz de variáveis independentes ( $p \times k$ ),  $\beta$  é o vetor de coeficientes de regressão ( $k \times 1$ ) e  $\epsilon$  o vetor de erros de predição ( $p \times 1$ ).



$$L = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \epsilon^\top \epsilon = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^\top (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) = (\mathbf{y}^\top - \mathbf{X}^\top \boldsymbol{\beta}^\top) (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

$$L = \mathbf{y}\mathbf{y}^\top - \mathbf{y}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$$

Considerando-se que  $\mathbf{y}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \boldsymbol{\beta}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{y}$ , então podemos escrever:

$$L = \mathbf{y}\mathbf{y}^\top - 2\boldsymbol{\beta}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \quad (4.11)$$

De maneira análoga ao que foi descrito na , deriva-se a função vetor  $L$  (Equação 4.11), e igualando-a a zero, nós obtemos os valores do vetor dos coeficientes da equação.

O estimador de mínimos quadrados  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  é a solução para  $\boldsymbol{\beta}$  nas equações abaixo:

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^\top \mathbf{y} + \frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \frac{\partial \boldsymbol{\beta}}{\partial \boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}^\top \quad (4.12)$$

Considerando-se  $\frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \frac{\partial \boldsymbol{\beta}}{\partial \boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}^\top$ , logo:

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^\top \mathbf{y} + 2\frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = -2\frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} (\mathbf{X}^\top \mathbf{y} - \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} (\mathbf{X}^\top \mathbf{y} - \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}), \quad (4.13)$$

Igualamos a derivada da função  $L$  (Equação 4.13) a zero (0) e substituindo o vetor  $\boldsymbol{\beta}$  pelo vetor  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ , temos

$$-2\frac{\partial \boldsymbol{\beta}^\top}{\partial \boldsymbol{\beta}} (\mathbf{X}^\top \mathbf{y} - \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) = 0, \quad (4.14)$$

$$\mathbf{X}^\top \mathbf{y} - \mathbf{X}^\top \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = 0,$$

O estimador de mínimos quadrados  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  será dado pela Equação 4.15

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}\mathbf{X}^\top)^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{y}. \quad (4.15)$$

A forma de matriz das equações normais é representada pela Equação 4.16

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^p y_i \\ \sum_{i=1}^p x_{i1}y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^p x_{ik}y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p & \sum_{i=1}^p x_{i1} & \sum_{i=1}^p x_{i2} & \cdots & \sum_{i=1}^p x_{ik} \\ \sum_{i=1}^p x_{i1} & \sum_{i=1}^p x_{i1}^2 & \sum_{i=1}^p x_{i1}x_{i2} & \cdots & \sum_{i=1}^p x_{i1}x_{ik} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^p x_{ik} & \sum_{i=1}^p x_{ik}x_{i1} & \sum_{i=1}^p x_{ik}x_{i2} & \cdots & \sum_{i=1}^p x_{ik}^2 \end{bmatrix}. \quad (4.16)$$

O modelo de regressão é:

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij}. \quad (4.17)$$

A Equação 4.18 fornece o modelo de regressão na forma matricial.

$$\hat{\mathbf{Y}} = \hat{\boldsymbol{\beta}}\mathbf{X} \quad (4.18)$$

O vetor de erros de predição é dado pela Equação 4.19

$$\mathbf{e} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}. \quad (4.19)$$

#### 4.5.4.2 Teste de hipótese para a Regressão Linear Múltipla

De acordo com Montgomery e Runger (2008) em problemas de ARLM certos testes de hipóteses são úteis para adequação dos modelos desenvolvidos. Esquerre (2003) afirma que estes testes requerem que os termos de erro  $e_i$  do modelo de regressão sejam distribuídos normalmente e independentes com média zero e variância  $\sigma^2$ .

O teste de significância indica se a equação de regressão é significativa, ou seja, se a relação funcional estabelecida entre a variável dependente e os efeitos combinados das variáveis independentes são relevantes. Determinando se existe uma relação linear entre as variáveis dependentes e as variáveis independentes.

As hipóteses para o teste de significância da regressão são:

$$\text{Hipótese} = \begin{cases} H_0 & \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k = 0; \\ H_1 & \beta_j \neq 0 \text{ Para no mínimo um } j. \end{cases}$$

A rejeição de  $H_0$  implica em termos que ao menos uma variável explicativa  $x_1, x_2, \dots, x_p$  contribui significativamente para o modelo.

Para testar a significância da regressão, será utilizado um método denominado análise de variância, também conhecido como ANOVA. A Tabela 6, conhecida como Tabela ANOVA, indica todos os dados necessários para a análise de variância.

**Tabela 6** – Análise de Variância para testar a significância do modelo

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	k	$SQ_R$	$MQ_R$	$MQ_R/MQ_E$	
Erro ou Resíduo	n-p	$SQ_E$	$MQ_E$		
total	n-q	$SQ_T$			

Fonte – Produzido pelo autor

$$R^2 = \frac{SQ_E}{SQ_T} = 1 - \frac{SQ_R}{SQ_T}, \quad (4.20)$$

onde  $SQ_T$  é a soma quadrática total,  $SQ_E$  é a soma quadrática da regressão e  $SQ_R$  é a soma quadrática dos resíduos, e:

$$SQ_E = \sum_{i=1}^p (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2, \quad (4.21)$$

$$SQ_T = \sum_{i=1}^p (y_i - \bar{y}_i)^2, \quad (4.22)$$

$$SQ_R = \sum_{i=1}^p (\hat{y}_i - y_i)^2, \quad (4.23)$$

onde  $y_i$  são os valores das variáveis dependentes;  $\bar{y}_i$  são os valores médios das variáveis dependentes e  $\hat{y}_i$  são os valores estimados das variáveis dependentes.

$$SQ_T = SQ_R + SQ_E \quad (4.24)$$

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4.25)$$

A estatística de teste para a ANOVA é dada por:

$$F_0 = \frac{\frac{SQ_R}{k}}{\frac{SQ_E}{n-p}} = \frac{MQ_R}{MQ_E} \quad (4.26)$$

Onde  $MQ_R$  é a média quadrática da regressão e  $MQ_E$  é a média quadrática residual.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  se  $F_0 > F_{(\alpha; k; n-p)}$  ou se o P-valor for maior que 0,05. Se a hipótese  $H_0$  for aceita, a regressão não é significativa.

### 4.5.5 Critérios de Seleção de Variáveis

De acordo com Abreu et al. (2015), os métodos de seleção de variáveis tem a finalidade de selecionar as mais significativas de um conjunto de observações, e descartar as menos significativas, sem que haja prejuízo na previsão.

Neste trabalho, outros ajustes dos modelos de ARLM foram utilizados objetivando melhorar os parâmetros de análise dos modelos matemáticos.

#### 4.5.5.1 *Forward*

Este método consiste na inclusão de variáveis, sendo adicionado uma variável por vez, satisfazendo o critério da correlação linear.

De acordo com Alves (2013) o procedimento para inclusão de novas variáveis segue o procedimento a seguir:

- a) a variável que tiver o maior coeficiente de correlação com a variável de saída será a selecionada para iniciar o método;
- b) seja  $x_i$  a variável inicialmente adicionada e  $x_k$  a variável ser introduzida no modelo calcula-se, então, o coeficiente de correlação com a nova variável no modelo;
- c) se o coeficiente de correlação gerado com a adição de  $x_k$  for maior do que o valor do coeficiente de correlação no modelo anterior, então,  $x_k$  fica no modelo, caso contrário  $x_k$  sai do modelo;
- d) o processo continua até que não existam mais variáveis a serem introduzidas no modelo.

#### 4.5.5.2 *Backward*

Diferente do método descrito na seção anterior, o método de *backward* é iniciado com todas as variáveis, e estas são retiradas satisfazendo o critério de correlação linear.

Alves (2013) define o procedimento de exclusão das variáveis da seguinte forma:

- a) seja  $x_k$  a variável retirada do modelo no qual é calculado o coeficiente de correlação com as variáveis que ficaram no modelo;
- b) se o coeficiente de correlação calculado com a retirada de  $x_k$  for maior do que o anterior, então fica fora do modelo, caso contrário  $x_k$  volta ao modelo;
- c) o processo é repetido até que todas as variáveis sejam testadas.

#### 4.5.5.3 *Stepwise*

Abreu et al. (2015) afirmam que o método de *stepwise* é um método iterativo e é composto por dois outros métodos, o *forward* e o *backward*.

O ajuste no modelo denominado *stepwise*, consiste em se estabelecer sequencialmente modelos com um crescente número de variáveis independentes a partir da entrada e saída de variáveis, de forma que o poder de previsão destes modelos é sucessivamente melhorado.

Este método inicia pelos passos utilizados no método de *forward* e quando não existem mais variáveis a serem introduzidas no modelo, inicia os passos definidos no método de *backward* até que todas as variáveis sejam testadas.

#### 4.5.6 Avaliação do desempenho do modelo

O objetivo final da Análise de Regressão Linear (ARL) é definir um modelo que melhor realize a predição das variáveis dependentes, que nesse caso, são os indicadores de continuidade DEC e FEC. Para avaliar a qualidade do ajuste obtido com o modelo, as estatísticas  $R^2$ ,  $R_{aj}^2$  e Erro Quadrático Médio (MSE) foram os parâmetros utilizados na análise dos modelos desenvolvidos.

##### 4.5.6.1 Coeficiente de determinação múltipla

O coeficiente de determinação múltipla, também chamado de método do  $R^2$ , é uma medida estatística de ajuste de um modelo. De acordo com Cardoso (2011), o método  $R^2$  pode ser interpretado como uma medida da explicação da variabilidade de ( $y$ ) obtida pela utilização das variáveis independentes ( $x_1, x_2, \dots, x_p$ ) no modelo de regressão.

Objetivando avaliar a representatividade do modelo desenvolvido, Johnson e Wichern (2002) definem que a utilização do coeficiente de determinação ( $R^2$ ), como medida de ajustamento de continuidade, é determinante, e afirma que quanto mais próximo de 1 ou 100 % melhor será essa característica.

A Equação 4.27 determina o coeficiente  $R^2$ , ou o coeficiente de determinação múltipla (MONTGOMERY; RUNGER, 2008).

$$R^2 = \frac{SQ_E}{SQ_T} = 1 - \frac{SQ_R}{SQ_T}. \quad (4.27)$$

É importante notar que os altos valores de  $R^2$ , não necessariamente, implicam que o modelo de regressão está bem ajustado. Alguns valores de  $R^2$  podem induzir à equívocos. Segundo Montgomery e Runger (2008), o modelo pode ser artificialmente inflado pela adição de variáveis independentes sem nenhuma correlação. Estas variáveis acrescentadas poderão elevar o valor do  $R^2$ . Por este motivo, o  $R^2$  serve para medir a qualidade do ajuste, mas não é o mais apropriado para comparar modelos.

#### 4.5.6.2 Coeficiente de determinação ajustado

Outro parâmetro utilizado na avaliação da qualidade do ajuste é o coeficiente de determinação múltipla ajustado, também chamado de método do  $R_{aj}^2$ .

De acordo com Esquerre (2003), o  $R_{aj}^2$  reflete melhor a proporção de variabilidade explicada pelo modelo de regressão, já que ele leva em conta o número de variáveis regressoras.

O  $R_{aj}^2$  é expresso pela Equação 4.28

$$R_{aj}^2 = 1 - \frac{\frac{SQ_E}{p-k}}{\frac{SQ_T}{p-1}}. \quad (4.28)$$

Onde  $p$  é o número de amostras e  $k$  é o número de variáveis independentes.

Oliveira-Esquerre et al. (2004) cita que este parâmetro é mais utilizado para medir o quanto um valor predito se assemelha ao medido, tendo em vista que, não há uma interferência do número de variáveis.

#### 4.5.6.3 Erro quadrático médio (MSE)

O terceiro parâmetro utilizado para a avaliação da qualidade do ajuste é o MSE. Segundo Casella e Berger (2002), o MSE é uma função que expressa a média do quadrado da diferença entre o valor esperado e o valor estimado para a variável dependente. O MSE serve para avaliar a qualidade das estimativas nas predições realizadas com a metodologia de modelos lineares.

A situação ideal de uma regressão é ter o MSE igual a zero (0), significando que o estimador previu todas as observações com a precisão perfeita.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^p (y_i - \bar{y}_i)^2}{p}. \quad (4.29)$$

Diversos pesquisadores, inclusive na área da engenharia elétrica, utilizam o MSE como um dos critérios para a comparação de modelos (LEOMAR; STELA; UFSC, 2004; NETTO et al., 2005; Roberto; CORREA, 2003; TIDRE; BIASE, 2013)

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 5.1 ANÁLISE DESCRITIVA DOS INDICADORES DE CONTINUIDADE

As análises descritivas dos dados permite entender, descrever e compreender os dados utilizados no modelo que se pretende prever.

De acordo com o que foi citado no Capítulo 3 foram identificados 57 modos de falhas diferentes, que ocasionaram a interrupção no sistema elétrico da Concessionária A, no conjunto II, no período de 1/1/2013 a 31/12/2014 (Figura 22).

Estes dados foram organizados em 180 amostras/medições correspondentes aos 8 alimentadores, considerando-se as 24 ocorrências relativas aos meses decorridos no período de 2013 a 2014.

### 5.2 ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS

O resumo do tratamento inicial estatístico das variáveis de entrada do DEC e do FEC realizado, encontra-se nas Tabelas 7 e 8. Nestas análises foram obtidas as médias, os desvios padrões, a demarcação do primeiro e terceiro quartil a mediana e o coeficiente de curtose.

De acordo com Spiegel, Schiller e Srinivasan (2016), o coeficiente de curtose que foi apresentado nas Tabelas 7 e 8, identificam as médias das variáveis que reflete o grau de achatamento da distribuição dos dados quando comparada com a distribuição normal. Uma variável normal possui o coeficiente de curtose igual a zero e possui uma distribuição simétrica. Com os resultados apresentados nas Tabelas 7 e 8, nenhuma das variáveis de entrada, tanto no DEC como no FEC, seguem uma distribuição normal.

Esta não normalidade dos dados, pode ser mostrada também através das Figuras 59 e 60 no Apêndice A, onde através do gráfico de probabilidade normal, todas as variáveis preditoras apresentam através do teste estatístico de Anderson-Darling, p-valores menores que 0,05, confirmando a não normalidade das variáveis.

A sazonalidade das ocorrências, no sistema elétrico da concessionária A, no conjunto II, pode ser verificada através dos gráficos de série temporal aplicado em todas as variáveis. A análise de séries temporais é importante para identificar padrões não aleatórios na série de uma variável de interesse, e a observação deste comportamento passado pode permitir fazer previsões sobre o futuro, orientando a tomada de decisões.

As Figuras 61 e 62 no Apêndice B, representam as ocorrências do modos de falha durante o período analisado, e sugere a não existência de uma tendência de sazonalidade nas ocorrências. Outra característica destas figuras, é o pequeno número de ocorrência em diversos modos de falha.

**Tabela 7 – Análise Descritiva do DEC**

Variável	Média	Desvio Padrão	Q1	Mediana	Q3	Curtose
Não identificada	20,04	25,94	2,4	11,41	26,75	6,13
Barramento	0,0246	0,2237	0	0	0	148,95
Religador	0,1217	0,7529	0	0	0	77,09
Externa programada	0,0664	0,7644	0	0	0	169,93
Jumper	2,542	5,018	0	0	2,835	11,13
Conector	43,75	55,29	9,3	27,63	56,45	9,51
Árvores e vegetação	8,331	12,84	0	2,95	11,738	5,55
Acidentes de terceiros	3,918	5,74	0	1,99	5,362	12,49
Animais	0,804	2,195	0	0	0,427	42,06
Chave fuzível	6,51	14,09	0	1,18	5,35	13,93
Isolador de pino	2,488	6,307	0	0	1,35	9,73
Sobrecarga	5,053	10,593	0	1,425	5,478	25,86
Condutor nu	2,727	4,502	0	1,09	3,585	13,85
Descargas atmosféricas	1,122	5,437	0	0	0	56,26
Isolador de disco	0,3168	1,2484	0	0	0	24,29
Abarroamento	2,745	7,104	0	0	2,61	35,34
Chave Seccionadora	0,0519	0,4918	0	0	0	88,1
Vento	3,701	6,342	0	0,935	4,305	4,23
Manutenção Corretiva em rede dist.	0,4234	1,333	0	0	0	13,76
Alteração para melhoria de BT e MT	0,504	1,391	0	0	0	11,51
Alteração para melhoria de AT	0,0324	0,4345	0	0	0	180
Elo fuzível	0,714	2,207	0	0	0	34,65
Defeito de cliente afetando outros	2,158	4,696	0	0	2,595	15,2
Poste de concreto	0,285	1,809	0	0	0	108,62
Transformador	2,613	6,682	0	0	1,635	17,21
Vandalismo	0,556	1,783	0	0	0	31,94
Empresa de serviço publico	0,1808	0,7985	0	0	0	42,23
Pipa	0,447	1,942	0	0	0	36,58
Disjuntor	3,995	9,59	0	0	2,918	17,52
Condutor isolado	0,94	3,082	0	0	0	25,54
Serviço mal executado	0,0207	0,166	0	0	0	74,29
Ligação clandestina	0,745	1,652	0	0	0,407	7,89
Desligamento para manut. Emergencial	0,3219	1,1068	0	0	0	27,66
Manutenção preventiva em rede dist.	0,2592	0,9613	0	0	0	16,76
Subtensão	1,202	3,727	0	0	0	25,52
Corrosão	8,95	16,28	0	1,86	10,96	10,43
Amarração	0,866	2,86	0	0	0	27,57
Para-raio	1,123	4,13	0	0	0	41,73
Condutor protegido	0,871	2,33	0	0	0,98	78,11
Manutenção para poda de árvore	0,0421	0,3268	0	0	0	122,87
Sobretensão	0,587	1,771	0	0	0	32,3
Medidor	1,875	3,584	0	0	2,205	11,63
Desligamento por segurança	0,0914	1,0424	0	0	0	176,38
Ferragens	0,1372	0,9066	0	0	0	89,72
Erosão	0,0638	0,7529	0	0	0	172,3
Cruzeta	0,229	2,075	0	0	0	126,94
Capacitor	0,0152	0,1574	0	0	0	137,6
Roubo	0,176	1,74	0	0	0	162,96
Alteração para ampliação de BT e MT	0,1086	0,628	0	0	0	38,89
Inudação	0,00517	0,06932	0	0	0	180
Transformador de potencial	0,00739	0,09913	0	0	0	180
Mautençãop preventiva	0,0204	0,2743	0	0	0	180
Manutenção preventiva em subestação	0,0191	0,2557	0	0	0	180
Poste de madeira	0,00833	0,1118	0	0	0	180
Erro de operação	0,00183	0,0246	0	0	0	180
Irrigação	0,0495	0,409	0	0	0	110,75
Não programada	0,009	0,07085	0	0	0	65,19

Fonte – Produzido pelo autor



**Tabela 8 – Análise Descritiva do FEC**

Variável	Média	Desvio Padrão	Q1	Mediana	Q3	Curtose
Não identificada	6,089	5,733	1	4	9	1,68
Barramento	0,0278	0,1648	0	0	0	31,94
Religador	0,05	0,2186	0	0	0	15,51
Externa programada	0,01667	0,12838	0	0	0	56,61
Jumper	0,6444	0,9781	0	0	1	5,95
Conector	13,372	12,585	4,25	10	19	2,37
Árvores e vegetação	2,461	2,979	0	1	4	3,73
Acidentes de terceiros	2,006	2,035	0	1	3	1,51
Animais	0,3889	0,8214	0	0	0,75	8,57
Chave fuzível	1,9	3,091	0	1	2	8,49
Isolador de pino	0,4167	0,8448	0	0	1	7,22
Sobrecarga	1,611	2,102	0	1	3	2,83
Condutor nu	1,0222	1,191	0	1	2	0,82
Descargas atmosféricas	0,1833	0,7359	0	0	0	33,5
Isolador de disco	0,1	0,3522	0	0	0	27,22
Abarroamento	0,7	0,9087	0	0	1	2,45
Chave Seccionadora	0,01111	0,10511	0	0	0	87,45
Vento	1,294	1,799	0	1	2	3,78
Manutenção Corretiva em	0,1556	0,4205	0	0	0	7,4
Alteração para melhoria	0,2056	0,4447	0	0	0	3,41
Alteração para melhoria	0,00556	0,07454	0	0	0	180
Elo fuzível	0,2778	0,5985	0	0	0	4,12
Defeito de cliente afeta	0,5389	0,848	0	0	1	2,84
Poste de concreto	0,0778	0,325	0	0	0	38,81
Transformador	0,4389	0,7634	0	0	1	3,97
Vandalismo	0,2167	0,4989	0	0	0	7,33
Empresa de serviço publi	0,0944	0,3457	0	0	0	15,94
Pipa	0,1389	0,4455	0	0	0	14,95
Disjuntor	0,994	1,758	0	0	1	5,75
Condutor isolado	0,2889	0,6025	0	0	0	5,07
Serviço mal executado	0,01667	0,12838	0	0	0	56,61
Ligação clandestina	0,2833	0,51	0	0	1	1,66
Desligamento para manut.	0,1722	0,4206	0	0	0	5,32
Manutenção preventiva em	0,1056	0,3258	0	0	0	9,15
Subtensão	0,3722	0,9156	0	0	0	29,57
Corrosão	2,894	4,23	0	1	4	3,64
Amarração	0,2167	0,5719	0	0	0	14,45
Para-raio	0,25	0,5581	0	0	0	7,13
Condutor protegido	0,45	0,7268	0	0	1	4,25
Manutenção para poda de	0,0278	0,1648	0	0	0	31,94
Sobretensão	0,25	0,5581	0	0	0	7,13
Medidor	0,6611	0,8663	0	0	1	1,23
Desligamento por seguran	0,0278	0,1648	0	0	0	31,94
Ferragens	0,0444	0,2067	0	0	0	18,08
Erosão	0,01111	0,10511	0	0	0	87,45
Cruzeta	0,01667	0,12838	0	0	0	56,61
Capacitor	0,01111	0,10511	0	0	0	87,45
Roubo	0,0278	0,1648	0	0	0	31,94
Alteração para ampliação	0,0222	0,1478	0	0	0	41,19
Inudação	0,00556	0,07454	0	0	0	180
Transformador de potenci	0,00556	0,07454	0	0	0	180
Mautençãop preventiva	0,00556	0,07454	0	0	0	180
Manutenção preventiva em	0,00556	0,07454	0	0	0	180
Poste de madeira	0,00556	0,07454	0	0	0	180
Erro de operação	0,00556	0,07454	0	0	0	180
Irrigação	0,0222	0,1478	0	0	0	41,19
Não programada	0,0222	0,1817	0	0	0	87,69

Fonte – Produzido pelo autor

Nas Figuras 63 e 64 no Apêndice C, se referem as variáveis de entrada do DEC e FEC representadas pelo gráfico de *boxplot*. Nele obtemos um sumário completo dos dados de forma simples. Permite também ver a mediana, a dispersão, a assimetria e potenciais *outliers*.

Na análise dos gráficos de *boxplot*, verifica-se que em praticamente todas as variáveis de entrada (exceto nos condutores nus e nas ligações clandestinas no FEC) possuem ponto que possuem valores superiores aos traços do gráfico, caracterizando *outliers*.

Os *outliers* são valores que tem como característica a observação de resíduos altos.

Quando temos apenas uma variável explicativa, um valor extremo significa um valor baixo e/ou alto. Quando temos diversas variáveis explicativas, um ponto extremo significa uma combinação de valores inesperados para estas. Desta forma, para definir a existência dos *outliers*, poderá ser utilizado o resíduo para detectar valores extremos na resposta.

Apesar da existência dos *outliers* nas medições dos modos de falha que ocasionaram os DEC e FEC, neste trabalho, optou-se inicialmente por considerar todos os dados, tendo em vista estes dados terem sido ocorrências de falta de energia no sistema que dependendo do tipo ou gravidade de falha no sistema, sempre poderá ocorrer.

O excesso de *outliers* pode ser indicativo da inadequabilidade do modelo linear.

Nas Figuras 65 e 66 no Apêndice D são apresentados os gráficos de dispersão, onde é possível determinar a linearidade entre as variáveis.

Como as variáveis mostradas nas Figuras 59 e 60, seguem uma tendência de não normalidade, utilizou-se o teste de correlação de *Sperman* para determinar a correlação entre as entradas e as saídas do DEC e FEC.

A Tabela 9 identifica a correlação entre as variáveis de entrada e de saída do DEC e FEC, e o p-valor individual, permitindo fazer o teste F de significância individual. Este verifica se existe evidências estatísticas que as variáveis independentes estão relacionadas com as variáveis dependentes.

### 5.3 MODELO UTILIZANDO ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Na estrutura do modelo de ARLM, desenvolvido neste trabalho, as variáveis independentes são as 57 entradas relacionadas aos modos de falha, e as variáveis dependentes são os DEC e FEC.

Diversos modelos de ARLM foram desenvolvidos neste trabalho, onde buscou-se o melhor modelo para prever os indicadores de continuidade do sistema da Concessionária A, e que este modelo obedecesse todos os pressupostos necessários para uma ARLM.

**Tabela 9** – Correlação entre as variáveis de entrada e saída do DEC e FEC

Variáveis	DEC		FEC	
	Correlação	P-valor	Correlação	P-valor
Não identificada	0,737	<b>0,000</b>	0,710	<b>0,000</b>
Barramento	0,180	<b>0,016</b>	0,199	<b>0,007</b>
Religador	0,301	<b>0,000</b>	0,281	<b>0,000</b>
Externa programada	0,177	<b>0,018</b>	0,164	<b>0,028</b>
<i>Juniper</i>	0,441	<b>0,000</b>	0,384	<b>0,000</b>
Conector	0,627	<b>0,000</b>	0,555	<b>0,000</b>
Árvores e vegetação	0,666	<b>0,000</b>	0,623	<b>0,000</b>
Acidentes de terceiros	0,409	<b>0,000</b>	0,342	<b>0,000</b>
Animais	0,376	<b>0,000</b>	0,435	<b>0,000</b>
Chave fuzível	0,528	<b>0,000</b>	0,451	<b>0,000</b>
Isolador de pino	0,534	<b>0,000</b>	0,482	<b>0,000</b>
Sobrecarga	0,530	<b>0,000</b>	0,524	<b>0,000</b>
Condutor nu	0,378	<b>0,000</b>	0,316	<b>0,000</b>
Descarga atmosférica	0,280	<b>0,000</b>	0,248	<b>0,001</b>
Isolador de disco	0,167	<b>0,025</b>	0,141	0,060
Abarroamento	0,379	<b>0,000</b>	0,350	<b>0,000</b>
Chave seccionadoras	0,145	0,053	0,138	0,065
Vento	0,594	<b>0,000</b>	0,559	<b>0,000</b>
Manutenção corretiva em rede distrib.	0,185	<b>0,013</b>	0,231	<b>0,002</b>
Alteração para melhoria de BT e MT	0,191	<b>0,010</b>	0,227	<b>0,002</b>
Alteração para melhoria de AT	0,061	0,415	0,029	0,694
Elo fusível	0,271	<b>0,000</b>	0,229	<b>0,002</b>
Defeito de cliente afetando outros poste de concreto	0,454	<b>0,000</b>	0,436	<b>0,000</b>
Transformador	0,261	<b>0,000</b>	0,251	<b>0,001</b>
Vandalismo	0,466	<b>0,000</b>	0,397	<b>0,000</b>
Empresas de serviço público	0,366	<b>0,000</b>	0,307	<b>0,000</b>
Pipa	0,221	<b>0,003</b>	0,441	<b>0,003</b>
Disjuntor	0,087	0,247	0,096	0,309
Condutor isolado	0,488	<b>0,000</b>	0,456	<b>0,030</b>
Serviço mal executado	0,161	<b>0,031</b>	0,161	<b>0,030</b>
Ligação clandestina	0,102	0,171	0,106	0,158
Desligamento para manut. emergencial	0,297	<b>0,000</b>	0,302	<b>0,000</b>
Manutenção preventiva em rede distribuição	0,204	<b>0,006</b>	0,204	<b>0,006</b>
Subtensão	0,008	0,283	0,101	0,175
Corrosão	0,341	<b>0,000</b>	0,285	<b>0,000</b>
Amarração	0,422	<b>0,000</b>	0,365	<b>0,000</b>
Para-raio	0,288	<b>0,000</b>	0,285	<b>0,000</b>
Condutor protegido	0,281	<b>0,000</b>	0,283	<b>0,000</b>
Manutenção para poda de árvore	0,210	<b>0,005</b>	0,195	<b>0,009</b>
Sobretensão	0,027	0,722	0,048	0,518
Medidor	0,051	0,500	0,071	0,341
Desligamento por segurança	0,250	<b>0,001</b>	0,245	<b>0,001</b>
Ferragens	0,012	0,876	0,009	0,907
Erosão	0,152	<b>0,041</b>	0,163	<b>0,029</b>
Cruzeta	0,059	0,430	0,059	0,430
Capacitor	0,102	0,175	0,067	0,370
Roubo	0,087	0,245	0,091	0,226
Alteração para ampliação de BT e MT	0,032	0,668	0,011	0,879
Inundação	0,077	0,301	-0,012	0,8775
Transformador de potencial	0,107	0,152	0,104	0,164
Manutenção preventiva	0,050	0,508	0,042	0,572
Manutenção preventiva em subestação	0,040	0,598	0,068	0,362
Poste de madeira	-0,024	0,752	-0,015	0,841
Erro de operação	0,053	0,4849	0,012	0,871
Irrigação	0,540	0,472	0,084	0,261
Não Programada	0,075	0,319	0,089	0,234
Não Programada	0,186	<b>0,013</b>	0,214	<b>0,004</b>

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.1 Modelo ARLM 01

No modelo ARLM 01 foi utilizado na modelagem todas as 57 variáveis independentes, tanto para o DEC como para o FEC.

Verifica-se na Tabela 10 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,8851, ou seja, 81,51 % da variação no DEC pode ser explicado através da variáveis independentes que constam no modelo, e 18,49 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R_{aj}^2$ , onde o DEC apresentou um valor de 0,8310.

Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R_{aj}^2$ , apresentados na Tabela 13 foram respectivamente do 0,7957 e 0,7002.

**Tabela 10** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 01

Modelo	$R^2$	$R_{aj}^2$	MSE
DEC	88,51	83,10	0,0721
FEC	79,57	70,02	0,054 81

Fonte – Produzido pelo autor

#### 5.3.1.1 Significância do Modelo ARLM 01

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 11 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 01 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 11 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 57; 121)}$  foi aceita, tendo em vista que  $16,35 > 1,43552$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 11** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 01

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	57	99,341	1,7428	16,35	0,000
Erro ou Resíduo	121	12,896	0,1066		
total	178	112,237			

Fonte – Produzido pelo autor

A Tabela 12 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 01 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 12 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 57; 122)}$ , também foi aceita, tendo em vista que  $8,34 > 1,43466$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 12** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 01

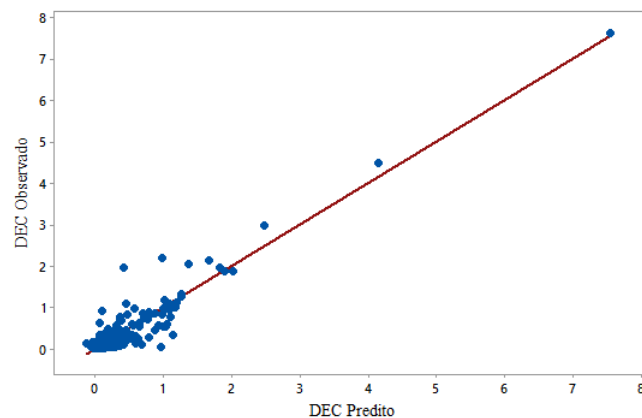
Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	57	38,4175	0,67399	8,34	0,000
Erro ou Resíduo	122	9,8649	0,08086		
total	179	48,2824			

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.1.2 Linearidade do Modelo ARLM 01

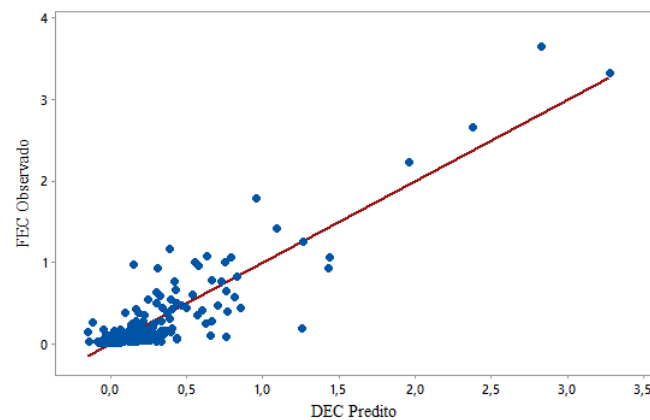
Nas Figuras 23 e 24 é mostrado uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

**Figura 23** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 01



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 24** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 01



Fonte – Produzido pelo autor

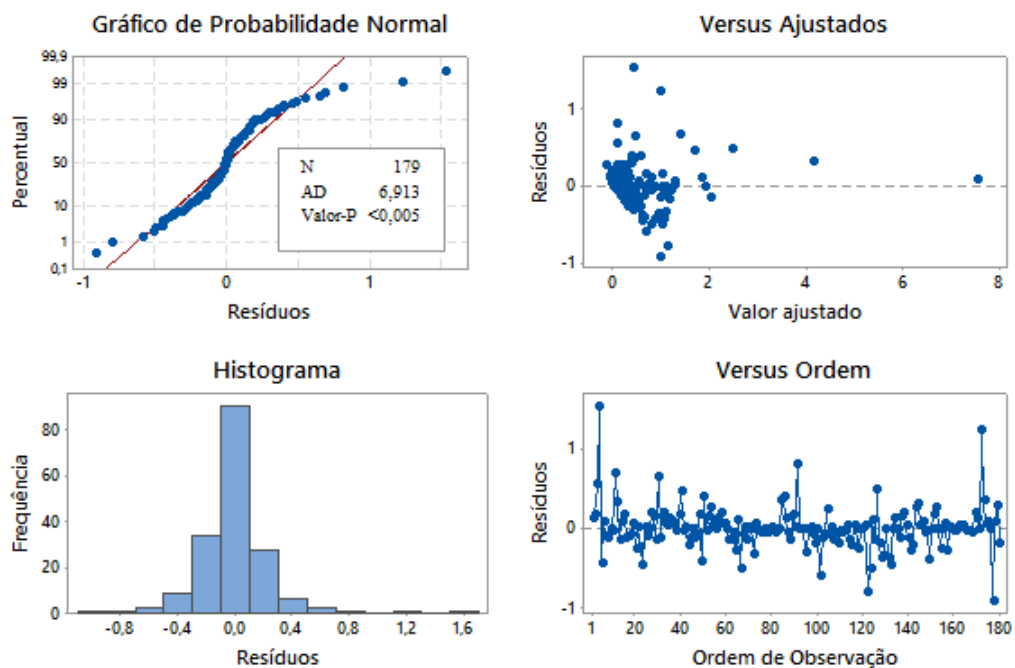
### 5.3.1.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 01

Os gráficos de resíduos apresentados nas Figuras 25 e 26, são fundamentais para diagnosticar o ajuste de modelo de regressão.

A normalidade pode ser avaliada pelos gráficos de probabilidade normal ou pelo histograma. No gráfico de probabilidade normal indica que a suposição de normalidade do modelo não foi cumprida, tendo em vista o p-valor ter sido abaixo de 0,05.

A pode ser avaliada no gráfico que apresenta os resíduos distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem, disposição esta, que indica que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida.

**Figura 25** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 01

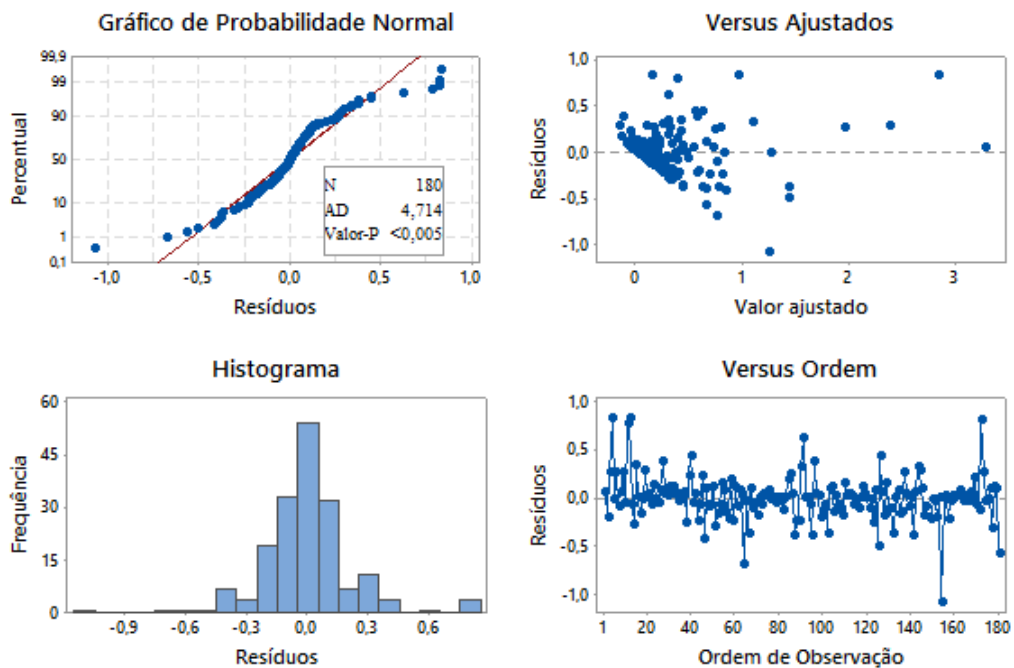


**Fonte** – Produzido pelo autor

O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências, misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de  $-1,0$  e  $1,5$ , o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados apresentados estão dentro do limite de  $-1,0$  e  $1,0$ .

A multicolinearidade pode ser provada através dos valores do VIF. A tabela Tabela 37 no Apêndice E, indica que o modelo relacionado ao DEC, foram apresentados valores de VIF acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade não foi cumprida.

**Figura 26** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 01



Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.2 Modelo ARLM 02

Neste modelo foi aplicada a restrição dos modos de falhas não significantes utilizando a correlação entre as variáveis de saída e entrada.

Na Tabela 9, foi verificado a correlação entre as variáveis de saída e de entrada e foi detectado que diversas variáveis de entrada não são significativamente importantes para o modelo, devido aos seus p-valores serem maiores que 0,05, desta forma, no desenvolvimento deste modelo de ARLM, estas variáveis foram excluídas.

Verifica-se na Tabela 13 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,7995, ou seja, 79,95 % da variação no DEC pode ser explicado através da variáveis independentes que constam no modelo, e 20,05 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R^2_{aj}$  onde o DEC apresentou um valor de 0,7469.

Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R^2_{aj}$  apresentados na Tabela 13 foram respectivamente do 0,7345 e 0,6677.

**Tabela 13** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 02

Modelo	$R^2$	$R^2_{Ajust}$	MSE
DEC	79,95	74,69	0,018 913
FEC	73,45	66,77	0,008 868

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.2.1 Significância do Modelo ARLM 02

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 14 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 02 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 14 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 37; 141)}$ , foi aceita, tendo em vista que  $15,2 > 1,495$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significante.

**Tabela 14** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 02

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	37	89,733	2,4252	15,2	0,000
Erro ou Resíduo	141	22,503	0,1596		
total	178	112,237			

Fonte – Produzido pelo autor

A Tabela 15 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 02 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 15 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 36; 143)}$  foi aceita, tendo em vista que  $10,99 > 1,499$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significante.

**Tabela 15** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 02

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	36	35,46	0,98514	10,99	0,000
Erro ou Resíduo	143	12,82	0,08963		
total	179	48,28			

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.2.2 Linearidade do Modelo ARLM 02

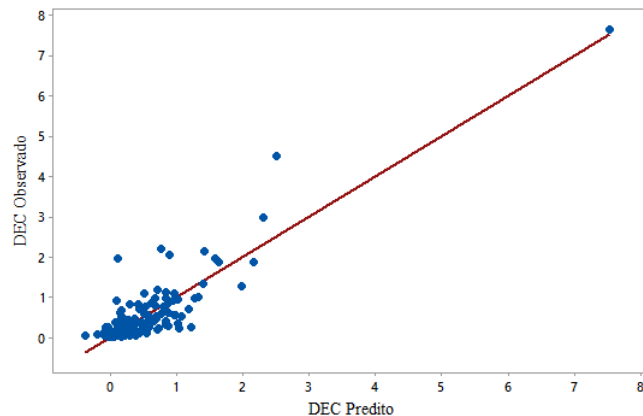
Nas Figuras 27 e 28, é mostrado uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

### 5.3.2.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 02

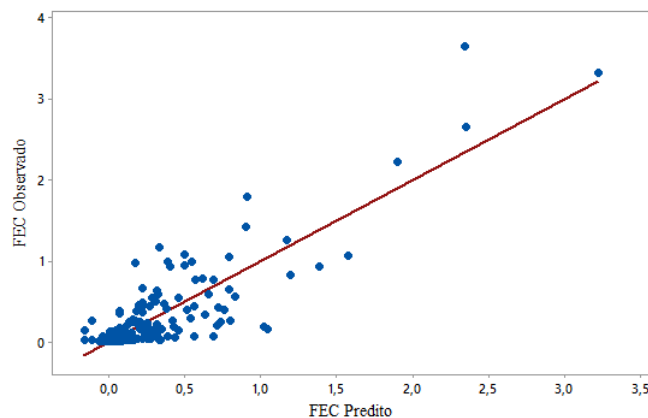
Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 29 e 30.

Nestes gráficos pode-se concluir que:



**Figura 27** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 02

Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 28** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 02

Fonte – Produzido pelo autor

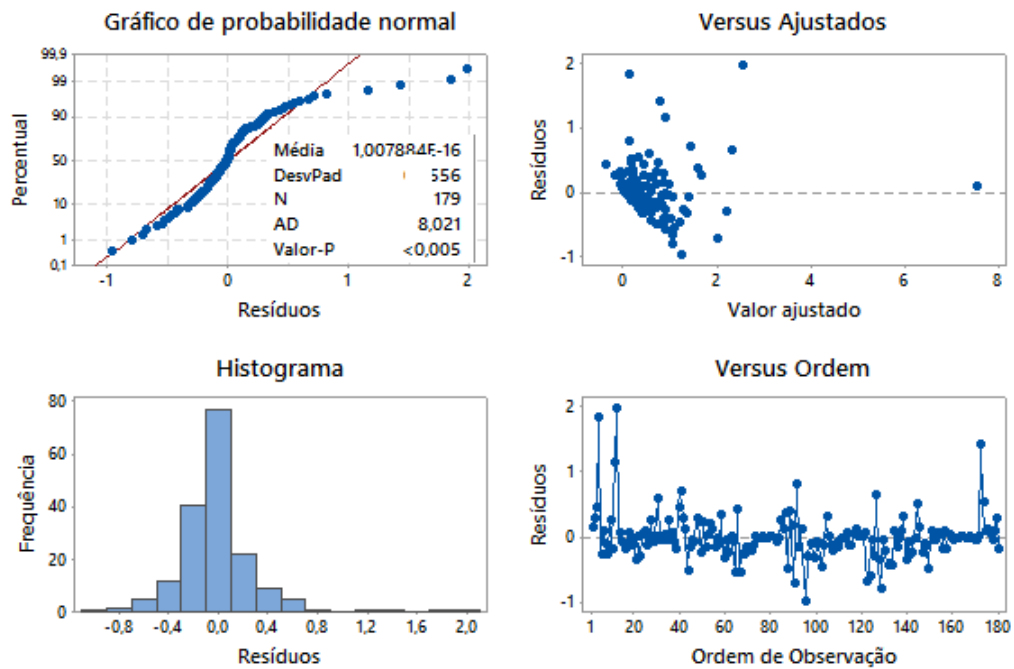
Através do gráfico de probabilidade normal indica que a suposição de normalidade do modelo não foi cumprida, tendo em vista o p-valor ter sido abaixo de 0,05.

A que pode ser avaliada através do gráfico que apresenta os resíduos distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem, indica que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida.

O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências, misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de  $-1,0$  e  $2,0$ , o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados apresentados estão dentro do limite de  $-1,0$  e  $1,5$ .

O pressuposto da multicolinearidade foi cumprida. Através dos valores do VIF do DEC e do FEC, indicados na Tabela 38 no Apêndice E, verifica-se que nenhum valor de VIF foi acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade foi cumprida.

**Figura 29** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 02



Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.3 Modelo ARLM 03

Como no Modelo de ARLM 2, o pressuposto de normalidade do modelo não foi obedecido procurou-se neste modelo utilizar a Transformação Box-Cox nas variáveis do modelo. Nesta transformação foi utilizado um  $\lambda$  de 0,234 503 para o DEC e um valor de  $\lambda$  de 0,288 39, para o FEC.

Verifica-se na Tabela 16 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,6952, ou seja, 69,52 % da variação no DEC pode ser explicado através da variáveis independentes que constam no modelo, e 30,48 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R^2_{aj}$  onde o DEC apresentou um valor de 0,6152.

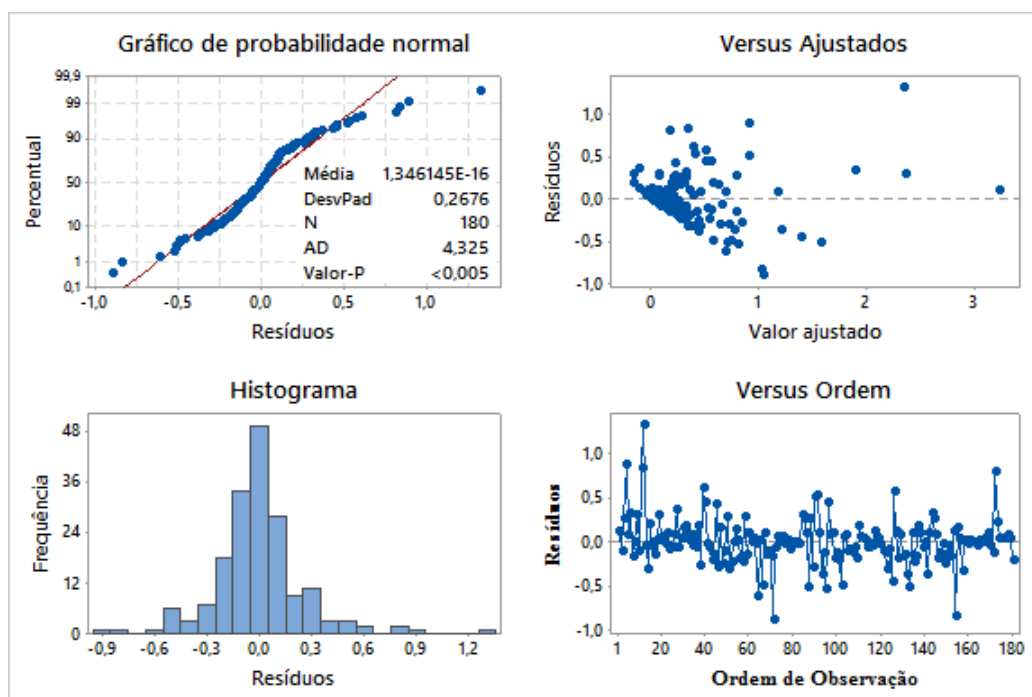
Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R^2_{aj}$  apresentados na Tabela 16 foram respectivamente do 0,68 e 0,5994.

**Tabela 16** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 03

Modelo	$R^2$	$R^2_{ajust}$	MSE
DEC	69,52	61,52	0,018 913
FEC	68,00	59,94	0,008 868

Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 30** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 02



Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.3.1 Significância do modelo Modelo ARLM 03

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 17 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 03 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 17 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 37; 141)}$ , foi aceita, tendo em vista que  $8,69 > 1,495$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 17** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 03

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	37	12,191	0,3295	8,69	0,000
Erro ou Resíduo	141	5,345	0,03791		
total	178	17,537			

Fonte – Produzido pelo autor

A Tabela 18 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 03 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 18 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 36; 143)}$ , foi aceita, tendo em vista que  $8,44 > 1,499$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 18** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 03

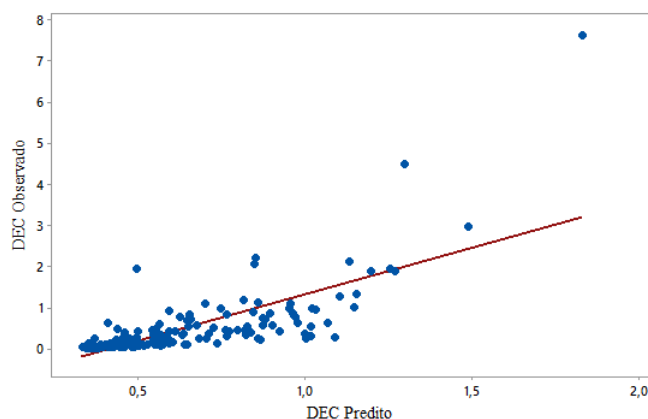
Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	36	8,3792	0,23227	8,44	0,000
Erro ou Resíduo	143	3,9430	0,02777		
total	179	12,3222			

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.3.2 Linearidade do Modelo ARLM 03

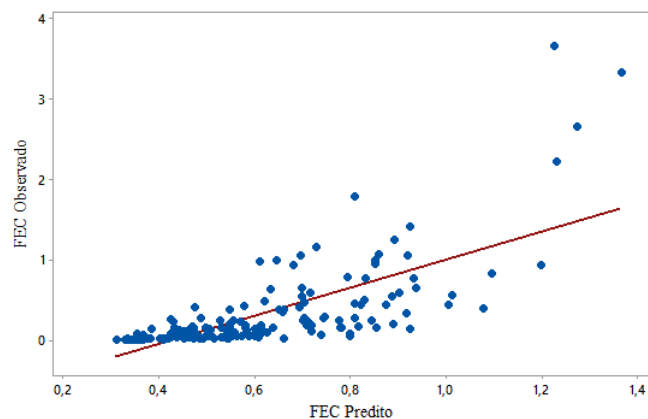
Nas Figuras 31 e 32, onde mostra uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

**Figura 31** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 03



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 32** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 03



Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.3.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 03

Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 33 e 34.

Nestes gráficos pode-se concluir que:

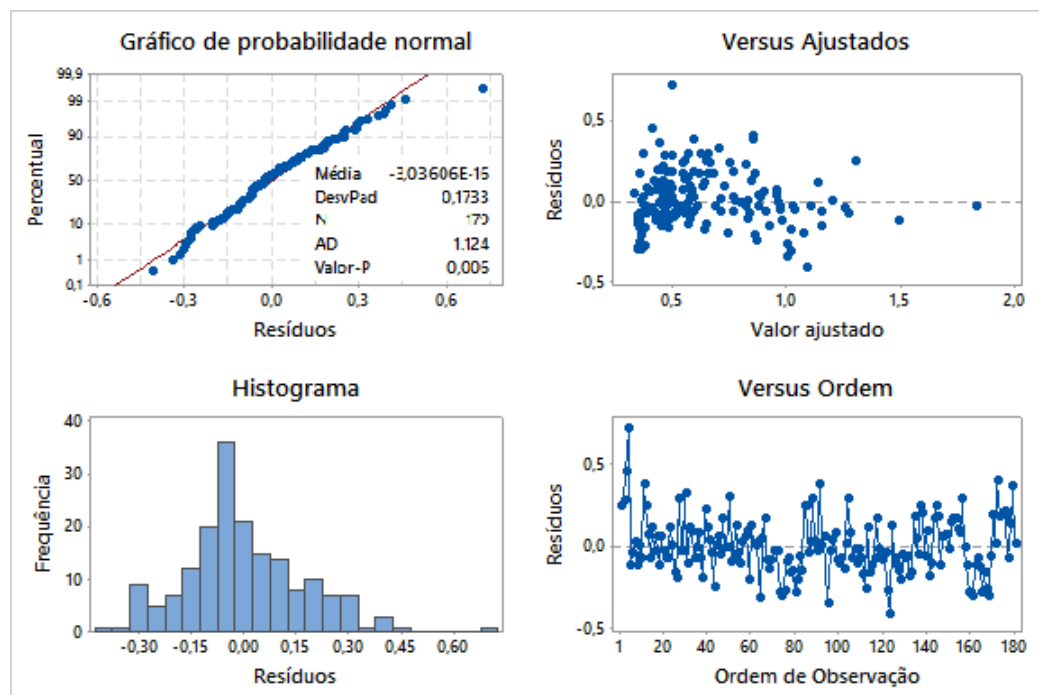
Com relação ao DEC, o gráfico de probabilidade normal indica que a suposição de normalidade do modelo não foi cumprida, tendo em vista o p-valor do DEC de 0,005 ter sido abaixo de 0,05. Para o FEC, também não indicou a suposição de normalidade tendo em vista que o p-valor ter sido abaixo de 0,05.

Os resíduos são distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem indicando que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida.

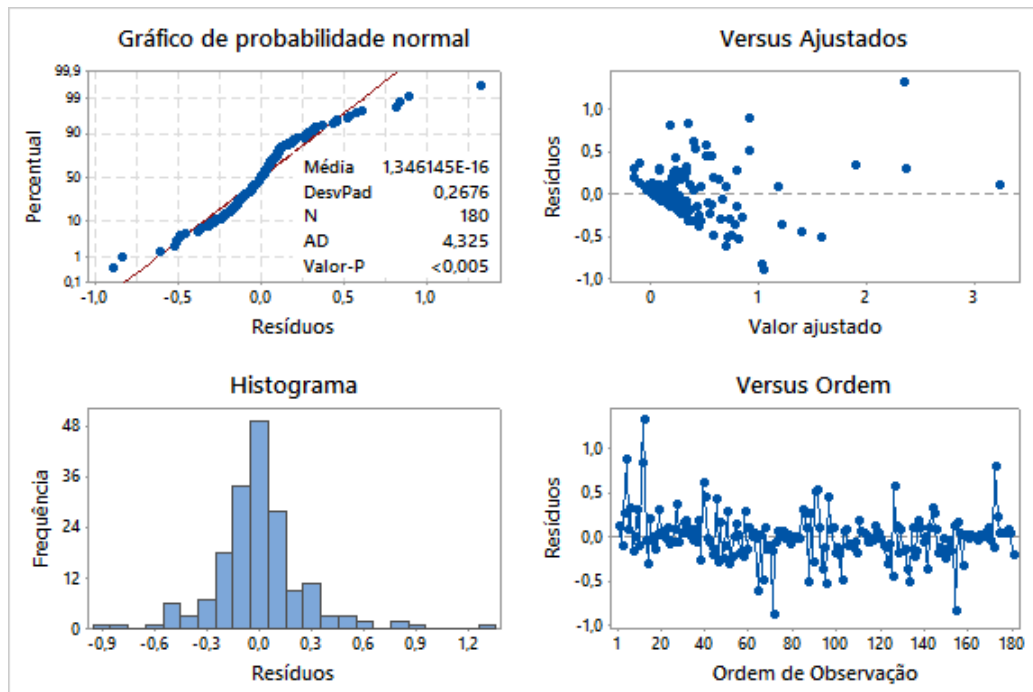
O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências, misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de  $-0,5$  e  $1,0$ , o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados apresentados estão dentro do limite de  $-1,0$  e  $1,5$ .

O pressuposto da multicolinearidade foi cumprida. Através dos valores do VIF do DEC e do FEC, indicados na Tabela 39 no Apêndice E, verifica-se que nenhum valor de VIF foi acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade foi cumprida.

**Figura 33** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 03



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 34** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 03

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.4 Modelo ARLM 04

A ausência de normalidade identificada nos modelos de ARLM 1, 2 e 3, pode ser justificada devido a presença de *outliers*. Desta forma, buscou-se neste modelo a aplicação através de técnicas estatísticas que possibilitem a eliminação de *outliers*.

Um outro indicativo, em relação a existência de *outliers*, pode ser verificado através da análise dos gráficos de *boxplot*, mostrados no Apêndice C.

Neste trabalho através do *software* Matlab<sup>®</sup>, foi utilizado o teste de Thompson Tau para a detecção e eliminação dos *outliers*.

O teste de Thompson para eliminação dos *outliers* (THOMPSON, 1985) consiste em definir se um determinado ponto em um conjunto de dados é um valor atípico, caso este seja identificado como atípico é removido do conjunto de dados e o teste é aplicado novamente com uma nova região média e rejeição. Este processo é continuado até que nenhum *outliers* permaneça no conjunto de dados.

Verifica-se na Tabela 19 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,7885, ou seja, 78,85 % da variação no DEC pode ser explicado através das variáveis independentes que constam no modelo, e 21,15 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R_{aj}^2$ , onde o DEC apresentou um valor de 0,6585.

Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R_{aj}^2$  apresentados na Tabela 19 foram respectiva-

mente do 0,6892 e 0,5179.

**Tabela 19** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 04

Modelo	$R^2$	$R^2_{Ajust}$	MSE
DEC	78,85	65,85	0,025 27
FEC	68,92	51,79	0,018 60

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.4.1 Significância do Modelo ARLM 04

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 20 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 04 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 20 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 54; 85)}$ , foi aceita, tendo em vista que  $5,87 > 1,48754$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 20** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 04

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	54	13,1911	0,24428	5,87	0,000
Erro ou Resíduo	85	3,5378	0,04162		
total	139	16,7289			

Fonte – Produzido pelo autor

A Tabela 21 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 04 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 21 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 54; 98)}$ , foi aceita, tendo em vista que  $4,02 > 1,499$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 21** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 04

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	54	6,31146	0,116879	4,02	0,000
Erro ou Resíduo	98	2,84625	0,029043		
total	152	9,15771			

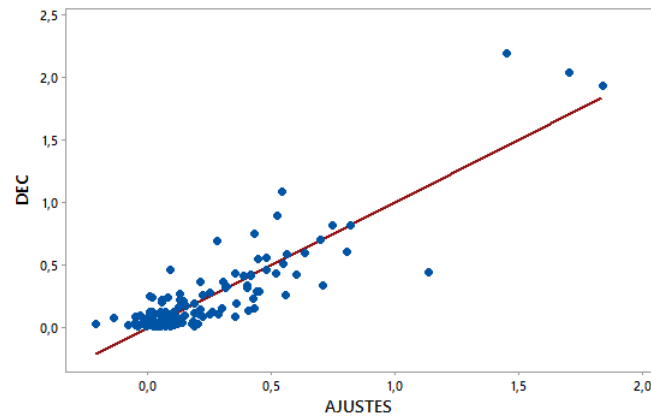
Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.4.2 Linearidade do Modelo ARLM 04

Nas Figuras 35 e 36, onde mostra uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos

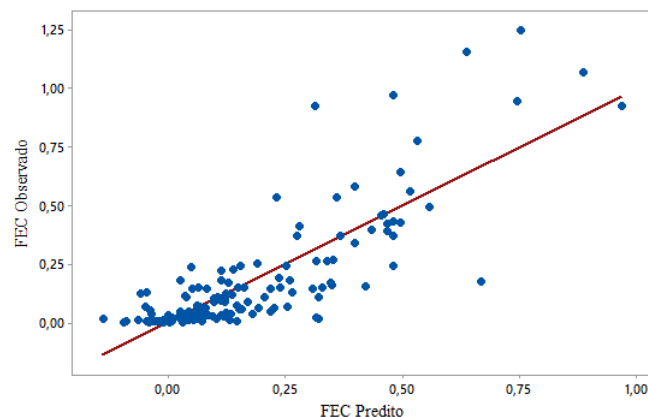
em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

**Figura 35** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 04



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 36** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 04



Fonte – Produzido pelo autor

#### 5.3.4.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 04

Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 37 e 38.

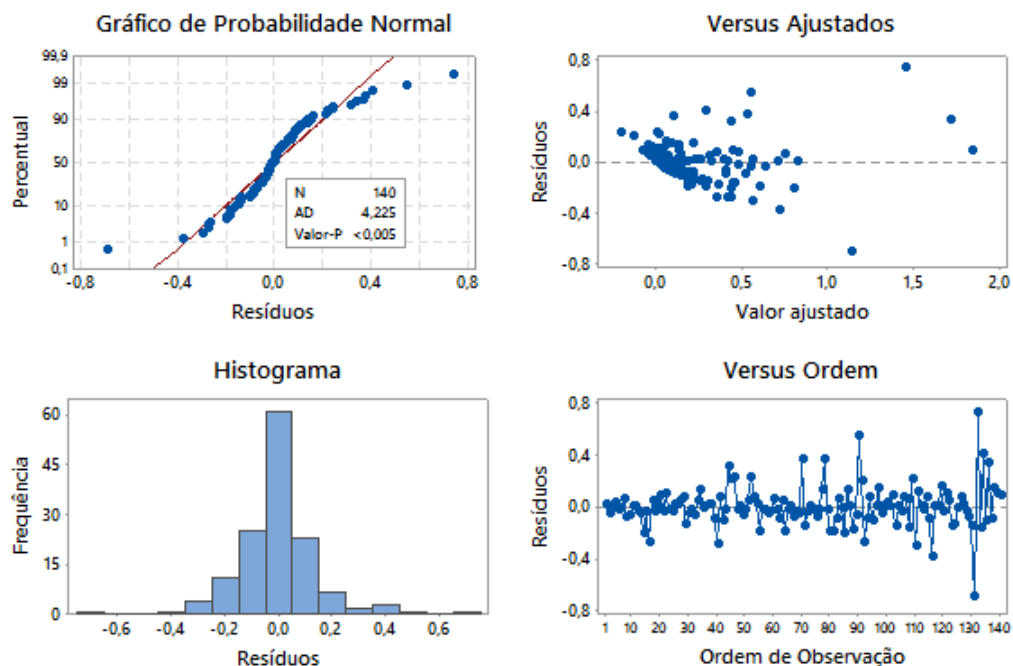
Nestes gráficos pode-se concluir que:

Através do gráfico de probabilidade normal indica que a suposição de normalidade do modelo de DEC e FEC não foram cumpridas, tendo em vista o p-valor ter sido abaixo de 0,05.

Os resíduos são distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem indicando que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida.

O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências,



**Figura 37** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 04

Fonte – Produzido pelo autor

misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de  $-1,0$  e  $1,0$ , o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados apresentados estão dentro do limite de  $-0,5$  e  $0,5$ .

O pressuposto da multicolinearidade do DEC não foi cumprido. Através dos valores do VIF indicados na Tabela 40 no Apêndice E, verifica-se que pelo menos um dos valores de VIF do DEC foi acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade não foi cumprida. Com relação ao pressuposto da multicolinearidade do FEC, verifica-se através da Tabela 40 que nenhum valor do VIF ultrapassou 10.

### 5.3.5 Modelo ARLM 05

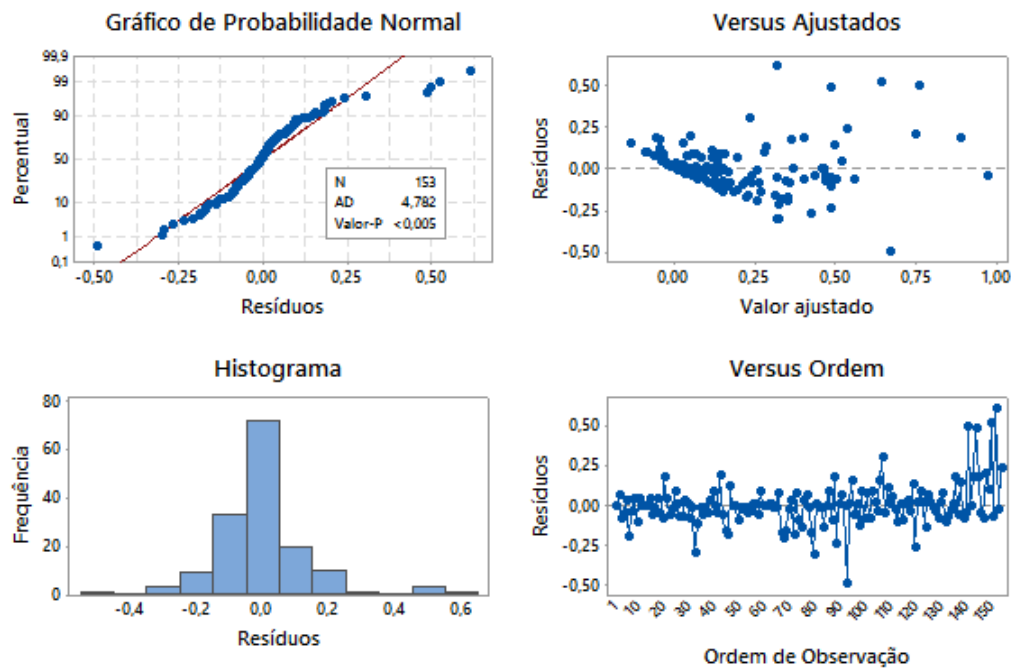
Apesar da retirada dos *outliers*, de acordo com o modelo de ARLM 4, não foi possível assumir todos os pressupostos necessários para um modelo de ARLM.

Neste modelos será aplicado a técnica de Box-Cox nas variáveis do modelo, objetivando conseguir a normalidade.

Verifica-se na Tabela 22 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,7724, ou seja, 77,24 % da variação no DEC pode ser explicado através da variáveis independentes que constam no modelo, e 22,76 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R_{aj}^2$ , onde o DEC apresentou um valor de 0,6277.

Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R_{aj}^2$  apresentados na Tabela 22 foram respectiva-

**Figura 38** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 04



Fonte – Produzido pelo autor

mente do 0,7793 e 0,6577.

**Tabela 22** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 05

Modelo	$R^2$	$R^2_{Ajust}$	MSE
DEC	77,24	62,77	0,018 913
FEC	77,93	65,77	0,141 51

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.5.1 Significância do Modelo ARLM 05

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 23 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 05 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 23 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 54; 85)}$  foi aceita, tendo em vista que 5,34 > 1,48754 e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

A Tabela 24 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 05 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 24 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 54; 98)}$  foi aceita, tendo em vista que 6,41 > 1,499 e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 23** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 05

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	54	7,29899	0,135166	5,34	0,000
Erro ou Resíduo	85	2,15133	0,02531		
total	139	9,45032			

Fonte – Produzido pelo autor

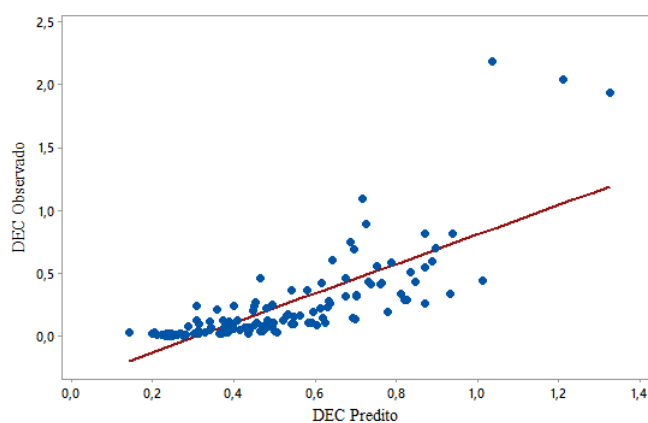
**Tabela 24** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 05

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	54	6,33653	0,117343	6,41	0,000
Erro ou Resíduo	98	1,79471	0,018313		
total	152	8,13124			

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.5.2 Linearidade do Modelo ARLM 05

Nas Figuras 39 e 40, é mostrado uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

**Figura 39** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 05

Fonte – Produzido pelo autor

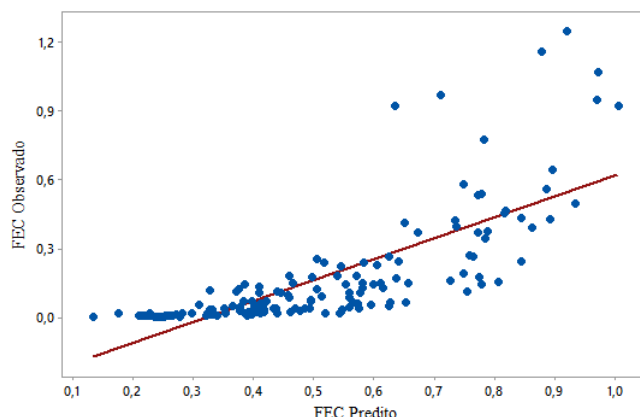
### 5.3.5.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 05

Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 41 e 42.

Nestes gráficos pode-se concluir que:

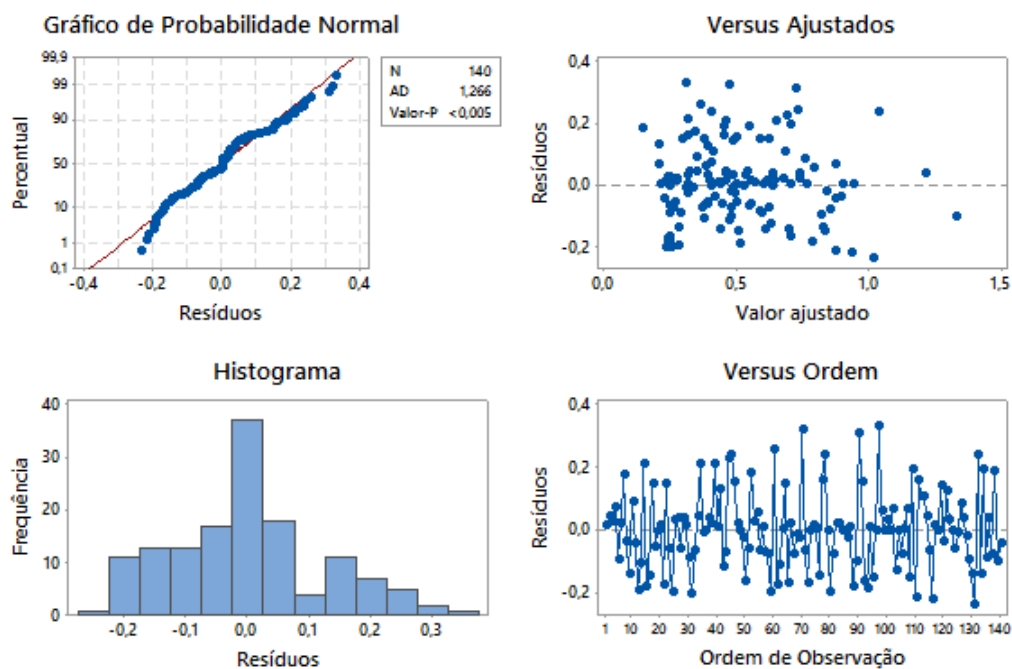
O gráfico de probabilidade normal do DEC indica que a suposição de normalidade do modelo não foi cumprida, tendo em vista o p-valor ter sido abaixo de 0,05.

**Figura 40** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 05



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 41** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 05

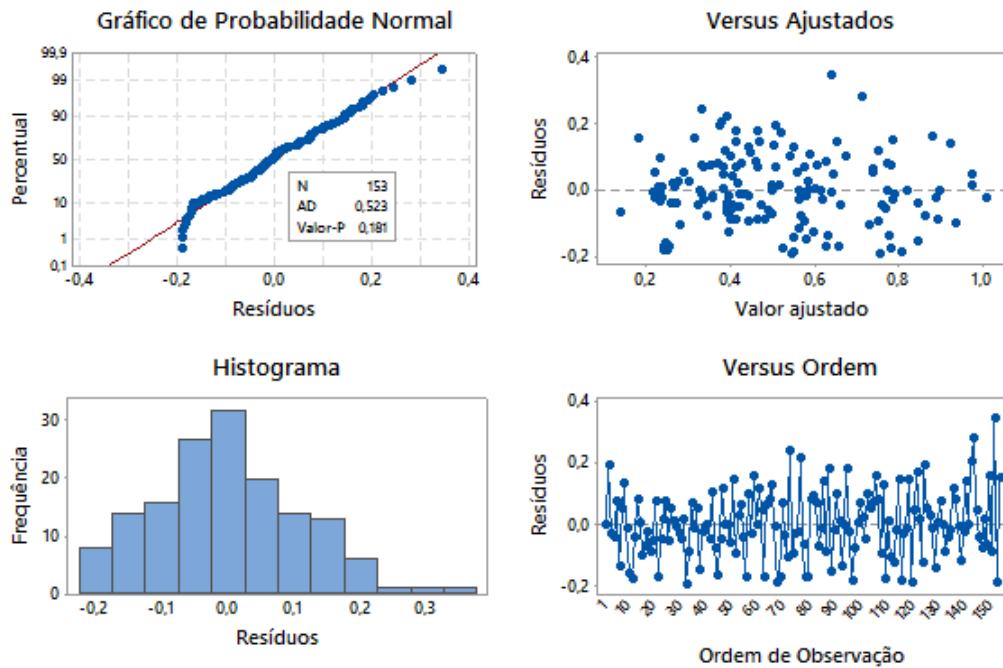


Fonte – Produzido pelo autor

O gráfico de probabilidade normal do FEC indica que a suposição de normalidade do modelo foi cumprida, tendo em vista o p-valor obtido foi de 0,181 e este p-valor é superior a 0,05.

Os resíduos são distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem indicando que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida.

O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências, misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de -0,2 e 0,4, o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados

**Figura 42** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 05

Fonte – Produzido pelo autor

apresentados estão dentro do limite de  $-0,2$  e  $0,4$ .

O pressuposto da multicolinearidade do DEC não foi cumprido. Através dos valores do VIF indicados na Tabela 41 no Apêndice E, verifica-se que pelo menos um dos valores de VIF do DEC foi acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade não foi cumprida. Com relação ao pressuposto da multicolinearidade do FEC, verifica-se através da Tabela 41 que nenhum valor do VIF ultrapassou 10.

### 5.3.6 Modelo ARLM 06

Com a utilização da transformação Box-Cox, desenvolvida na modelo ARLM 5, verificou-se que apesar dos pressupostos necessários para um modelo de ARLM não terem sido alcançados é possível identificar que houve uma relativa melhoria, principalmente em relação ao FEC tendo em vista que os p-valores utilizados no teste estatístico de Anderson-Darling e os histogramas do resíduo apresentaram resultados que se aproximam da forma normal.

Objetivando conseguir um modelo que atenda todos os pressupostos necessário a um modelo de ARLM, neste novo modelo será aplicado o métodos de seleção de variáveis denominado *Step Wise*.

Verifica-se na Tabela 25 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,6967, ou seja, 69,67 % da variação no DEC pode ser explicado através da variáveis independentes que constam no modelo, e 30,33 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R^2_{aj}$  onde o DEC apresentou

um valor de 0,6567.

Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R_{aj}^2$  apresentados na Tabela 25 foram respectivamente do 0,7313 e 0,6930.

**Tabela 25** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 06

Modelo	$R^2$	$R_{aj}^2$	MSE
DEC	69,67	65,67	0,128 49
FEC	73,13	69,30	0,143 97

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.6.1 Significância do Modelo ARLM 06

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 26 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 06 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 26 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 16; 123)}$  foi aceita, tendo em vista que  $17,66 > 1,495$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 26** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 06

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	16	6,58413	0,41151	17,66	0,000
Erro ou Resíduo	123	2,86619	0,02330		
total	139	9,45032			

Fonte – Produzido pelo autor

A Tabela 27 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 06 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 27 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 19; 133)}$  foi aceita, tendo em vista que  $19,05 > 1,499$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 27** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 06

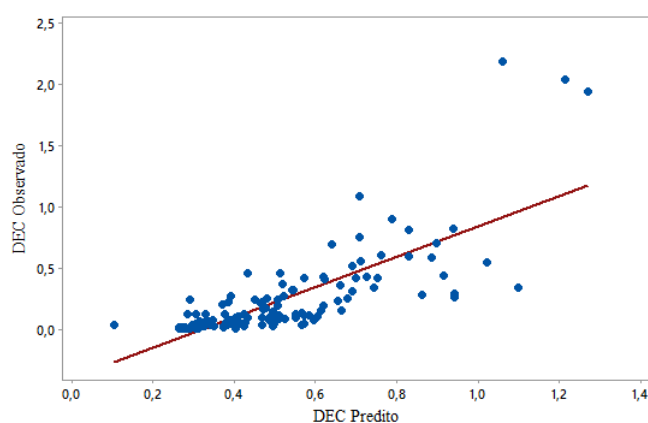
Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_0$	P Valor
Regressão	19	5,94617	0,312956	19,05	0,000
Erro ou Resíduo	133	2,18441	0,016424		
total	152	8,13058			

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.6.2 Linearidade do Modelo ARLM 06

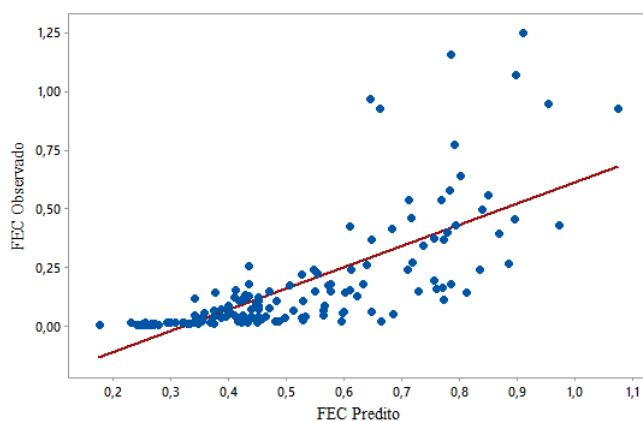
Nas Figuras 43 e 44, é mostrado uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

**Figura 43** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 06



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 44** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 06



Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.6.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 06

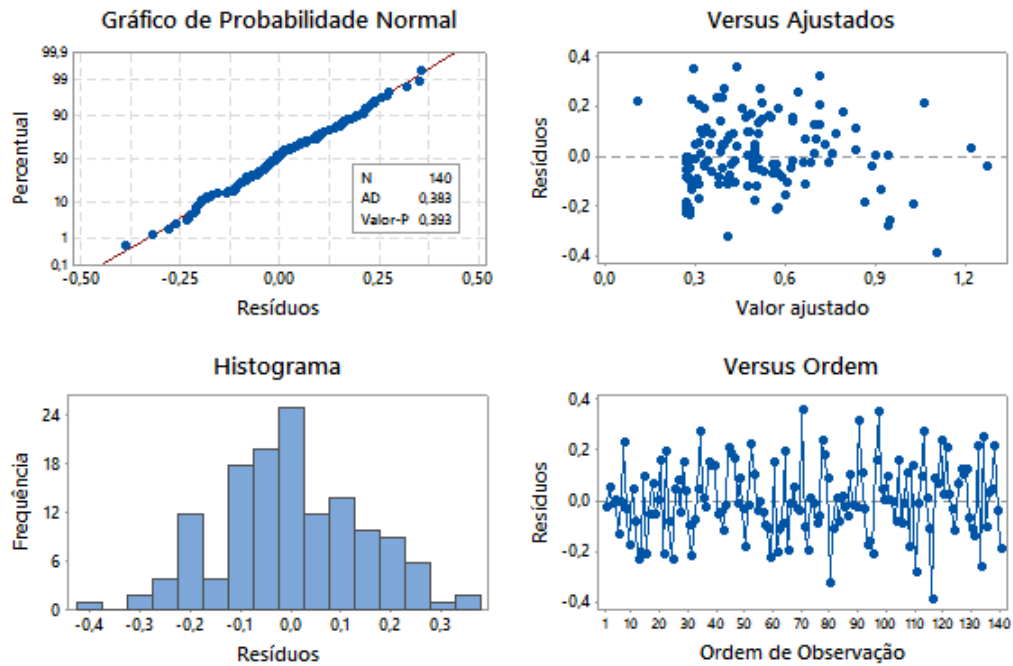
Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 45 e 46.

Nestes gráficos pode-se concluir que:

O gráfico de probabilidade normal do DEC e do FEC indicam que a suposição de normalidade do modelo foram cumprida, tendo em vista o p-valor de ambos os indicadores terem sido superiores a 0,05. O p-valor do DEC foi 0,393 e o do FEC foi 0,754.

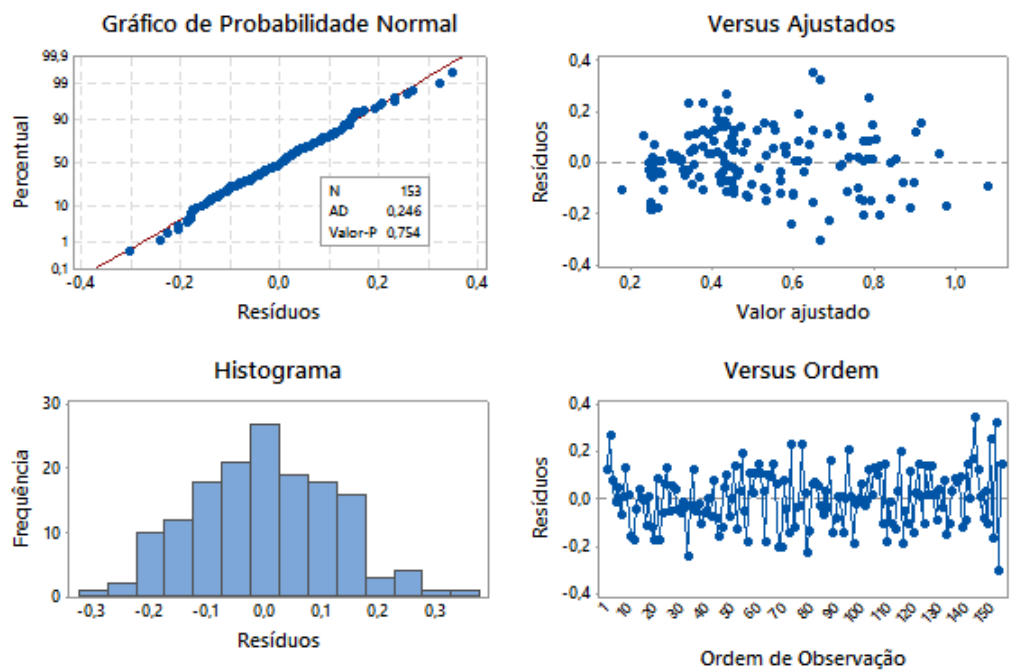
Os resíduos são distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem indicando que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida..

**Figura 45** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 06



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 46** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 06



Fonte – Produzido pelo autor

O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências,



misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de  $-0,4$  e  $0,4$ , o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados apresentados estão dentro do limite de  $-0,4$  e  $0,4$ .

O pressuposto da multicolinearidade foi cumprida. Através dos valores do VIF do DEC e do FEC, indicados na Tabela 42 no Apêndice E, verifica-se que nenhum valor de VIF foi acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade foi cumprida.

### 5.3.7 Modelo ARLM 07

No modelo de ARLM 6, em relação ao DEC, a normalidade e a multicolinearidade não foram atendidas de forma que não foi possível assumir todos os pressupostos necessários para um de ARLM.

Em relação ao FEC todos os pressupostos necessários para uma ARLM foram atendidos.

Objetivando encontrar um modelo que atenda a todos os pressupostos de uma ARLM dos indicadores de continuidade, neste novo modelos será aplicado uma nova seleção de variáveis utilizando o método de *forward*.

Verifica-se na Tabela 28 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,7265, ou seja, 72,65 % da variação no DEC pode ser explicado através da variáveis independentes que constam no modelo, e 27,35 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R_{aj}^2$  onde o DEC apresentou um valor de 0,6694.

Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R_{aj}^2$  apresentados na Tabela 28 foram respectivamente do 0,7422 e 0,6986.

**Tabela 28** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 07

Modelo	$R^2$	$R_{aj}^2$	MSE
DEC	72,65	66,94	0,127 52
FEC	74,22	69,86	0,143 82

Fonte – Produzido pelo autor

#### 5.3.7.1 Significância do Modelo ARLM 07

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 29 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 07 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 30 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 24; 115)}$  foi aceita, tendo em vista que  $12,73 > 1,495$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significante.

**Tabela 29** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 07

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	24	6,86573	0,28607	12,73	0,000
Erro ou Resíduo	115	2,58459	0,02247		
total	139	9,45032			

Fonte – Produzido pelo autor

A Tabela 30 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 07 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 30 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 22; 130)}$  foi aceita, tendo em vista que  $17,01 > 1,499$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significante.

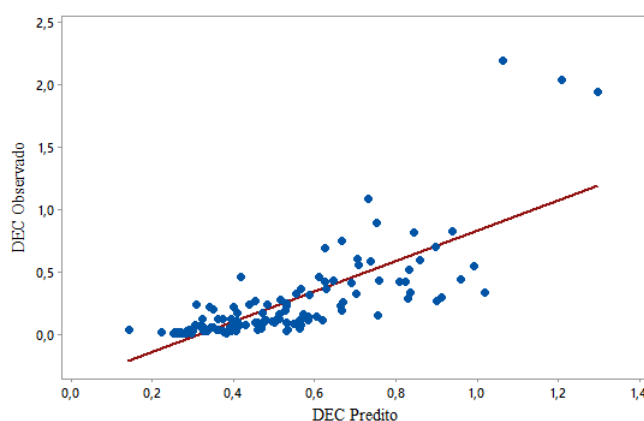
**Tabela 30** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 07

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	22	6,03514	0,274325	17,01	0,000
Erro ou Resíduo	130	2,09609	0,016124		
total	152	8,13124			

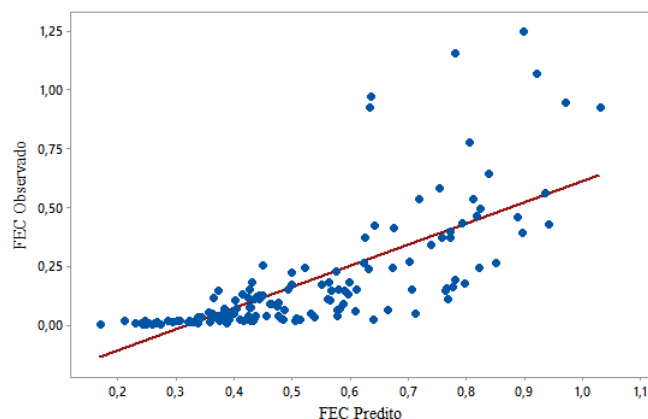
Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.7.2 Linearidade do Modelo ARLM 07

Nas Figuras 47 e 48, é mostrado uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

**Figura 47** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 07

Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 48** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 07

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.7.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 07

Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 49 e 50.

Nestes gráficos pode-se concluir que:

O gráfico de probabilidade normal do DEC e do FEC indicam que a suposição de normalidade do modelo foram cumprida, tendo em vista o p-valor de ambos os indicadores terem sido superiores a 0,05. O p-valor do DEC foi 0,399 e o do FEC foi 0,533.

A pode ser avaliada no gráfico que apresenta os resíduos distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem, disposição esta, que indica que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida.

O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências, misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de  $-1,0$  e  $2,0$ , o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados apresentados estão dentro do limite de  $-1,0$  e  $1,5$ .

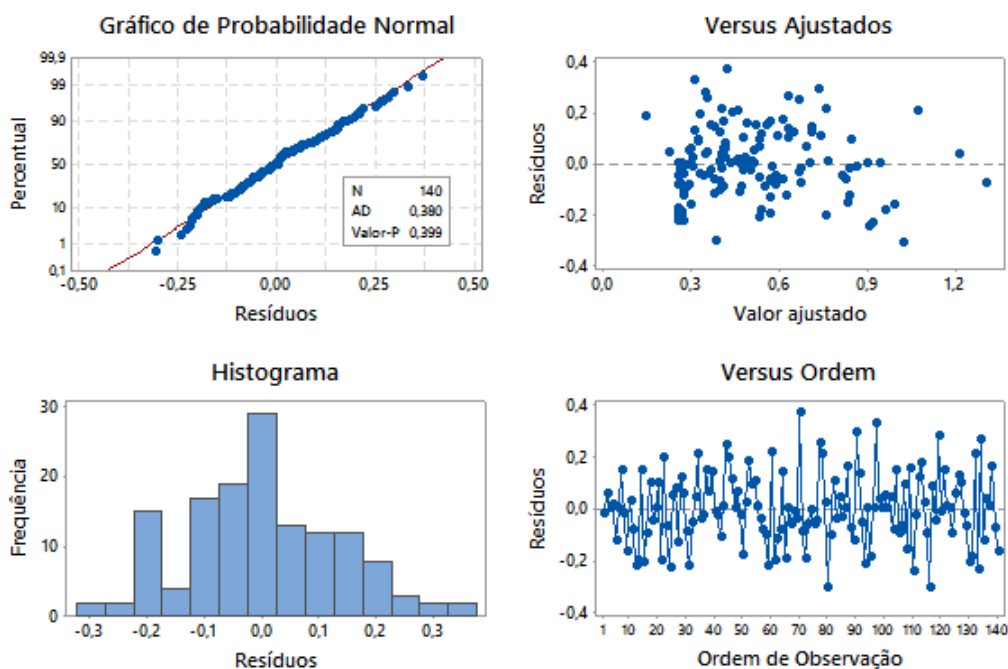
O pressuposto da multicolinearidade foi cumprida. Através dos valores do VIF do DEC e do FEC, indicados na Tabela 43 no Apêndice E, verifica-se que nenhum valor de VIF foi acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade foi cumprida.

### 5.3.8 Modelo ARLM 08

No modelo de ARLM 7, todos os pressupostos necessários para um Modelo de Análise de Regressão foram atendidos.

Objetivando conseguir um modelo que tenha melhores resultados, será desenvolvido neste modelo o método de *backward*.

**Figura 49** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 07



Fonte – Produzido pelo autor

Verifica-se na Tabela 31 que o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) do DEC, apresentou um valor igual 0,6887, ou seja, 68,87 % da variação no DEC pode ser explicado através da variáveis independentes que constam no modelo, e 31,13 % destes valores são explicados por outras variáveis. A mesma análise pode ser feita para a avaliação do  $R^2_{aj}$ , onde o DEC apresentou um valor de 0,653 969 4.

Em relação ao FEC os valores do  $R^2$  e  $R^2_{aj}$  apresentados na Tabela 31 foram respectivamente do 0,7204 e 0,6852.

**Tabela 31** – Sumário do desempenho - Modelo ARLM 08

Modelo	$R^2$	$R^2_{Ajust}$	MSE
DEC	68,87	65,39	0,129 22
FEC	72,04	68,52	0,145 27

Fonte – Produzido pelo autor

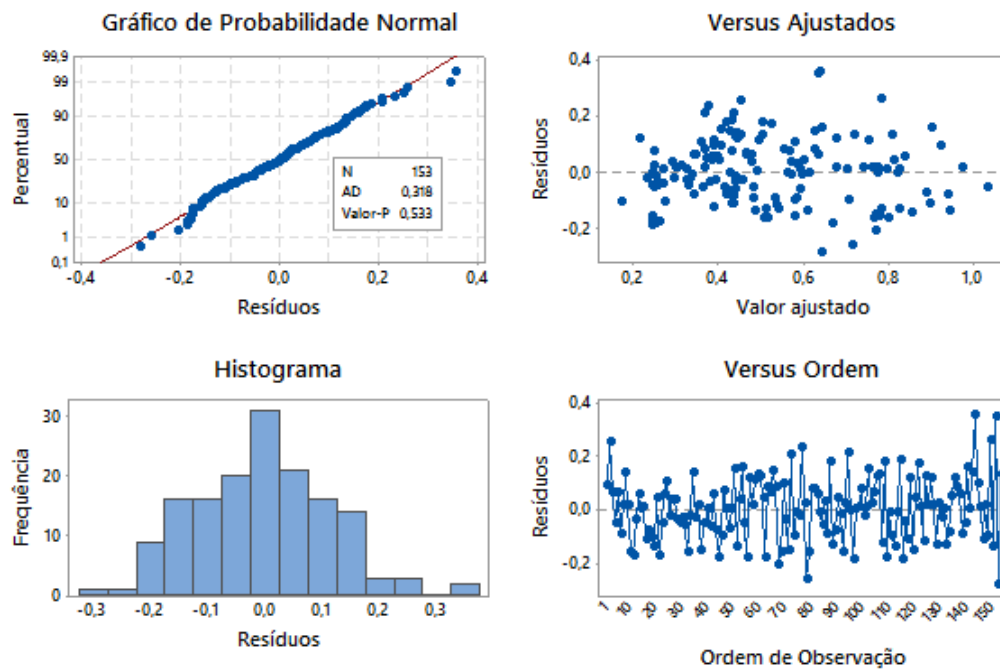
### 5.3.8.1 Significância do Modelo ARLM 08

Nestes modelos estatísticos de predição dos indicadores de continuidade (DEC e FEC) foi utilizado do teste F para avaliar a significância dos modelos.

A Tabela 32 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 08 referente ao DEC.

De acordo com a Tabela 32 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 14; 125)}$  foi aceita, tendo em vista que  $19,76 > 1,495$  e o p-valor é menor que 0,05.

**Figura 50** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 07



Fonte – Produzido pelo autor

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 32** – Análise de Variância para testar a significância do DEC - Modelo ARLM 08

Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	14	6,50871	0,46491	19,76	0,000
Erro ou Resíduo	125	2,94161	0,02353		
total	139	9,45032			

Fonte – Produzido pelo autor

A Tabela 33 representa a ANOVA relacionadas ao modelo de ARLM 08 referente ao FEC.

De acordo com a Tabela 33 a condição  $F_0 > F_{(0,05; 17; 135)}$  foi aceita, tendo em vista que  $20,46 > 1,499$  e o p-valor é menor que 0,05.

Portanto, pode-se rejeitar  $H_0$  e afirmar que o modelo é significativo.

**Tabela 33** – Análise de Variância para testar a significância do FEC - Modelo ARLM 08

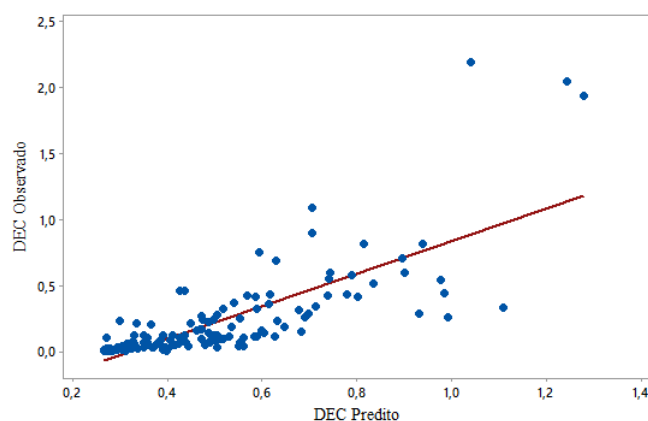
Fonte	Grau Liberdade	Soma Quadrática	Média Quadrática	$F_O$	P Valor
Regressão	17	5,85785	0,34458	20,46	0,000
Erro ou Resíduo	135	2,27338	0,016840		
total	152	8,13124			

Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.8.2 Linearidade do Modelo ARLM 08

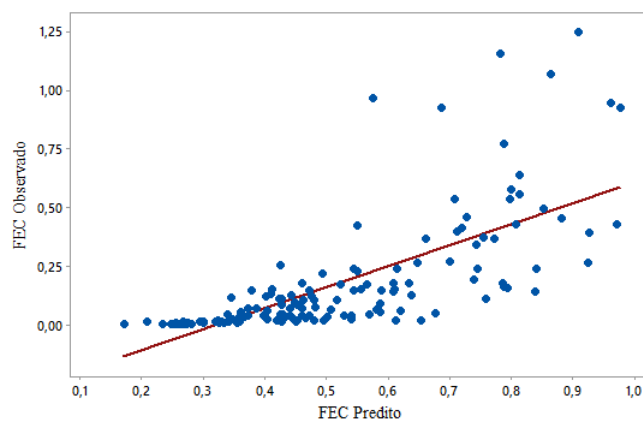
Nas Figuras 51 e 52, é mostrado uma comparação dos valores preditos, do DEC e do FEC respectivamente, pelos valores observados. Nestes gráficos, os valores preditos estão dispostos em linha diagonal, indicando uma linearidade satisfatória, ou seja, as previsões dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, estão se aproximando dos valores reais observados nos levantamentos da concessionária A.

**Figura 51** – Valores de DEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 08



Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 52** – Valores de FEC Preditos x Valores Observados - Modelo ARLM 08



Fonte – Produzido pelo autor

### 5.3.8.3 Análise dos Resíduos do Modelo ARLM 08

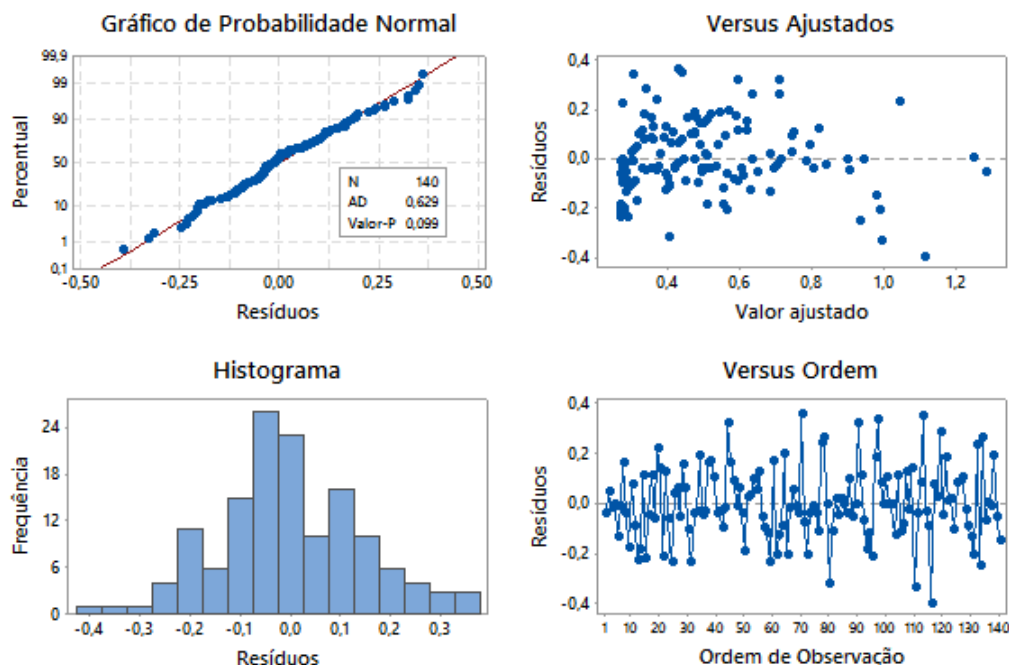
Os gráficos de resíduos são apresentados nas Figuras 53 e 54.

Nestes gráficos pode-se concluir que:

O gráfico de probabilidade normal do DEC e do FEC indicam que a suposição de normalidade do modelo foram cumprida, tendo em vista o p-valor de ambos os indicadores terem sido superiores a 0,05. O p-valor do DEC foi 0,099 e o do FEC foi 0,887.

Os resíduos são distribuídos aleatoriamente em torno da linha que passa pela origem indicando que a suposição de variância constante está correta, ou a condição de foi cumprida.

**Figura 53** – Gráficos de Resíduos do DEC - Modelo ARLM 08



Fonte – Produzido pelo autor

O gráfico de resíduos versus ordem de observação sugerem um padrão aleatório de distribuição de resíduos, tanto para o DEC como para o FEC, sem indícios de *clusters*, tendências, misturas ou oscilação excessiva. No gráfico do DEC, há poucos resíduos além dos limites de  $-0,4$  e  $0,4$ , o que sugere a ausência de *outliers*. No gráfico relacionado ao FEC os resultados apresentados estão dentro do limite de  $-0,4$  e  $0,4$ .

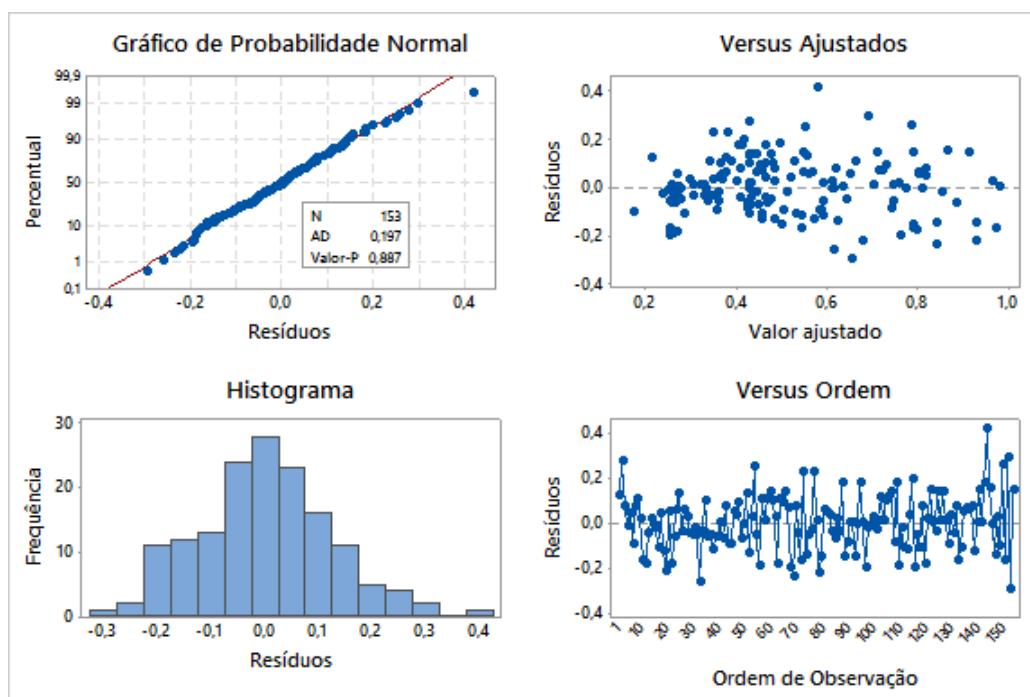
O pressuposto da multicolinearidade foi cumprida. Através dos valores do VIF do DEC e do FEC, indicados na Tabela 44 no Apêndice E, verifica-se que nenhum valor de VIF foi acima de 10, indicando que a condição de multicolinearidade foi cumprida.

#### 5.4 COMPARAÇÃO DOS MODELOS

Em todos os modelos desenvolvidos neste capítulo, através da análise de significância utilizando-se a estatística F, mostrou-se que não existe diferença significativa entre as duas médias, tanto para o DEC como para o FEC. Desta forma, pode-se afirmar que todos os modelos de ARLM são significantes.

Em todos os modelos desenvolvidos verificou-se através dos gráficos de Valores Preditos x Valores Observados que todos os modelos são lineares, onde os modelos 1 e 2 apresentaram uma melhor linearidade, de acordo com as Figuras 23, 24, 27 e 28.

Na análise dos resíduos de todos os modelos pode-se concluir que:

**Figura 54** – Gráficos de Resíduos do FEC - Modelo ARLM 08

Fonte – Produzido pelo autor

Em relação aos pressupostos de independência dos erros, todos os modelos, tanto para o DEC como para o FEC, estes foram atendidos.

Em relação ao pressuposto da multicolinearidade todos os modelos relacionados ao FEC, todos foram atendidos. Nos modelos relacionados ao DEC, os modelos de ARLM 1, 4 e 5 não atenderam ao pressuposto da multicolinearidade por apresentar valores de VIF superiores a 10.

Nos modelos desenvolvidos relacionados ao FEC, o pressuposto da normalidade dos modelos, só foram atendidos nos modelos de ARLM 5, 6, 7 e 8. Em relação aos relacionados ao DEC, apenas os modelos de ARLM 6, 7 e 8 atenderam o pressuposto da normalidade.

A avaliação de desempenho dos modelos de ARLM, desenvolvidos neste capítulo, estão apresentados nas Tabelas 34 e 35. Analisando as Tabelas 34 e 35 verifica-se que em relação ao  $R^2$  e o  $R^2_{Ajust}$  o modelo ARLM 01 apresentou, tanto para o DEC como para o FEC o melhor desempenho.

Em relação ao MSE o melhor desempenho foi o modelo ARLM 02 para o DEC e o modelo ARLM 04 para o FEC.

Um outro problema apresentado pelos modelos de regressão utilizando as técnicas de *Step Wise*, com a aplicação da transformação Box-Cox foram as limitações destes modelos devido, as restrições, causaram a perda de informações importantes com a exclusão das variáveis originais. Estas informações perdidas, são relacionadas principalmente a exclusão de grande parte das variáveis de entrada que são passíveis de termografia. Este problema ocorreu nos modelos ARLM 6 e 8.



**Tabela 34** – Comparação de modelos de predição com seleção de variáveis do DEC

Método	P-valor	$R^2$	$R^2_{Ajust}$	MSE
Modelo 1	0,000	88,51	83,1	0,07210
Modelo 2	0,000	79,95	74,69	0,018913
Modelo 3	0,000	69,52	61,52	0,018942
Modelo 4	0,000	78,85	65,42	0,02527
Modelo 5	0,000	77,24	62,77	0,01974
Modelo 6	0,000	69,67	65,73	0,12849
Modelo 7	0,000	72,65	66,94	0,12752
Modelo 8	0,000	68,87	65,39	0,12922

Fonte – Produzido pelo autor

**Tabela 35** – Comparação de modelos de predição com seleção de variáveis do FEC

Método	P-valor	$R^2$	$R^2_{Ajust}$	MSE
Modelo 1	0,000	79,57	70,02	0,05481
Modelo 2	0,000	73,45	66,77	0,08868
Modelo 3	0,000	68,00	59,94	0,08868
Modelo 4	0,000	68,92	51,79	0,01860
Modelo 5	0,000	77,93	65,77	0,14153
Modelo 6	0,000	73,13	69,30	0,14397
Modelo 7	0,000	74,22	69,86	0,14382
Modelo 8	0,000	72,04	68,52	0,14527

Fonte – Produzido pelo autor

## 5.5 MODELO ESCOLHIDO PARA REPRESENTAR OS INDICADORES DE CONTINUIDADE

Apesar do modelo de ARLM 1 ter obtido melhor resultado em relação a avaliação de desempenho de todos os modelos, este não atendeu o pressuposto da multicolinearidade nem da normalidade, dando indícios que este modelo não é adequado para a escolha do modelo que melhor represente os indicadores de continuidade, DEC e FEC.

Dentre o modelo que apresentou a melhor avaliação de desempenho entre eles que atenderam todos os pressupostos foi o modelo de ARLM 7, que é um modelo de regressão linear onde foram retirados os *outliers*, foi utilizada a transformação Box-Cox e utilizada a técnica de seleção de variáveis *forward*.

As Equações 5.1 e 5.2 são as equações obtidas na regressão, do modelo que melhor representa o problema, tanto para o DEC como para o FEC.

$$\begin{aligned}
DEC = & 0,2534 + 0,00885Z_1 + 0,5065Z_2 + 0,2085X_5 + \dots \\
& \dots 0,00402X_5 + 0,001271X_6 + 0,01964X_9 + 0,00693X_{10} + \dots \\
& \dots 0,00295X_8 + 0,00373X_9 + 0,00015X_{10} + 0,02084X_{11} - \dots \\
& \dots 0,00475X_{12} + 0,00893X_{13} - 0,02823X_{16} + 0,1124X_{17} + \dots \\
& \dots 0,00939X_{18} + 0,0367X_{19} + 0,0224X_{26} - 0,0222X_{28} + \dots \\
& \dots 0,0077X_{32} + 0,0198X_{37} - 0,00599X_{38} + 0,0660X_{40} + \dots \\
& \dots 0,00878X_{41} + 0,0569X_{52} + 0,0674X_{53} + 0,865X_{57} + \dots
\end{aligned}
\tag{5.1}$$

$$\begin{aligned}
FEC = & 0,2393 + 0,00885Z_1 + 0,506Z_2 + 0,2085Z_5 + \dots \\
& \dots 0,00396Z_6 + 0,02532Z_7 + 0,01941Z_8 + 0,0719Z_9 - \dots \\
& \dots 0,0736Z_{14} + 0,02753Z_{18} + 0,0307Z_{19} - 0,401Z_{21} + \dots \\
& \dots 0,0318Z_{23} + 0,0938Z_{24} + 0,0485Z_{26} - 0,0346Z_{29} - \dots \\
& \dots 0,0695Z_{30} + 0,3569Z_{31} + 0,0638Z_{34} + 0,0322Z_{37} + \dots \\
& \dots 0,0788Z_{41} + 0,181Z_{46} + 0,363Z_{52}\dots
\end{aligned}
\tag{5.2}$$

A Tabela 36, indica a representação de cada um das variáveis de entrada.

## 5.6 APLICAÇÃO DO MODELO

Após a criação do modelo ARLM, que melhor se aplica aos dados de faltas de energia elétrica coletados, uma outra etapa é a aplicação deste modelo na predição dos indicadores de continuidade.

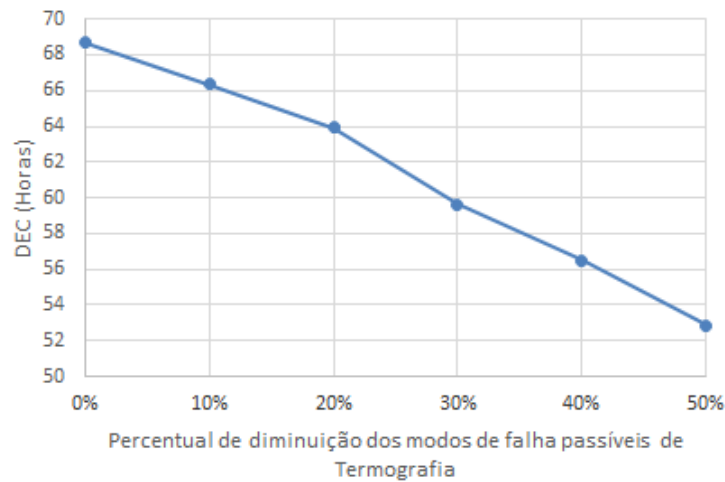
Dentre os modos de falha presentes no modelo de ARLM desenvolvido, esta análise feita apenas utilizando os modos de falha passíveis de serem diagnosticados pela termografia, que é o objetivo deste trabalho.

Em uma primeira etapa foram feitas duas análises, uma para o DEC e outra para o FEC, onde foi simulado uma diminuição gradual dos modos de falha passíveis de serem trabalhados com termografia, na proporção de 5%. As curvas mostram através das Figuras 55 e 56 o quanto os valores de DEC e FEC decaem com a simulação da melhora da manutenção destes modos de falha.

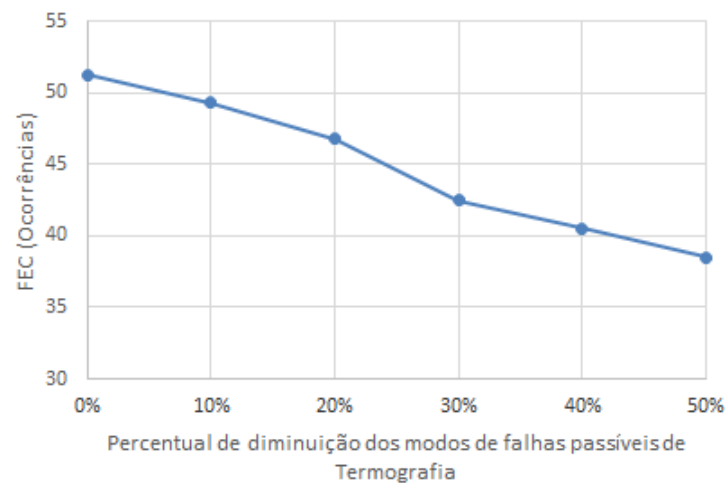
**Tabela 36** – Variáveis independentes do modelo de regressão do DEC e FEC

Variáveis	DEC	FEC
Não identificada	$X_1$	$Z_1$
Barramento	$X_2$	$Z_2$
Religador	$X_3$	$Z_3$
Externa programada	$X_4$	$Z_4$
<i>Jumper</i>	$X_5$	$Z_5$
Conector	$X_6$	$Z_6$
Árvores e vegetação	$X_7$	$Z_7$
Acidentes de terceiros	$X_8$	$Z_8$
Animais	$X_9$	$Z_9$
Chave fuzível	$X_{10}$	$Z_{10}$
Isolador de pino	$X_{11}$	$Z_{11}$
Sobrecarga	$X_{12}$	$Z_{12}$
Condutor nu	$X_{13}$	$Z_{13}$
Descarga atmosférica	$X_{14}$	$Z_{14}$
Isolador de disco	$X_{15}$	$Z_{15}$
Abarroamento	$X_{16}$	$Z_{16}$
Chave seccionadoras	$X_{17}$	$Z_{17}$
Vento	$X_{18}$	$Z_{18}$
Manutenção corretiva em rede de distribuição	$X_{19}$	$Z_{19}$
Alteração para melhoria de BT e MT	$X_{20}$	$Z_{20}$
Alteração para melhoria de AT	$X_{21}$	$Z_{21}$
Elo fusível	$X_{22}$	$Z_{22}$
Defeito de cliente afetando outros poste de concreto	$X_{23}$	$Z_{23}$
Transformador	$X_{24}$	$Z_{24}$
Vandalismo	$X_{25}$	$Z_{25}$
Empresas de serviço público	$X_{26}$	$Z_{26}$
Pipa	$X_{27}$	$Z_{27}$
Disjuntor	$X_{28}$	$Z_{28}$
Condutor isolado	$X_{29}$	$Z_{29}$
Serviço mal executado	$X_{30}$	$Z_{30}$
Ligação clandestina	$X_{31}$	$Z_{31}$
Desligamento para manutenção emergencial	$X_{32}$	$Z_{32}$
Manutenção preventiva em rede de distribuição	$X_{33}$	$Z_{33}$
Subtensão	$X_{34}$	$Z_{34}$
Corrosão	$X_{35}$	$Z_{35}$
Amarração	$X_{36}$	$Z_{36}$
Para-raio	$X_{37}$	$Z_{37}$
Condutor protegido	$X_{38}$	$Z_{38}$
Manutenção para poda de árvore	$X_{39}$	$Z_{39}$
Sobretensão	$X_{40}$	$Z_{40}$
Medidor	$X_{41}$	$Z_{41}$
Desligamento por segurança	$X_{42}$	$Z_{42}$
Ferragens	$X_{43}$	$Z_{43}$
Erosão	$X_{44}$	$Z_{44}$
Cruzeta	$X_{45}$	$Z_{45}$
Capacitor	$X_{46}$	$Z_{46}$
Roubo	$X_{47}$	$Z_{47}$
Alteração para ampliação de BT e MT	$X_{48}$	$Z_{48}$
Inundação	$X_{49}$	$Z_{49}$
Transformador de potencial	$X_{50}$	$Z_{50}$
Manutenção preventiva	$X_{51}$	$Z_{51}$
Manutenção preventiva em subestação	$X_{52}$	$Z_{52}$
Poste de madeira	$X_{53}$	$Z_{53}$
Erro de operação	$X_{54}$	$Z_{54}$
Irrigação	$X_{55}$	$Z_{55}$
Externa programada	$X_{56}$	$Z_{56}$
	$X_{57}$	$Z_{57}$

**Fonte** – Produzido pelo autor

**Figura 55** – Aplicação do Modelo de ARLM no DEC

Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 56** – Aplicação do Modelo de ARLM no FEC

Fonte – Produzido pelo autor

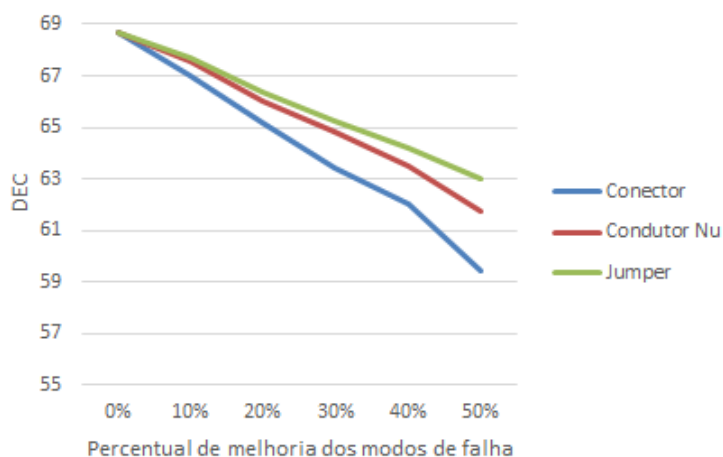
Também é possível identificar a influência individual de cada modo de falha nos indicadores de continuidade. As Figuras 57 e 58 identificam os três modos de falha passíveis de termografia, que têm uma maior influência nos valores de DEC e FEC.

Analisando a Figura 57, é possível identificar o modo de falha denominado "Conector" é o que tem uma maior influência nos valores do DEC, seguido de "Condutor Nu" e dos "Jumper".

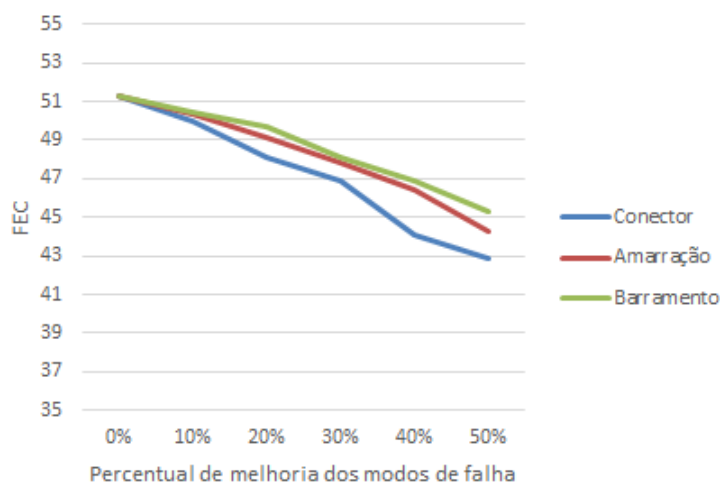
Na Figura 58, é possível identificar, assim como no DEC que o "conector" é o modo de falha que tem maior influência nos valores do FEC, seguido pela "amarração" e pelo "barramento".

## 5.7 ANÁLISES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesse capítulo foi desenvolvido um modelo de ARLM que fez a predição dos indicadores de continuidade DEC e FEC em relação a um conjunto de variáveis independentes, relacionadas

**Figura 57** – Aplicação Individual dos Modos de Falha no Modelo de ARLM do FEC

Fonte – Produzido pelo autor

**Figura 58** – Aplicação Individual dos Modos de Falha no Modelo de ARLM do FEC

Fonte – Produzido pelo autor

as ocorrências de falhas no fornecimento no conjunto de consumidores denominado Conjunto II.

Nos modelos desenvolvidos neste capítulo, foram utilizadas diversas técnicas estatísticas objetivando obter o melhor modelo para predição dos indicadores de continuidade.

O modelo que apresentou a melhor avaliação de desempenho entre eles que atenderam todos os pressupostos foi o modelo de ARLM 7, onde foram retirados os *outliers*, foi utilizada a transformação Box-Cox e também foi aplicada a técnica de seleção de variáveis denominada *forward*.

Através das análises desenvolvidas neste capítulo, pode-se afirmar que este modelo de ARLM, podem ser usados pelos gestores da concessionária A, como uma ferramenta de tomada de decisão, tendo em vista permitir a estes avaliar o quanto pode ser reduzido os valores dos indicadores de continuidade com investimentos que podem propiciar a diminuição dos modos de

falha.

## 6 CONCLUSÃO

### 6.1 CONCLUSÃO

Esse trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de um modelo matemático de predição de indicadores de continuidade, utilizando-se um modelo matemático de Análise de Regressão Linear Múltipla (ARLM). No modelo proposto, se aplicado, permitirá que a Concessionária A utilize a termografia de um modo mais eficiente e eficaz, melhorando o planejamento da manutenção, e, como consequência final, melhorando o indicador de continuidade Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e o Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC).

Através das Figuras 55 e 56, pode-se responder a primeira hipótese levantada neste trabalho, que se referente a possibilidade de prever os indicadores de continuidade, DEC e FEC, com a diminuição dos modos de falha que são passíveis de termografia. Estes gráficos, que foram construídos com a aplicação do modelo de ARLM desenvolvido neste trabalho, permitem verificar a redução dos indicadores de continuidade, DEC e FEC, através de uma simulação de melhoria dos modos de falhas passíveis de termografia.

A segunda hipótese levantada neste trabalho se refere a possibilidade de identificar quais os modos de falha que são passíveis de termografia que tem maior influência nos valores dos DEC e FEC. As Figuras 57 e 58 respondem esta hipótese, identificando que o modo de falha identificado com "conector" possui uma maior influência nos valores dos indicadores de continuidade, tanto no DEC como para o FEC. Permitindo assim, que a concessionária A, faça um planejamento de melhoria da manutenção neste modo de falha, visando diminuir os indicadores de continuidade.

Diferente das equações definidas pela ANEEL para o cálculo do DEC e do FEC, o modelo de predição obtido se caracteriza como uma ferramenta para a tomada de decisão, a ser utilizado pelos gestores da empresa. Esse modelo permite que se conheça, de uma maneira direta, a influência dos modos de falha sobre os valores dos indicadores de continuidade. Portanto, os gestores podem atuar diretamente sobre os modos de falha que mais influenciam para a ocorrência de altos valores para o DEC e o FEC.

### 6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

A despeito da investigação feita sobre o processo em estudo, e até por esse motivo, várias frentes de trabalho se abrem para a continuação das pesquisas, dentre elas:

- Desenvolvimento de novos modelos, visando buscar modelos mais aderentes, propomos a aplicação de modelos não lineares baseados no conjunto de dados desta pesquisa.
- Desenvolvimento de um software com o auxílio de lógica inteligente, de forma a definir

prioridades de ação para as manutenções preventivas, com auxílio da termografia.

- Desenvolvimento de um planejamento do gerenciamento da manutenção da Concessionária A, de forma à identificar os pontos de necessidade de treinamento, objetivando-se minimizar as falhas.
- Projetar e simular um sistema de detecção remota de falhas em dispositivos ou equipamentos elétricos, através de sensores térmicos.



## REFERÊNCIAS

- ABNT 5462. NBR 5462. **Confiabilidade e manutenibilidade**, 1994.
- ABRADEE. Dados de Mercado das Empresas Distribuidoras 2014. p. 2015, 2015.
- ABREU, T. et al. Rede neural STEPWISE-ARTMAP Fuzzy aplicada ao problema de previsão de cargas elétricas. v. 3, n. Xxxv, p. 1–7, 2015. Disponível em: <<http://proceedings.sbmac.org.br/sbmac/article/view/566>>.
- ALMEIDA, M. T. D. Manutenção Preditiva: Confiabilidade e Qualidade. **Itajubá, MG**, p. 5, 2011. Disponível em: <<http://www.mtaev.com.br/download/mnt1.pdf>>.
- ÁLVARES, R. C. Diagnóstico de Falhas em Pára-raios Utilizando Termografia. **Universidade Federal de Minas Gerais**, 2008.
- ALVES, M. F. Previsão de demanda de cargas elétricas por seleção de variáveis stepwise e redes neurais artificiais. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2013.
- AMRAL, N.; OZVEREN, C. S.; KING, D. Short term load forecasting using multiple linear regression. In: IEEE. **Universities Power Engineering Conference, 2007. UPEC 2007. 42nd International**. [S.l.], 2007. p. 1192–1198.
- ANEEL. **Indicadores de Continuidade por Conjunto**. 2013. Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\\\_}de{\\\_}qualidade/resulta](http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\_}de{\_}qualidade/resulta)>.
- ANEEL. **Indicadores de Continuidade por Conjunto**. 2014. Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\\\_}de{\\\_}qualidade/resulta](http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\_}de{\_}qualidade/resulta)>.
- ANEEL. Indicadores de Desempenho DEC e FEC no Brasil. n. 38, p. 70830, 2014. Disponível em: <[http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\\\_}de{\\\_}qualidade/pesquisaGer](http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\_}de{\_}qualidade/pesquisaGer)>.
- ANEEL. Ocorrências nos conjuntos da Eletrobrás distribuição Alagoas? 2015.
- ANEEL. Compensação de Continuidade. n. 38, p. 1–2, 2016. Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/Compensacao{\\\_}de{\\\_}Continuidade{\\\_}Conformidade{\\\_}v2/pesqu](http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/Compensacao{\_}de{\_}Continuidade{\_}Conformidade{\_}v2/pesqu)>.
- ANEEL. Indicadores de Desempenho DEC e FEC em Alagoas. 2016.
- ANEEL. Indicadores de Desempenho DEC e FEC em Alagoas. 2016. Disponível em: <[http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\\\_}de{\\\_}qua](http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/indicadores{\_}de{\_}qua)>.
- ANEEL. **Módulo 8: Qualidade da Energia Elétrica**. 2016. 1–76 p. Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/M{ó}dulo8{\\\_}Revi](http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/M{ó}dulo8{\_}Revi)>.
- Aneel. Agência Nacional De Energia Elétrica. Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional – PRODIST – Módulo 8 – Qualidade da energia elétrica. **Aneel**, v. 424, p. 2010, 2010.
- APARECIDA, L.; APOLINÁRIO, V. “ Modelo de Programação Matemática para Controle do Crescimento da Vegetação sob Redes de Distribuição de Energia Elétrica ”. **Universidade Estadual Paulista**, SciELO Brasil, 2009.
- ARAUJO, E. d. Identificação De Causas De Falhas Em Sistemas De Distribuição Usando O Processo Analítico Hierárquico – Ahp. p. 177, 2010.

- ARAÚJO, E. G. d. *Confiabilidade Aplicada a Sistemas Elétricos Industriais*. 2011.
- ARAÚJO, R. A.; BARBOSA, L. C.; SINISCALCHI, R. T. **Os Impactos da Aplicação da Termografia na Operação do Sistema Elétrico de Furnas e as Ações Adotadas para Buscar a máxima Operacionalidade, Produtividade e Confiabilidade do Sistema**. 2008. 1–10 p.
- AVIŽIENIS, A. et al. Basic concepts and taxonomy of dependable and secure computing. **Dependable and Secure Computing, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 1, n. 1, p. 11–33, 2004.
- AZAVEDO L. C. S. DE; JÚNIOR, A. M. G. d. S. Uso da Termografia na Manutenção Preditiva. **Revista de Divulgação do Projeto Universidade Petrobras e IF Fluminense**, v. 2, n. 1, p. 155–158, 2012.
- BANDEIRA, F. d. P. M. Análise das alterações propostas para o modelo do setor elétrico brasileiro. **Brasília: Câmara dos Deputados**, 2003.
- BANDEIRA, L. M.; ARRIFANO, R. C. D.; CORRÊA, F. Análise da Continuidade do Sistema de Distribuição de Energia Elétrica no Estado do Pará. **Revista Engenharia Elétrica**, v. 2, n. 2, p. 1–12, 2014.
- BAPTISTELLA, M. O Uso De Redes Neurais E Regressão Linear Múltipla Na Engenharia De Avaliações : Determinação Dos Valores. 2005.
- BARBOSA, A. S. et al. Procedimento para Aplicação de Penalidade por Violação dos Padrões dos Indicadores de Continuidade DEC E FEC Autores /. **XVI Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica**, p. 57, 2005.
- BATHKE RODOLFO CÉSAR, J. S.; DOTZEL, E. Efeitos da inspeção termográfica na manutenção de redes de distribuição aéreas. **V Encontro de Termografia de Furnas**, 2010.
- BELISÁRIO, C. D. A.; BAHIENSE, D. A.; OLIVEIRA, G. M. Continuidade nos serviços de distribuição de energia elétrica. **Conjuntura & Planejamento**, n. 105, p. 36–40, 2003.
- BONFIM, T. S.; BASTOS, M. R. Sistema Integrado de Monitoramento Visual de Subestações de Energia Elétrica-Projeto Piloto. 2010.
- BOSA, J. L. Sistema Embarcado para a Manutenção Inteligente de Atuadores Elétricos. 2009.
- BOX, G.; COX, D. An Analysis of Transformations. **Journal of Royal Statistical Society**, p. 211–252, 1964.
- CARDOSO, G. F. B. M. G. Modelamento da Temperabilidade Jominy por Regressão Linear Multipla para Aços ao Boro. p. 137, 2011.
- CARREGARO, J. Proposta de indicadores de desempenho às distribuidoras de energia federalizadas do setor elétrico brasileiro. Florianópolis, SC, 2012. Disponível em: <<http://repositorio.ufsc.br/xmlui/handle/123456789/86054>{\T1\textbackslash}nhttp://repositorio.ufsc.br/handle/>.
- CARUZZO., A.; NOGUEIRA, L. A. H. Avaliação da Eficiência Energética na Iluminação Pública: Proposta de Modelagem Considerando a variabilidade Climática. p. 1399–1425, 2005.
- CASELLA, G.; BERGER, R. L. **Statistical inference**. [S.l.]: Duxbury Pacific Grove, CA, 2002. v. 2.

- CASTRO, J. L. D. S.; FINKLER, A.; MILKE, T. F. Uso da termografia em manutenção preditiva de redes de distribuição. **Salão do Conhecimento**, v. 2, n. 2, 2016.
- CHEN, G.; LOCKHART, R.; STEPHENS, M. A. Edf tests for normality in linear models after a box-cox transformation. 1993.
- COSTA, J. C. F. Otimização da Manutenção de Equipamentos em Subestações de 138kV. **XXI Seminário de Distribuição de Energia Elétrica**, 2014.
- DIAS, F. . M. G. P. Degree of multicollinearity and variables involved in linear dependence. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 2012.
- DIAS, S. Evolução do Setor Elétrico: uma breve reflexão. **Interciência e Sociedade**, v. 1, n. 1, p. 77–83, 2001.
- ESQUERRE, K. P. S. O. R. **Aplicação de Técnicas Estatísticas Multivariadas e de Redes Neurais na Modelagem de um Sistema de Tratamento de Efluentes Industriais**. Tese (Doutorado), 2003.
- FARIA, L. T. D. Estimação Espaço Temporal das Perdas Não Técnicas Estimação Espaço Temporal das Perdas Não Técnicas. 2016.
- FILHO, G. de S. Sistemática para Otimização da Manutenção de Ativos - SOMA. **XXI Seminário de Distribuição de Energia Elétrica**, 2014.
- FILHO, P. J. F. **Introdução à Modelagem e Simulação de Sistemas com aplicações em Arena**. 2ª ed. ed. Florianópolis: [s.n.], 2008.
- GALTON, F. regressão para a mediocridade em estatura hereditária. **O Jornal do Instituto Antropológico da Grã-Bretanha e Irlanda**, v. 15, 1885.
- GARCIA, A. T. d. C. Estimativa de demanda de energia elétrica em uma instituição de ensino superior. Universidade Federal da Paraíba, 2015.
- GEREMIA, C. F. Desenvolvimento De Programa De Gestão Voltado À Manutenção Das Máquinas E Equipamentos E Ao Melhoramento Dos Processos De Manufatura Fundamentado Nos Princípios Básicos Do Total Productive Maintenance (Tpm). p. 211, 2001. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10183/2845>>.
- GOMES, A. C. S.; ABARCA, C. D. G. BNDES 50 Anos. v. 50, p. 1–21, 2002.
- GOMES, L. L.; ESQUERRE, K. P. O.; MAGALHÃES, R. d. S. Avaliação do Desempenho de Modelos Para Predição de Coagulante e PH Control in Water Treatment. **Iniciação Científica CESUMAR**, v. 16, n. 1518-1243, p. 1181–189, 2014.
- GORCHINSKI, A. L. e. a. **Termografia em redes de distribuição de energia elétrica**. Ponta Grossa: [s.n.], 2013.
- GRIGG, C.; SINGH, P. W. . P. A. . R. A. . M. B. . R. B. . Q. C. . C. F. . S. H. . S. K. . W. L. . R. M. . D. P. . N. R. . D. R. . A. S. . M. S. . C. A report prepared by the Reliability Test System Task Force of the Application of Probability Methods Subcommittee. **Subcommittee, The IEEE Reliability Test System-1996. A report prepared by the Reliability Test System Task Force of the Application of Probability Methods**, v. 16, n. 3, p. 1961–1962, 1996.

- GUDER, R. et al. Elétrica Baseado Nos Indicadores De Continuidade Dic E Fic. p. 1–7, 2006.
- HADI, C. . Regression analysis by example. **New York**, 2006.
- HONG, T. et al. Modeling and forecasting hourly electric load by multiple linear regression with interactions. In: IEEE. **IEEE PES General Meeting**. [S.l.], 2010. p. 1–8.
- HUDA, A. N.; TAIB, S. Application of infrared thermography for predictive/preventive maintenance of thermal defect in electrical equipment. **Applied Thermal Engineering**, v. 61, n. 2, p. 220–227, 11 2013. ISSN 13594311. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359431113005322>>.
- Instituto Acende Brasil. Qualidade do Fornecimento de Energia Elétrica: Confiabilidade, Conformidade e Presteza. **Instituto Acende Brasil**, p. 1–36, 2014.
- IURINIC, L. U. Diagnóstico de faltas em sistemas de subtransmissão: uma formulação baseada na Transformada Wavelet contínua. p. 84, 2012. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/handle/10183/61040>>.
- JADIN, M. S.; TAIB, S. Recent progress in diagnosing the reliability of electrical equipment by using infrared thermography. **Infrared Physics & Technology**, Elsevier, v. 55, n. 4, p. 236–245, 2012.
- JANUÁRIO, A. C. V. **O mercado de energia elétrica de fontes incentivadas: proposta para sua expansão e implicações na Câmara de Comercialização de Energia Elétrica**. 121 p. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2007.
- JENS, R. D. **Modelo de Monitoramento e Avaliação da Confiabilidade e Disponibilidade de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica com base nas Condições de Uso de Transformadores**. 134 p. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2006.
- JOHNSON, B. W. **Design & analysis of fault tolerant digital systems**. [S.l.]: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1988.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 5. ed. Upper Saddle River, NJ: [s.n.], 2002.
- JORDAN, J. R. Modelagem estatística para ensaios de resistência na indústria de celulose e papel. **XXIX Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, 2009.
- JR, B. R. L.; ORLOVE, G. L.; PETERS, D. L. Relationship between current load and temperature for quasi-steady state and transient conditions. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **AeroSense 2000**. [S.l.], 2000. p. 62–70.
- JR, E. F. C. C.; CANSIAN, A. B. M.; COSTA, A. O. S. Modelagem empírica de funções multivariáveis por redes neurais artificiais. p. 1–5, 2015.
- JURAN, J.; GRZYNA, F. **Controle da Handbook. Métodos Estatísticos Clássicos aplicados à Qualidade, Vol. VI**. [S.l.]: São Paulo: Makron Books, 1992.
- KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B. d. Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica através de ferramenta para solução de problemas de decisão com múltiplos objetivos e incertezas. **Revista Brasileira de Controle & Automação - SBA**, v. 9, n. 1, p. 18–30, 1998.

KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B. de; ROBBA, E. J. **Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. [S.l.]: Edgard Blücher, 2010. 328 p.

KINDERMANN, G. **circuito Curto**. [S.l.: s.n.], 1995.

KORENDO, Z.; FLORKOWSKI, M. Thermography based diagnostics of power equipment. **Power Engineering Journal**, IET, v. 15, n. 1, p. 33–42, 2001.

LARSON, R.; FARBER, B. **Estatística Aplicada**. [S.l.]: São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

LEITE, A. D. **A energia do Brasil. rev. e atual.** [S.l.]: Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.

LEOMAR, J.; STELA, T.; UFSC, I. N. E. O Uso de Famílias de Circuitos e Rede Neural Artificial para Previsão de Demanda de Energia Elétrica. **Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, p. 4533–4540, 2004.

LEVINE, D. M.; BERENSON, M.; STEPHAN, D. **Estatística: teoria e prática**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.

LIZÁK, F.; KOLCUN, M. Improving Reliability and Decreasing Losses of Electrical System. v. 8, n. 1, p. 60–63, 2008.

LIZÁK, F.; KOLCUN, M. Improving reliability and decreasing losses of electrical system with infrared thermography. **Acta Electrotechnica et Informatica**, v. 8, n. 1, p. 60–63, 2008.

LUÍS, A. Mercado de Capacidade : Uma Alternativa para o Setor Elétrico Brasileiro. **Economia**, p. 23, 2005.

MACHADO, W. V. Otani Mario e. A Proposta de Desenvolvimento de Gestão da Manutenção Industrial na Busca da Excelência ou Classe Mundial. **Revista Gestão industrial**, v. 4, n. 02, 2008.

MAGALHÃES, C. H. N. d. Recursos operativos no planejamento de expansão de sistemas de poência. p. 151, 2008.

MAMEDE, J. P. Previsão de manutenção de disjuntores dos alimentadores de distribuição de energia elétrica pelo método de curto-circuito probabilístico. Biblioteca Digital da Unicamp, 2004.

MAMEDE, J. P.; SATO, F. Aplicação de um método probabilístico na programação da manutenção de disjuntores, considerando o efeito das características físicas dos padrões de redes de distribuição. **III SEMINÁRIO NACIONAL DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO**. Salvador BA, 2003.

MENDONÇA, A. F.; DAHL, C. The Brazilian electrical system reform. **Energy Policy**, Elsevier, v. 27, n. 2, p. 73–83, 1999.

MILANO, M.; VIEIRA, F. O campo da energia elétrica no Brasil de 1880 a 2002. v. 43, n. 2, p. 295–321, 2009.

MOGHARAM, I.; RAHMAN, S. Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques. **IEEE Transactions on power systems**, IEEE, v. 4, n. 4, p. 1484–1491, 1989.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 2. ed. Rio de Janeiro: [s.n.], 2008.

MORAES, C. F. de; FERREIRA, J. R.; BALESTRASSI, P. P. Análise crítica da aplicação de métodos estatísticos em processos definidos por dados que não apresentam distribuição normal. **Gepros: Gestão da Produção, Operações e Sistemas**, Universidade Estadual Paulista-UNESP Bauru, Depto de Engenharia de Produção, v. 1, n. 1, p. 7, 2006.

MORENO, R. A experiência da AES Eletropaulo com inspeção termográfica na Rede de Distribuição Subterrânea e seus benefícios. **XXI Seminário de Distribuição de Energia Elétrica**, 2014.

MOURA, D. F. P. d.; MORAIS, T. C. M. d. Adequação das Conexões em Subestações para Redução de Pontos Quentes. **V Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos**, 2014.

NASCIMENTO, R. do et al. Algoritmo de detecção e correção de outliers para previsão de carga. 2012.

NETO, A. S.; SCARPIM, J. A. A Terceirização dos Serviços de Manutenção Industrial É Viável?: Algumas Reflexões Iniciais. **Qualitas Revista Eletrônica**, v. 12, n. 2, 2011.

NETTO, A. et al. Estimativa dos parâmetros elétricos de um motor de indução em malha fechada. **Controle y Automacao**, v. 16, n. 4, p. 495–502, 2005. ISSN 01031759 01031759.

NEWPORT, R. a confiabilidade do sistema elétrico que utiliza a termografia infravermelha. **Newport Solutions**, 2002.

OLIVEIRA-ESQUERRE, K. P. et al. Aplicação de steady-state e modelagem dinâmica para a predição da DBO de uma lagoa aerada em um papel e celulose: aproximações Parte I. Linear. **Engenharia Química Jornal**, v. 104, n. 1, 2004.

OLIVEIRA, M. E. de. Avaliação de Metodologias de Cálculo de Perdas Técnicas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica. Universidade Estadual Paulista (UNESP), p. 135, 2009.

PEROTONI, M. B. et al. Robo para monitoramento de pontos quentes por meio de câmeras infravermelho em subestações de energia elétrica. 2008.

PINTO, A. K.; XAVIER, J. A. N. **Manutenção: função estratégica**. [S.l.]: Qualitymark, 2009.

PINTO, C. Otimização em dois níveis aplicada a priorização de obras do sistema de distribuição, voltada ao cumprimento dos índices de continuidade. 2008.

PIRES, A. M.; BRANCO, J. A. **Introdução aos métodos estatísticos robustos**. [S.l.: s.n.], 2007.

PIRES, J. C. L. **Desafios da reestruturação do setor elétrico brasileiro**. [S.l.]: BNDES, Area de Planejamento, Departamento Econômico-DEPEC, 2000. v. 76.

PRADO, O. Agências reguladoras e transparência: a disponibilização de informações pela Aneel. **Revista de Administração Pública**, SciELO Brasil, v. 40, n. 4, p. 631–646, 2006. ISSN 0034-7612.

REIS, L. B. d. **Geração de energia elétrica**. [S.l.]: Editora Manole, 2015.

- REIS, R. M. de M.; TEIXEIRA, A. C. C. Os benefícios das privatização: evidência no setor elétrico brasileiro. **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 1, n. 1, p. 61–73, 2007.
- REIS, Z. C. d. et al. a Implantação De Um Planejamento E Controle Da Manutenção: Um Estudo De Caso Desenvolvido Em Uma Empresa Do Ramo Alimentício. **VI Congresso Nacional de Excelência em Gestão**, 2010.
- Roberto; CORREA, F. Modelagem de Cargas Não-Lineares em Sistemas Elétricos de Potência. In: . [S.l.: s.n.], 2003. v. 55, n. 065, p. 55–60.
- SAMOHYL, R. W. **Controle estatístico de qualidade**. [S.l.]: Elsevier, 2009.
- SAMPAIO, D. et al. Manutenção Preditiva com Inspeção Termográfica Inteligente. 2014.
- SARDETO, E. Avaliação técnica, econômica e de impacto ambiental da implantação das Redes Compactas Protegidas em Maringá. **Monografia (Especialização)-Universidade Federal do Paraná, Curitiba**, p. 71, 1999.
- SEBER, G.; WILD, C. Statistical inference. **Nonlinear Regression**, Wiley Online Library, p. 191–269, 2005.
- SEGER, S.; MERCEDES, P.; RICO, J. A. P. Uma revisão histórica do planejamento do setor elétrico brasileiro. 2002.
- SIQUEIRA, I. d. Manutenção Centrada na Confiabilidade: Manual de Implantação. **Rio de Janeiro: Qualitymark**, 2005.
- SOARES, J. D. R. Modelagem matemática na previsão de colheita de bananeira: regressão linear múltipla x redes neurais artificiais. p. 115, 2010.
- SOUZA, R. Q. Metodologia e desenvolvimento de um sistema de manutenção preditiva visando à melhoria da confiabilidade de ativos de usinas hidrelétricas. 2008.
- SPERANCETTA, A. O Impacto Da Implantação Do Tpm Nos Indicadores De Manutenção. p. 100, 2005. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10183/7346>>.
- SPIEGEL, M. R.; SCHILLER, J. J.; SRINIVASAN, R. A. **Probabilidade e Estatística-: Coleção Schaum**. [S.l.]: Bookman Editora, 2016.
- THOMPSON, R. A note on restricted maximum likelihood estimation with an alternative outlier model. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, JSTOR, p. 53–55, 1985.
- TIDRE, P. V.; BIASE, N. G. Utilização dos Modelos de Séries Temporais na Previsão do Consumo Mensal de Energia Elétrica da Região Norte do Brasil. p. 57–66, 2013.
- TONELLI, A. V. P. **Modelo computacional para gestão de riscos na comercialização de energia elétrica**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Itajubá, 2006.
- TORMAN, V. B. L.; COSTER, R.; RIBOLDI, J. Normalidade de variáveis: métodos de verificação e comparação de alguns testes não-paramétricos por simulação. **Clinical & Biomedical Research**, v. 32, n. 2, 2012.
- TRONCHONI, A. B. et al. Descoberta De Conhecimento Em Base De Dados De Eventos De Desligamentos De Empresas De Distribuição. v. 21, n. 2, 2008. ISSN 01041290.

---

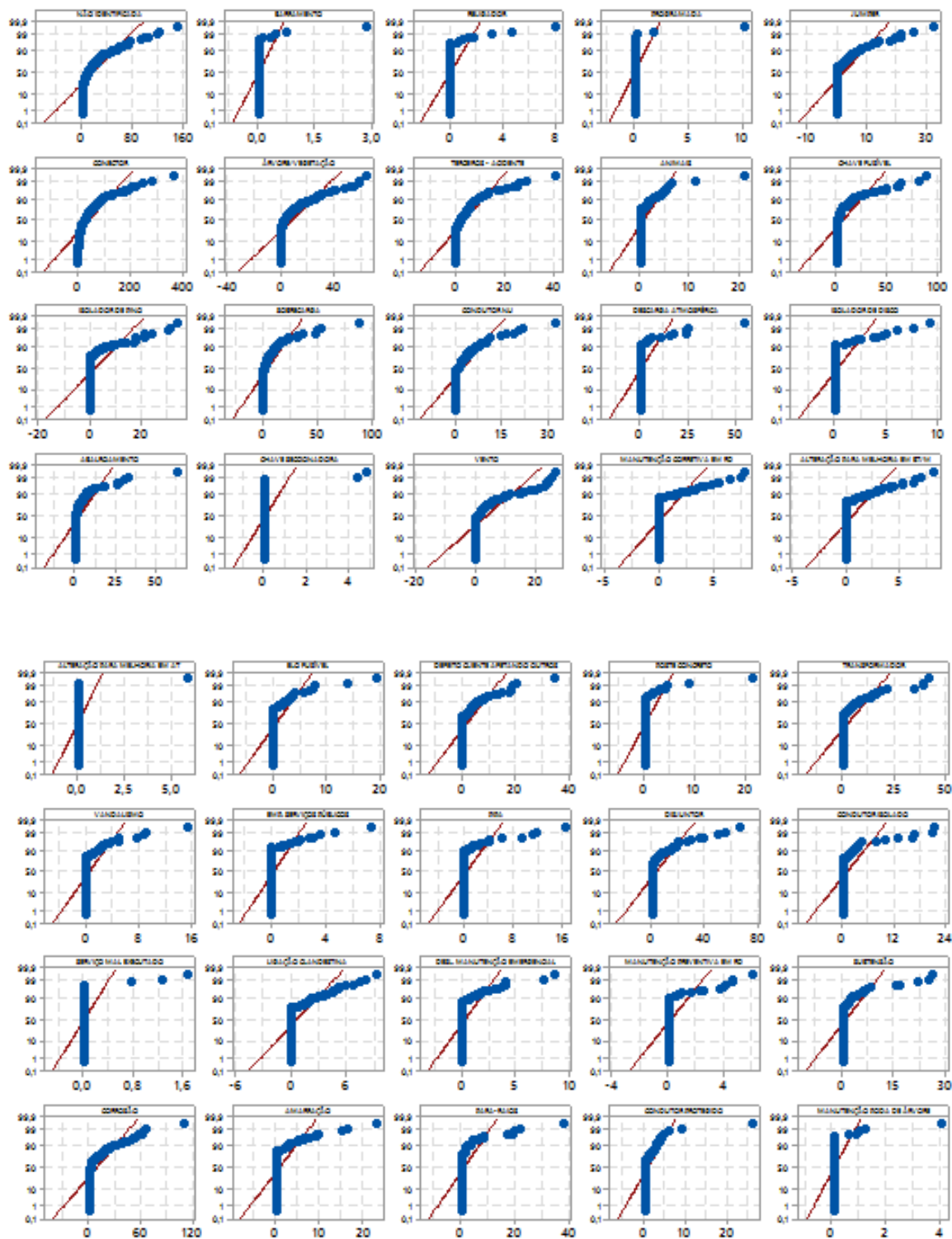
VACCARO, G. L. R.; MARTINS, J. C.; MENEZES, T. M. Análise estatística da qualidade de níveis de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica. **Produção**, SciELO Brasil, v. 21, n. 3, p. 539–552, 2011. ISSN 0103-6513. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci{\\\_}arttext{&}pid=S0103-65132011000300016{&}lng=pt{&}nrm](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci{\_}arttext{&}pid=S0103-65132011000300016{&}lng=pt{&}nrm)>.

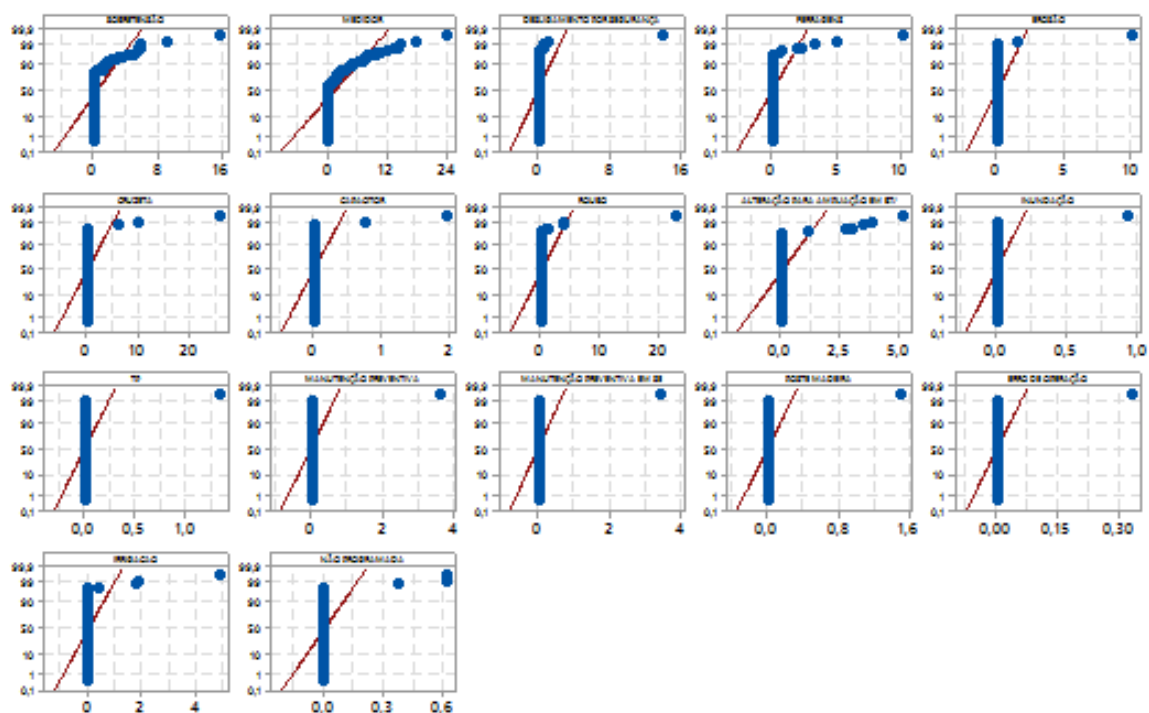


## **Apêndices**

## APÊNDICE A – GRÁFICOS DE DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE NORMAL

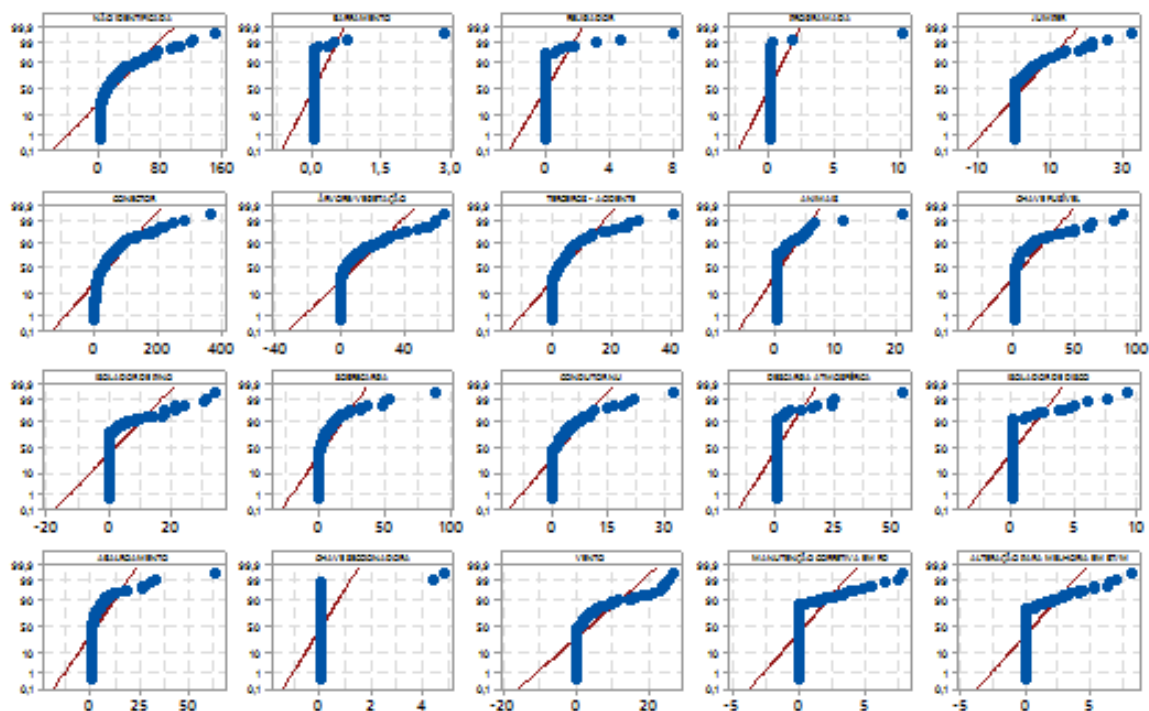
Figura 59 – Gráfico de Probabilidade do DEC

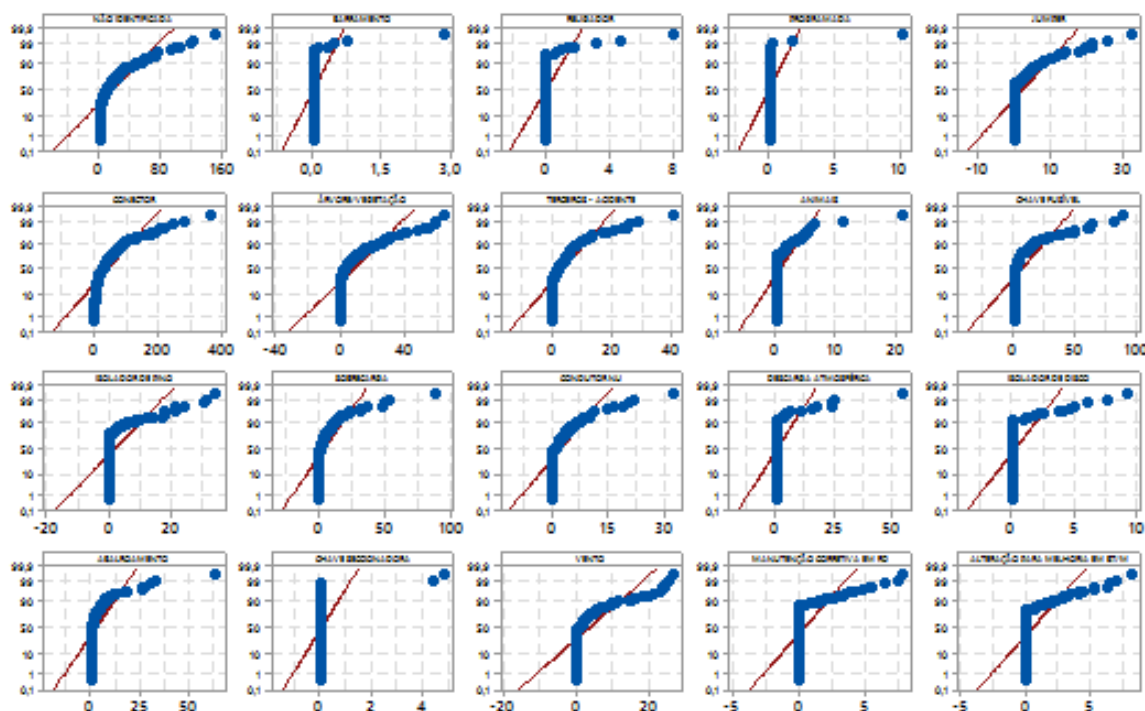
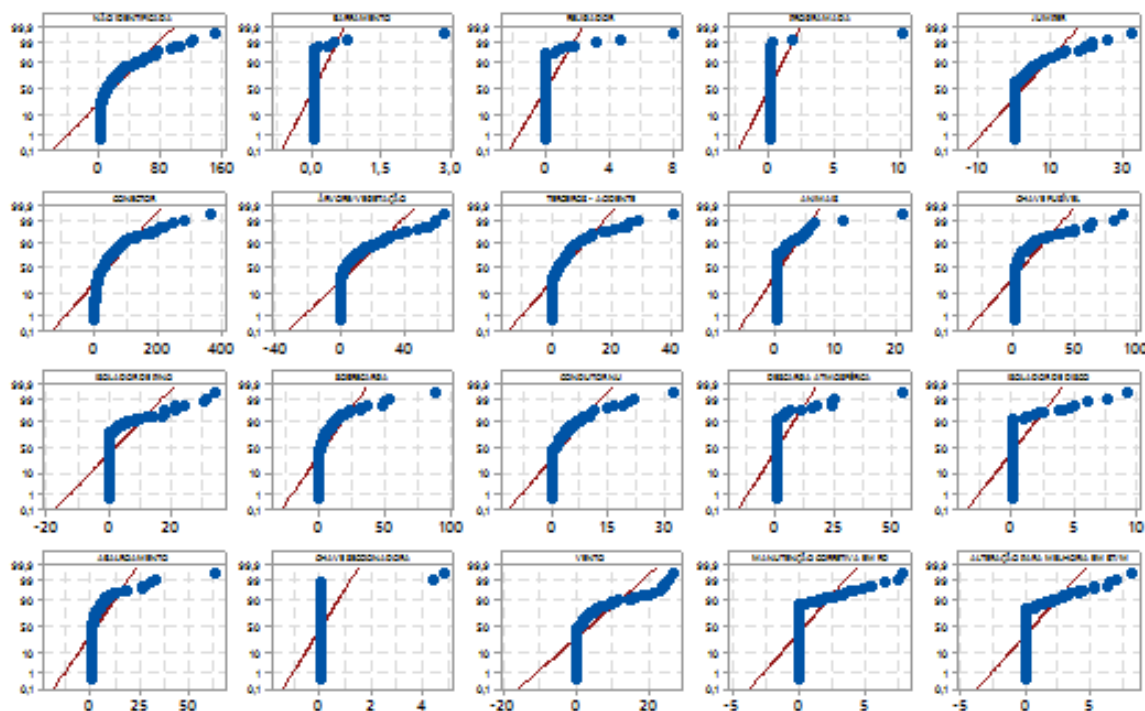




Fonte – Produzido pelo autor

Figura 60 – Gráfico de Probabilidade do FEC

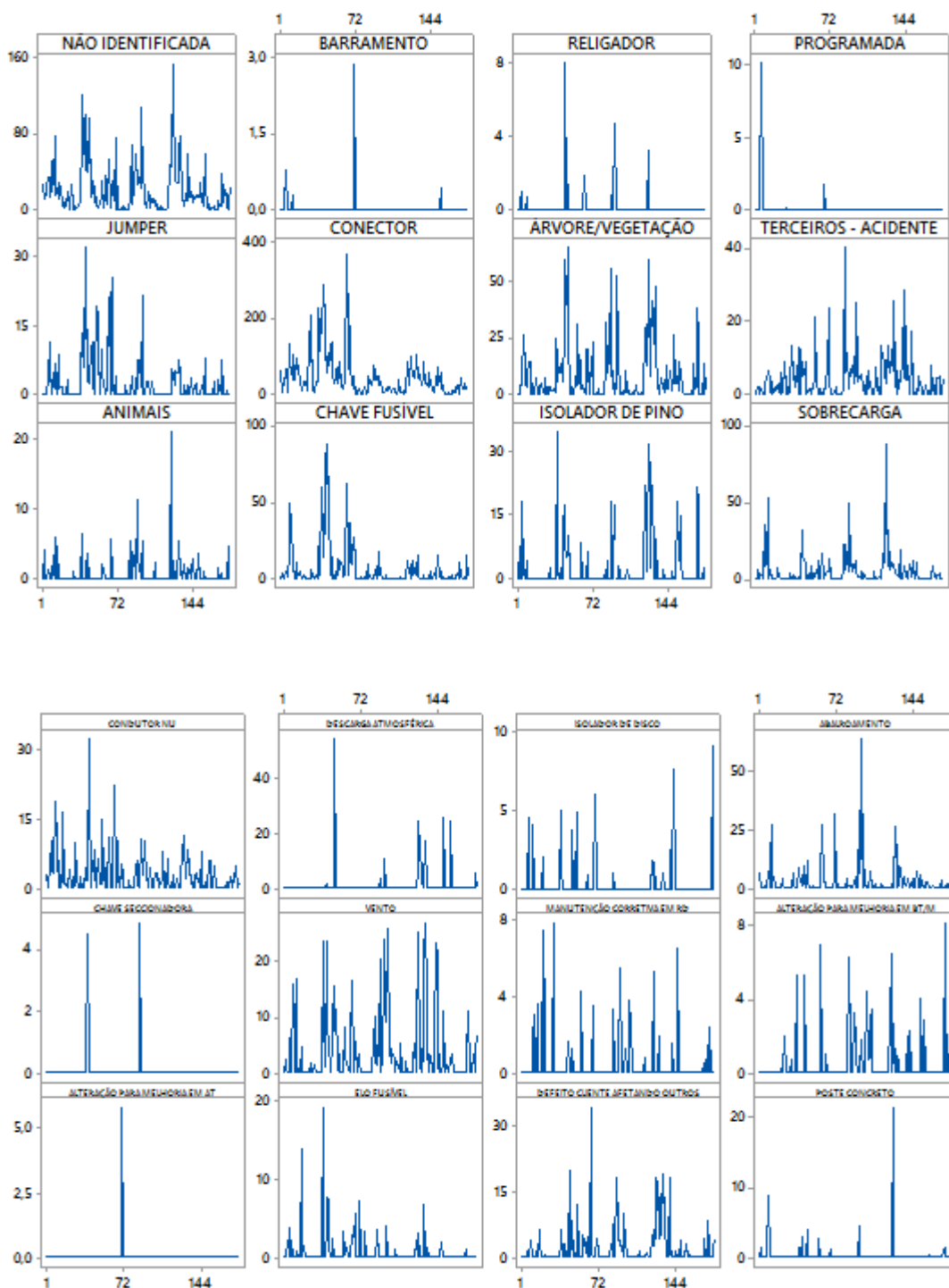


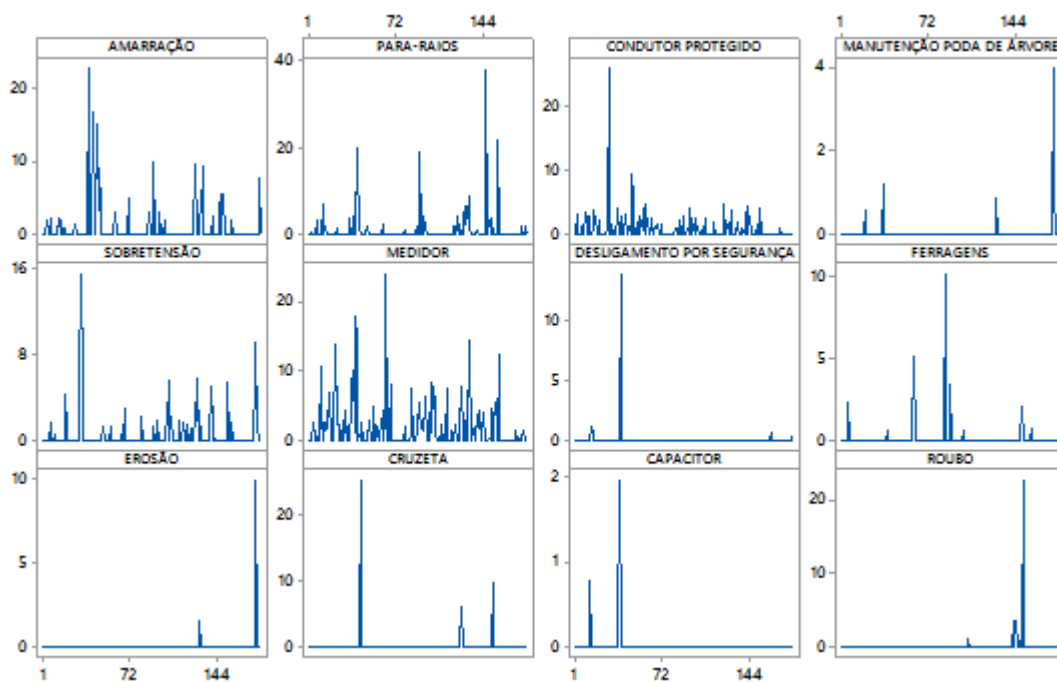
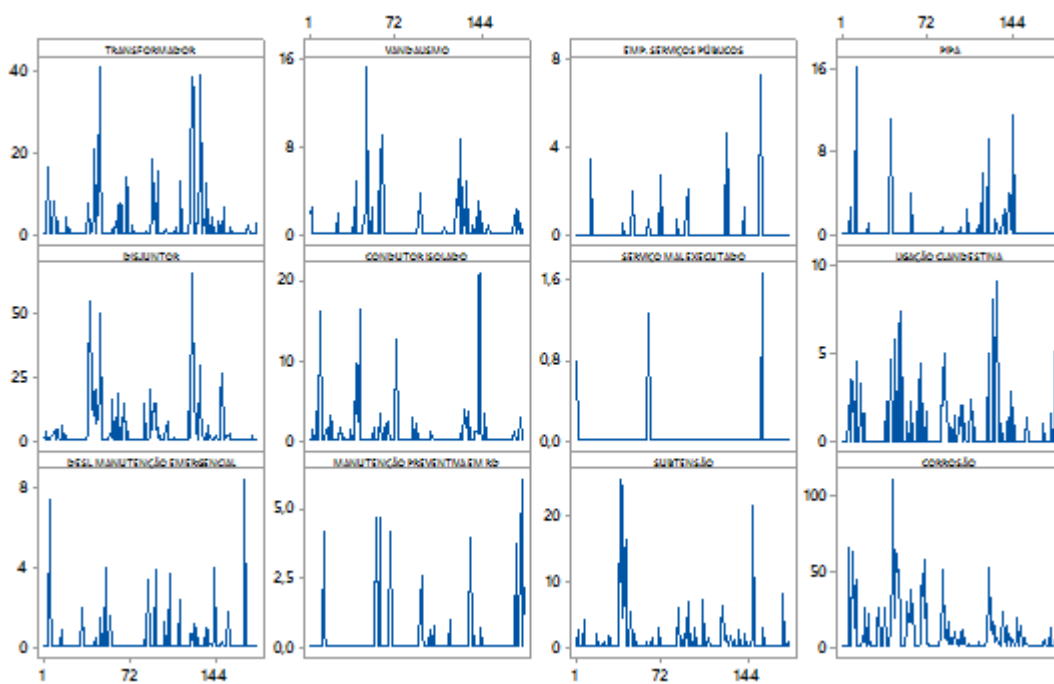


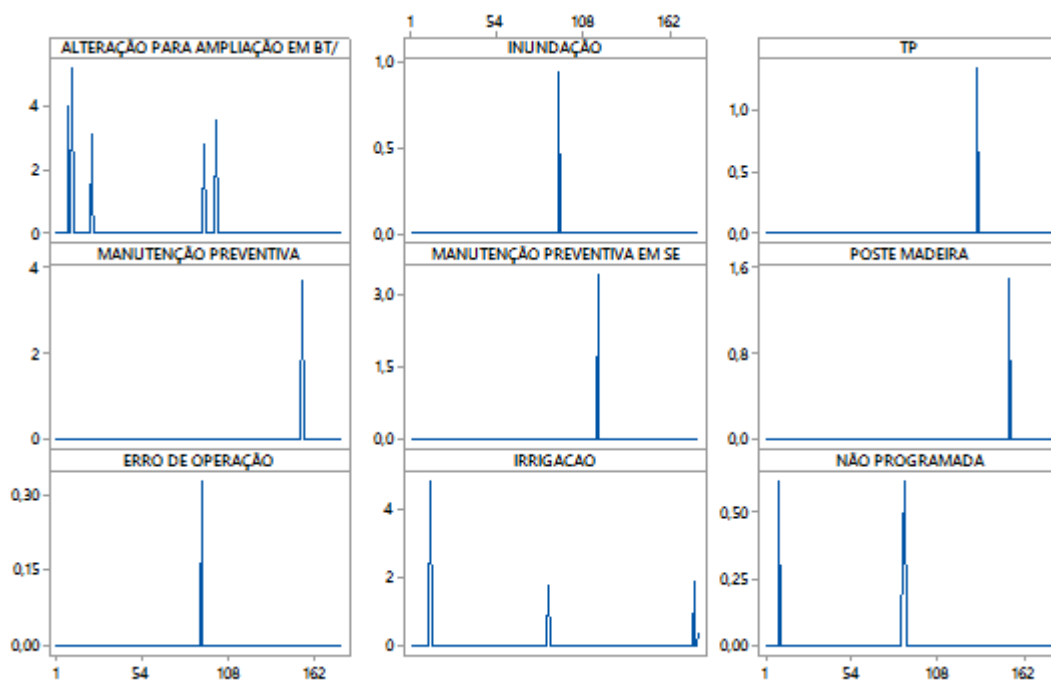
Fonte – Produzido pelo autor

## APÊNDICE B – GRÁFICO DE SÉRIES TEMPORAIS

Figura 61 – Gráfico de Séries Temporais DEC

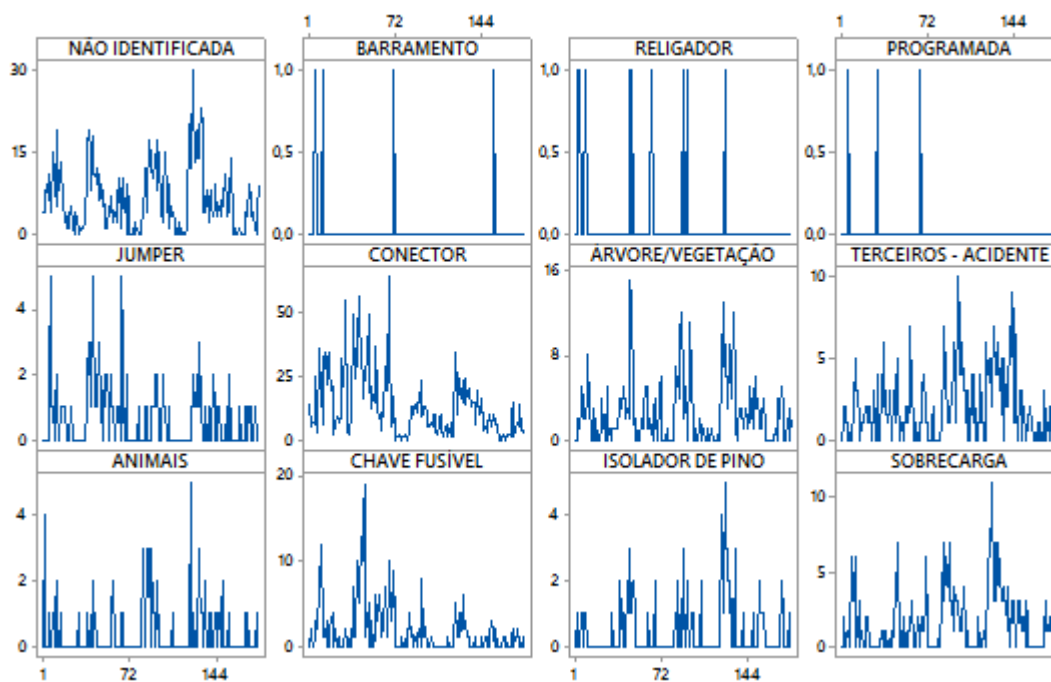


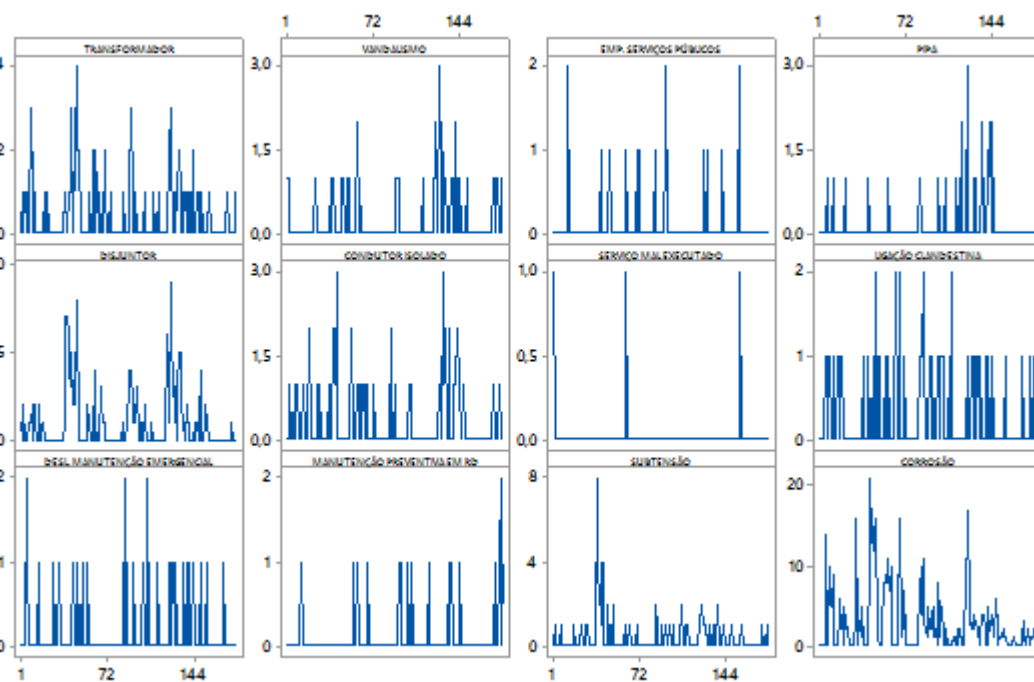
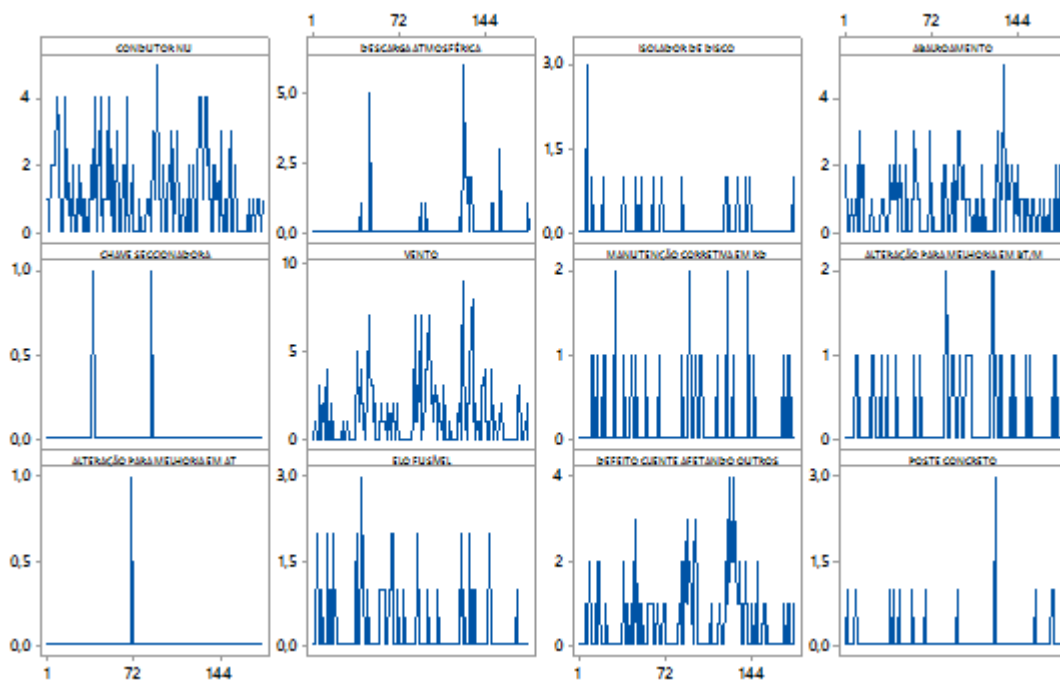




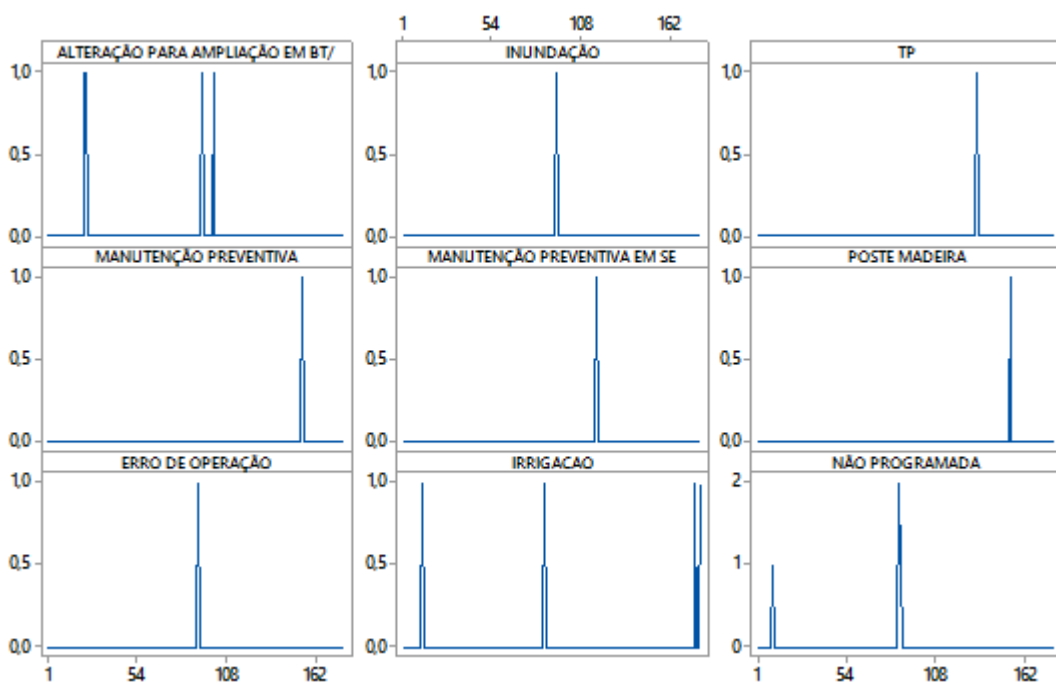
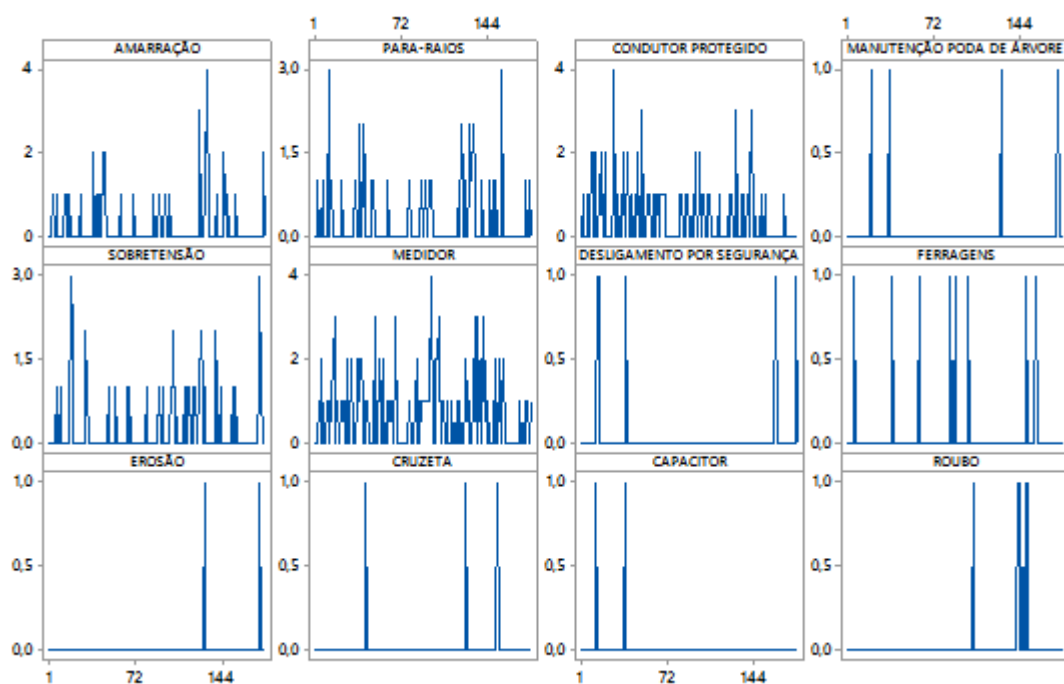
Fonte – Produzido pelo autor

Figura 62 – Gráfico de Séries Temporais FEC





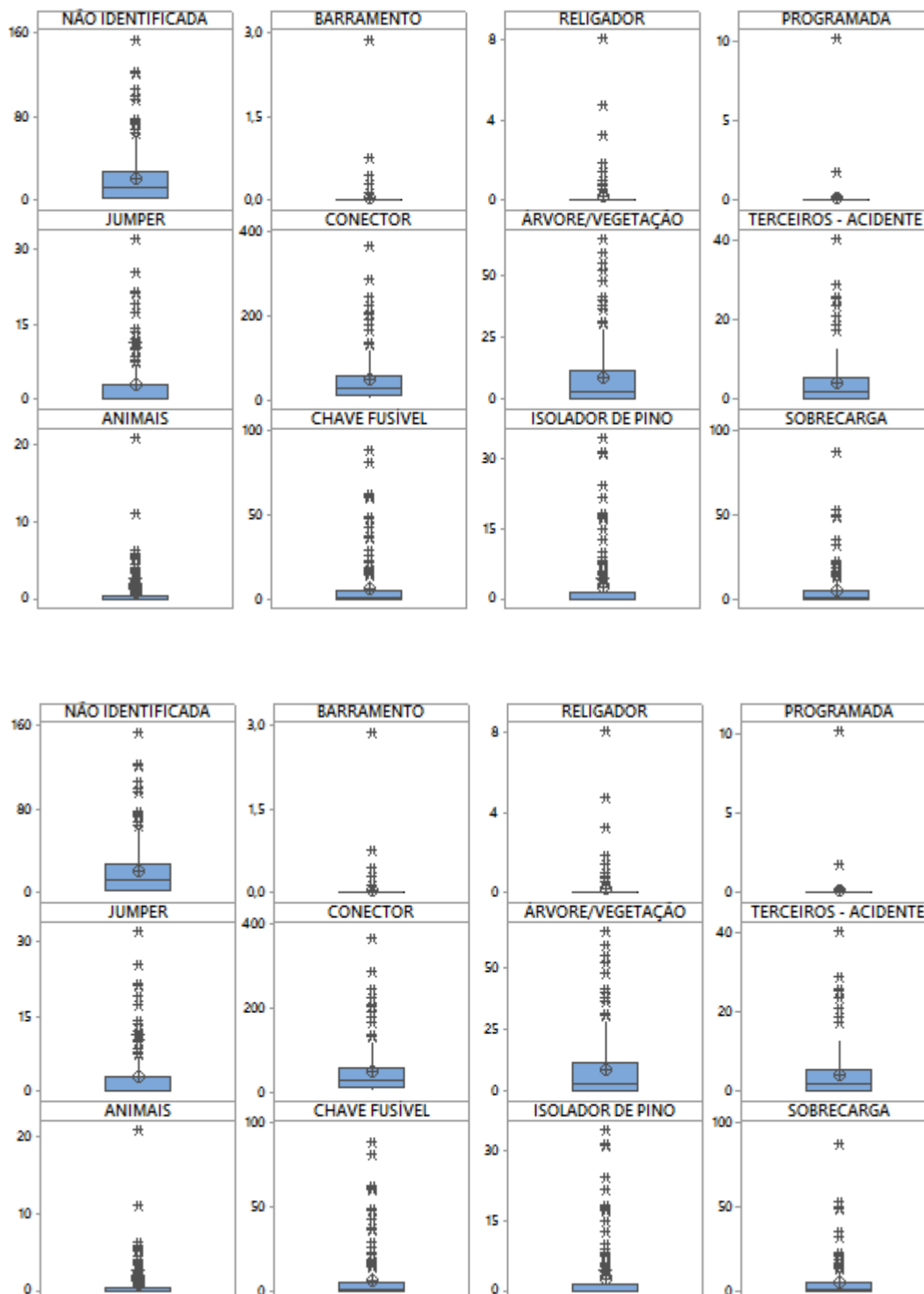


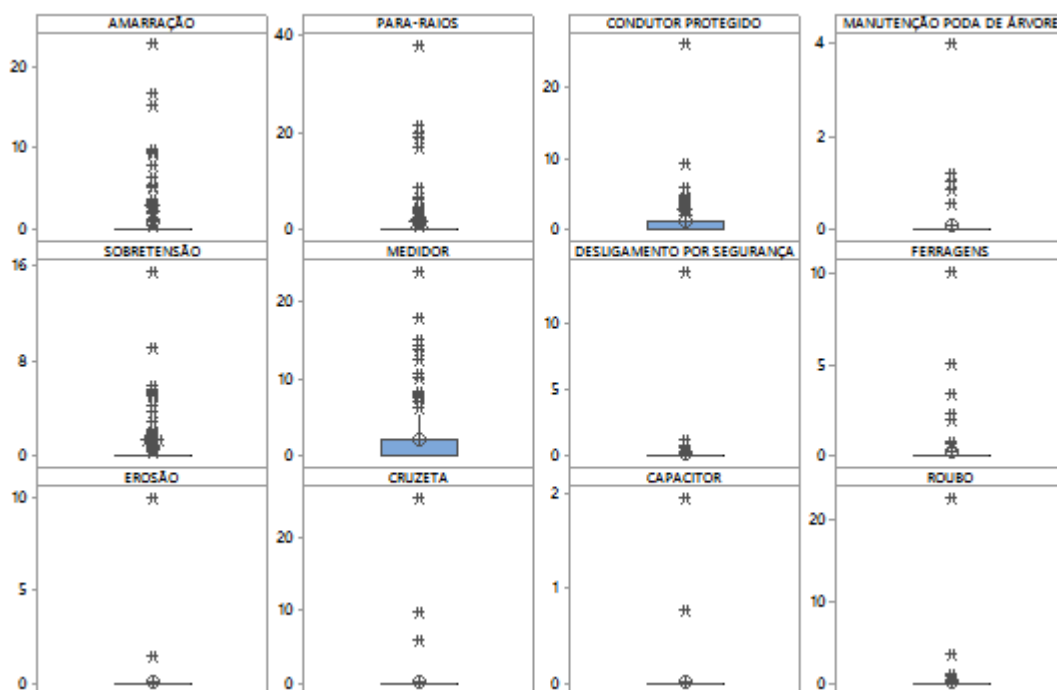
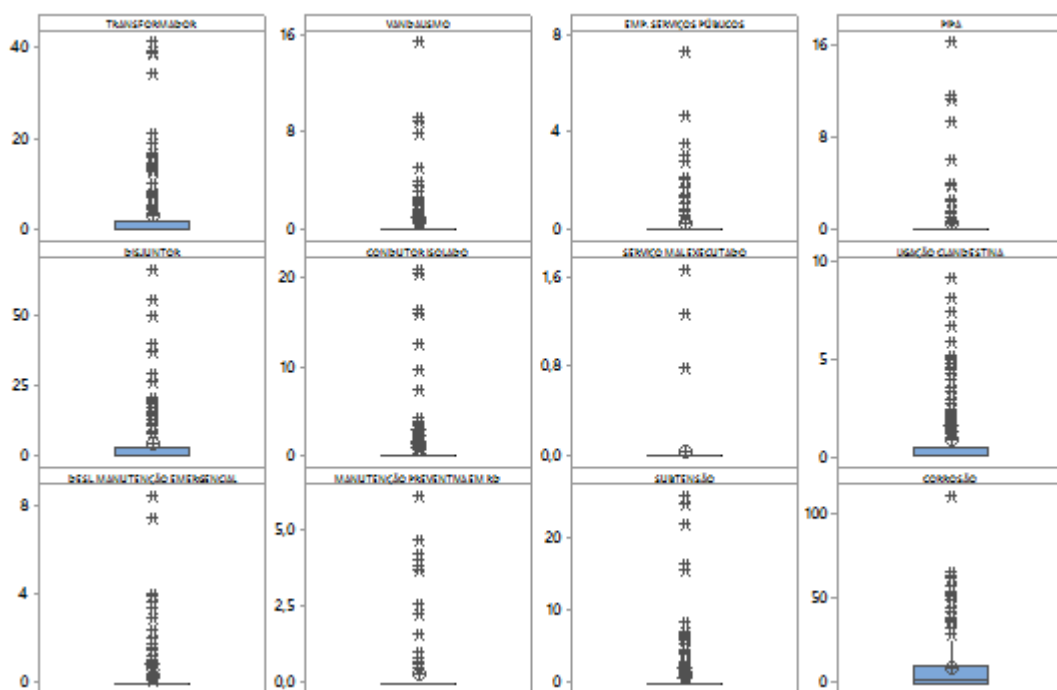


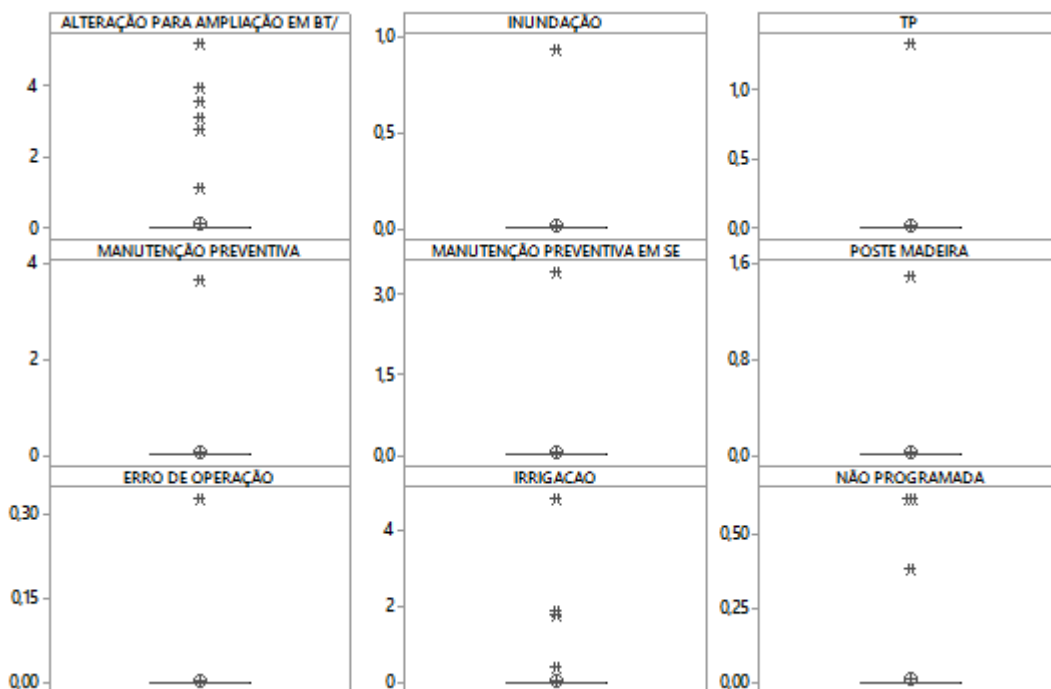
Fonte – Produzido pelo autor

## APÊNDICE C – GRÁFICO DE BOXPLOT DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA DO DEC E FEC

**Figura 63** – Gráfico Boxplot para as variáveis do DEC

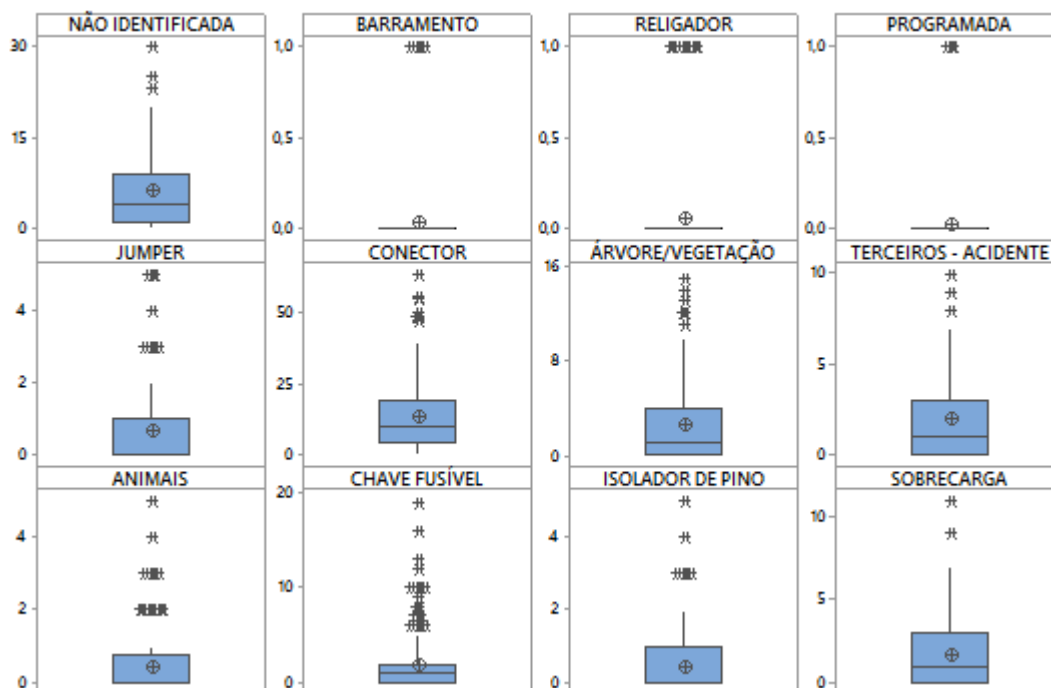


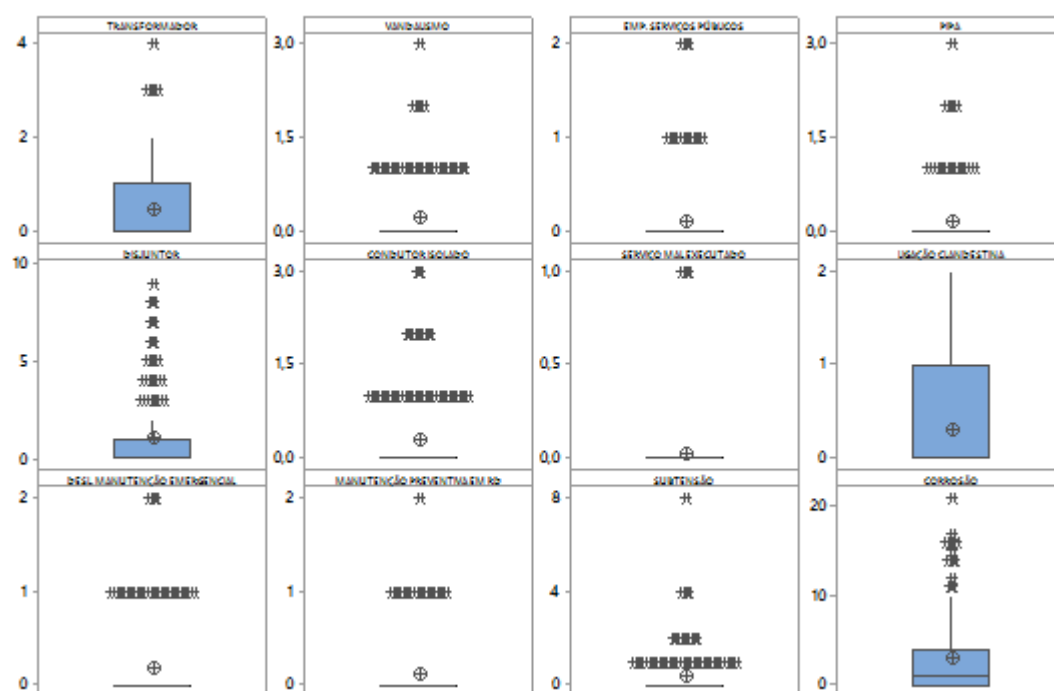
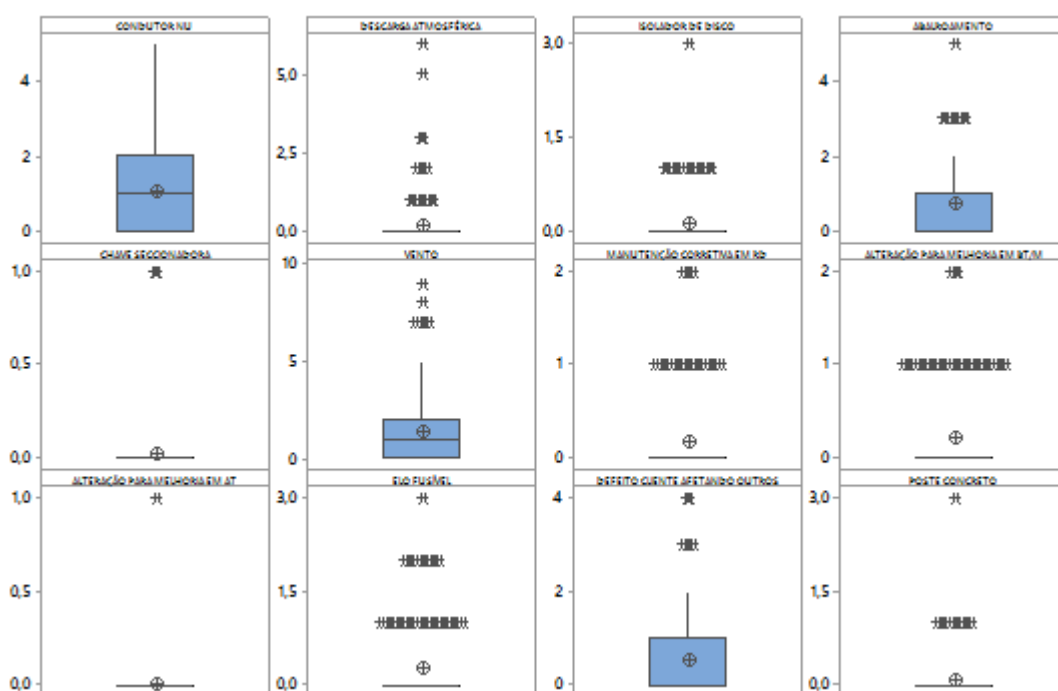


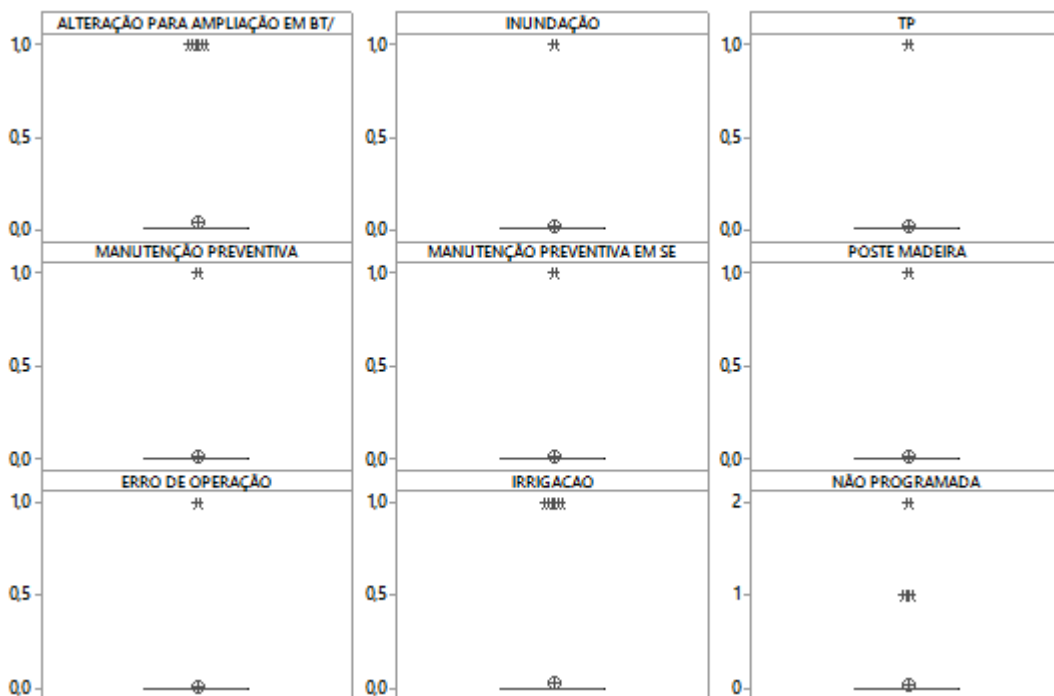
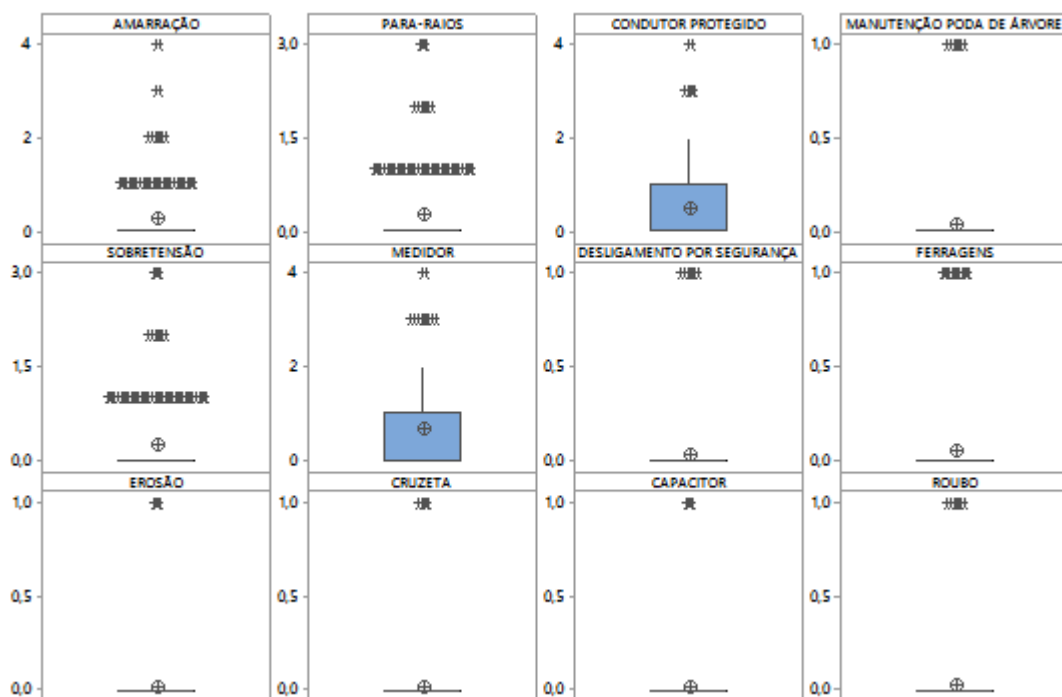


Fonte – Produzido pelo autor

Figura 64 – Gráfico Boxplot para as variáveis do FEC



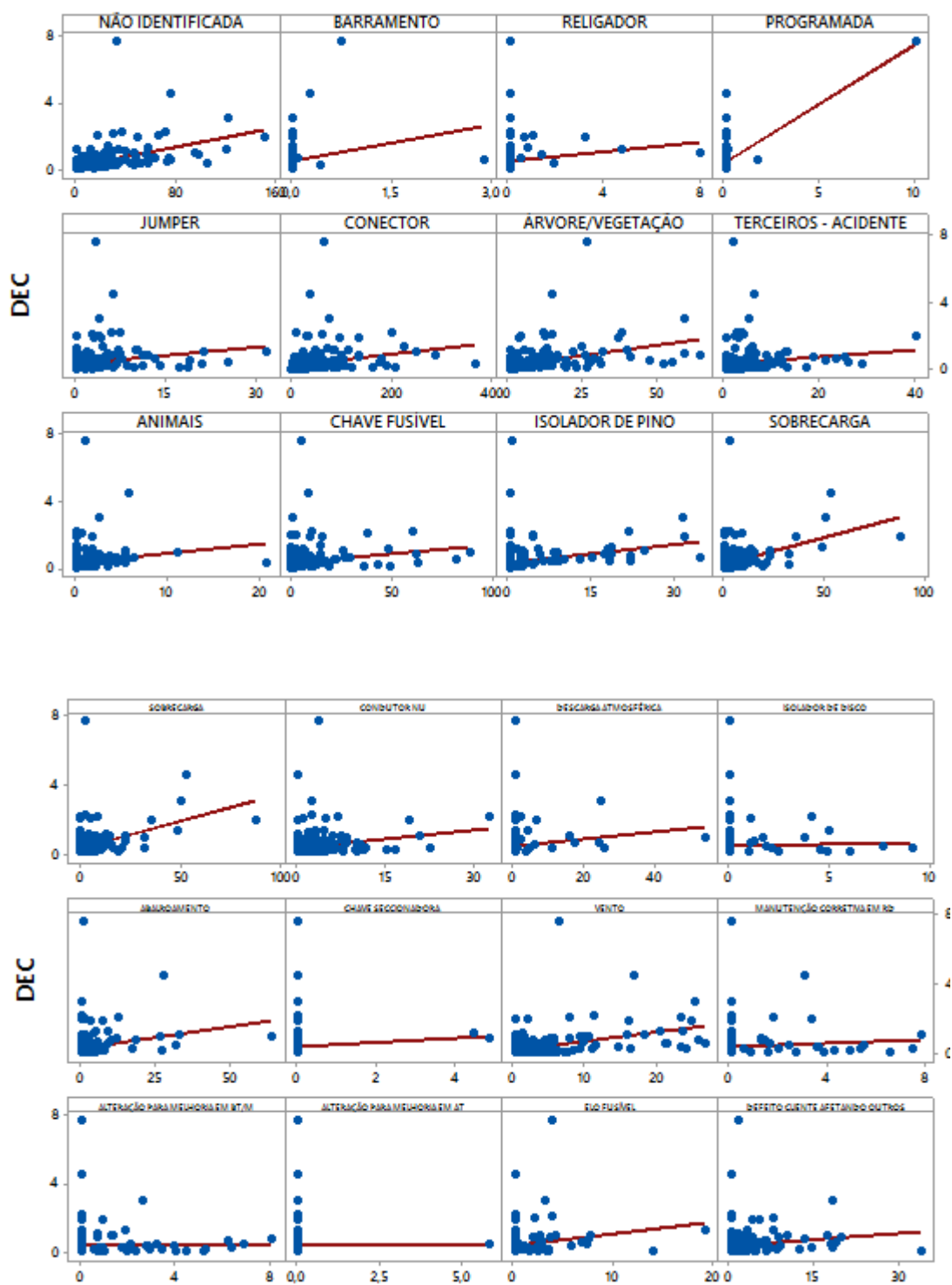


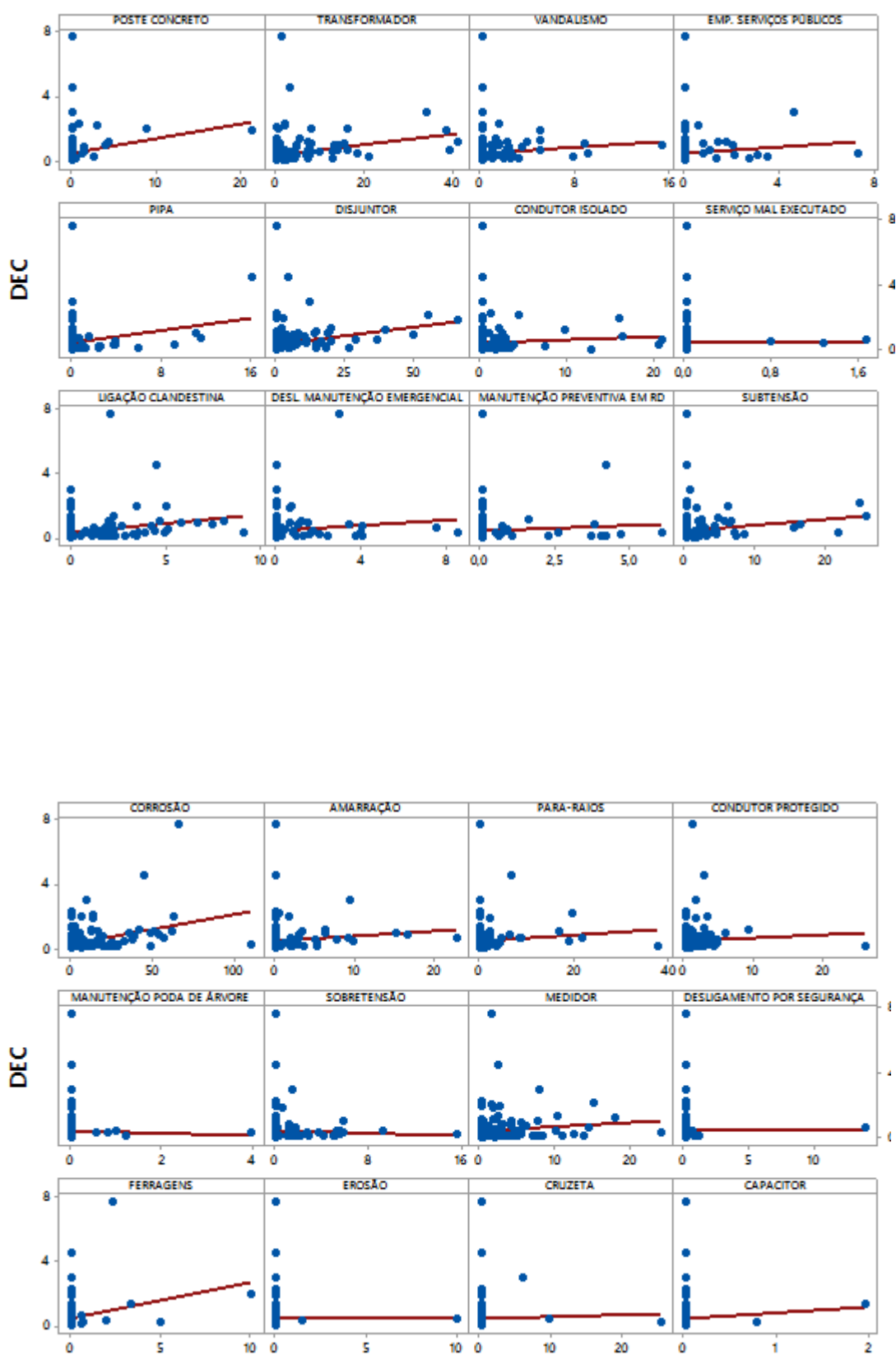


Fonte – Produzido pelo autor

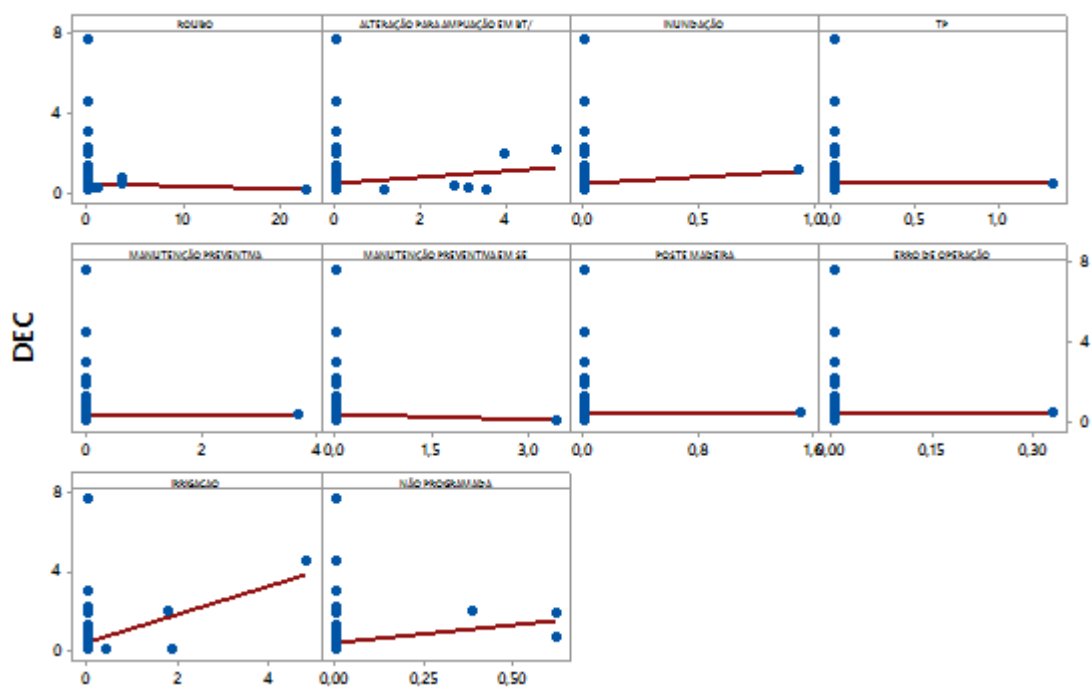
## APÊNDICE D – GRÁFICOS DE DISPERSÃO

Figura 65 – Gráfico de dispersão para as variáveis do DEC



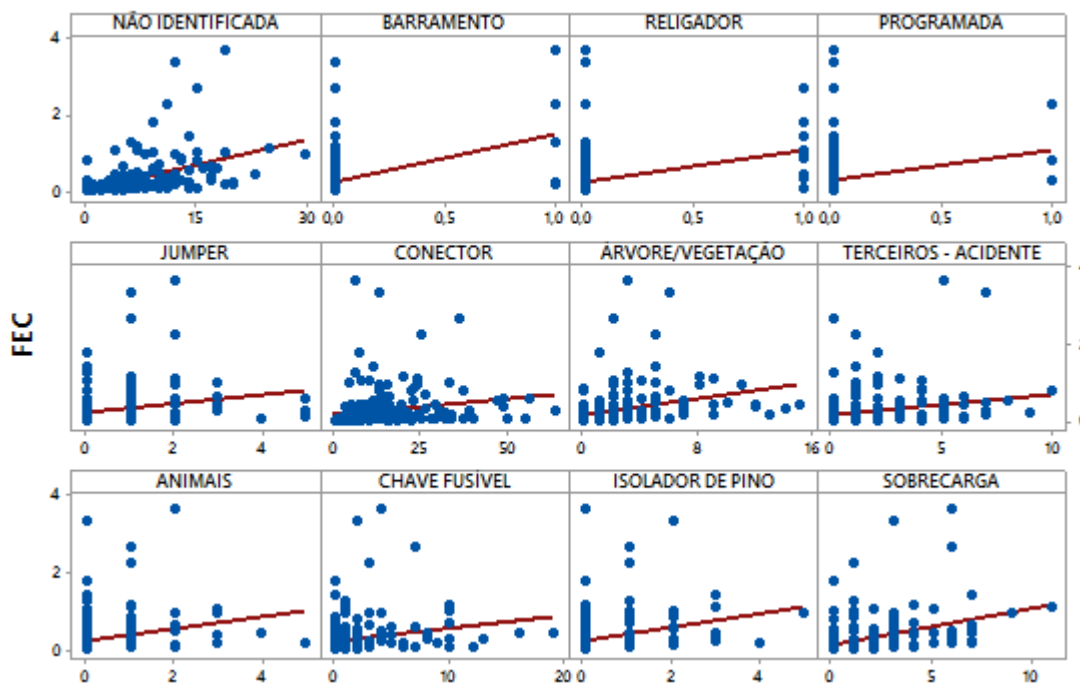


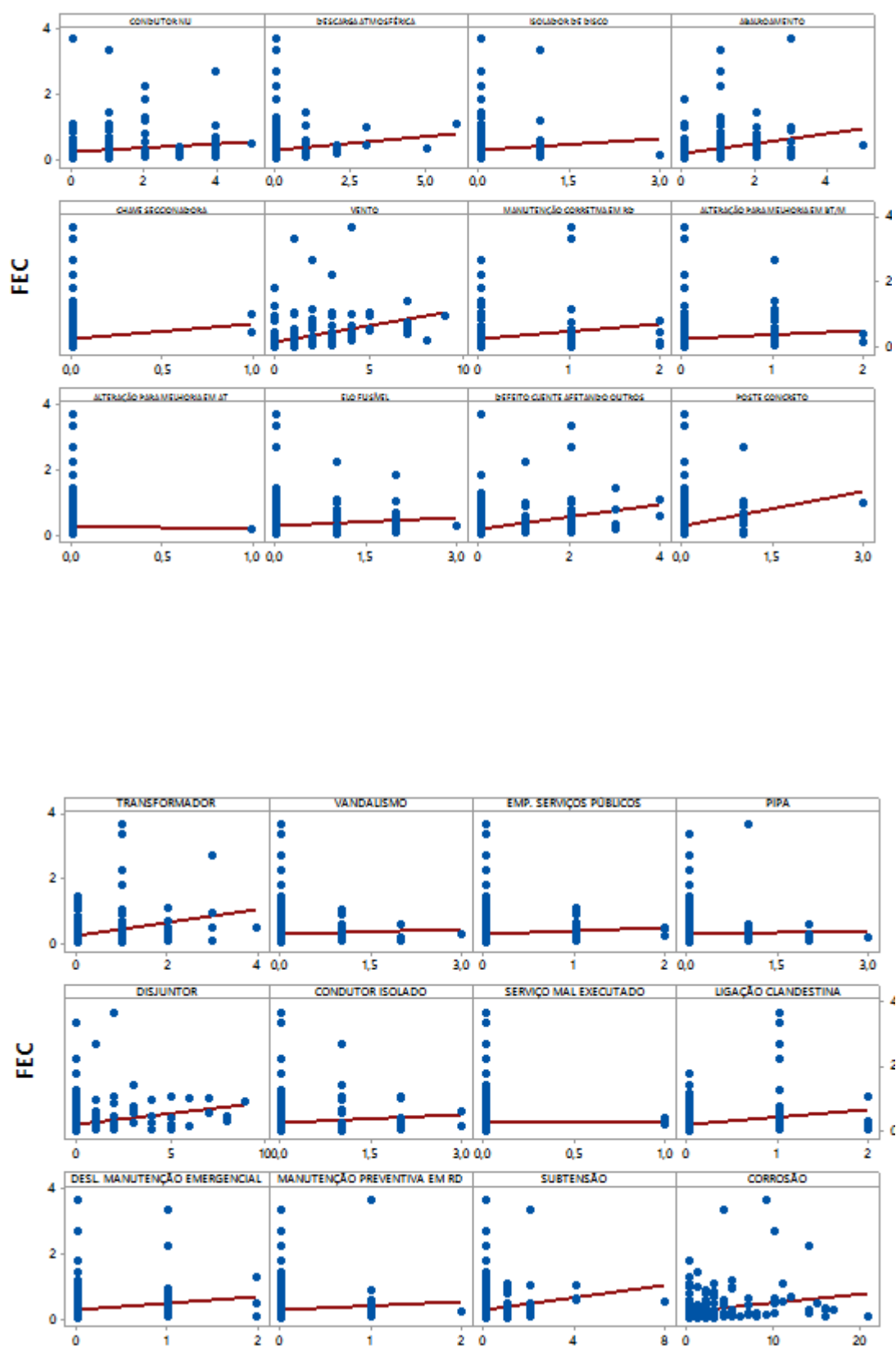


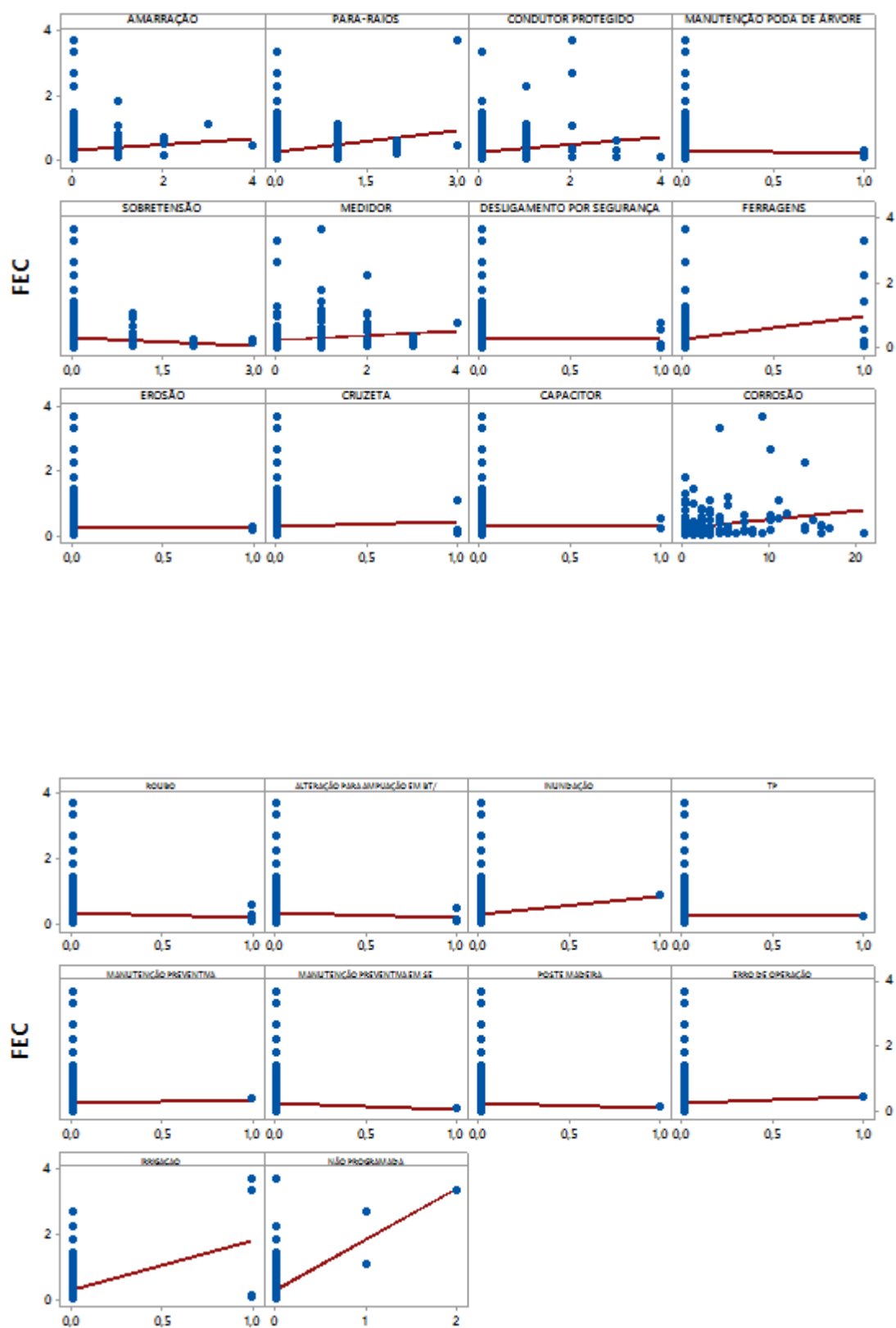


Fonte – Produzido pelo autor

Figura 66 – Gráfico de dispersão para as variáveis do FEC







Fonte – Produzido pelo autor

## APÊNDICE E – COEFICIENTES E VIF DOS INDICADORES DE CONTINUIDADE

**Tabela 37 – Modelo ARLM 01 - Coeficientes e VIF**

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00066	5,9	0,02275	6,17
Barramento	0,679	48,86	1,366	2,1
Religador	0,0289	2,9	0,718	1,83
Externa programada	0,6494	4,4	0,329	1,57
Jumper	-0,01521	2,39	0,022	2,38
Conector	0,000635	3,79	0,00013	3,71
Árvores e vegetação	0,00173	4,44	-0,0319	4,09
Acidentes de terceiros	-0,00597	2,66	0,0074	2,07
Animais	-0,0009	2,03	0,1003	2,15
Chave fuzível	-0,00232	3,56	0,015	2,83
Isolador de pino	0,03703	3,22	-0,0351	3,66
Sobrecarga	-0,00304	5,52	0,0001	4,44
Condutor nú	0,01478	2,95	0,0053	2,01
Descargas atmosféricas	-0,0071	3,51	-0,0119	3,67
Isolador de disco	0,0339	1,61	-0,0119	1,66
Abarroamento	0,01488	2,18	0,0609	1,85
Chave Seccionadora	0,1752	1,53	0,666	1,53
Vento	0,01968	4,43	0,0537	3,75
Manutenção Corretiva em rede dist	0,0404	1,65	0,0914	1,91
Alteração para melhoria de BT e MT	-0,009	1,76	-0,015	1,99
Alteração para melhoria de AT	-0,384	45,48	-1,343	1,65
Elo fuzível	0,011	2,82	0,0345	1,85
Defeito de cliente afetand	-0,00719	1,82	0,0127	2,81
Poste de concreto	-0,0248	4,21	0,0739	1,92
Transformador	0,01443	3,17	-0,0454	2,68
Vandalismo	-0,0311	2,94	0,0382	1,99
Empresa de serviço publico	0,1161	3,97	0,097	2,65
Pipa	0,0466	2,21	-0,0039	1,89
Disjuntor	0,00807	5,06	-0,0378	3,58
Condutor isolado	-0,0109	1,95	-0,0774	1,84
Serviço mal executado	0,189	1,8	0,014	1,43
Ligação clandestina	0,0193	2,36	-0,1152	1,75
Desligamento para manut. emergencial	0,0064	1,28	-0,0299	1,66
Manutenção preventiva em rede dist.	-0,0486	1,76	-0,0607	1,7
Subtensão	0,0202	3	-0,0017	2,24
Corrosão	0,00127	2,82	-0,00403	2,52
Amarração	0,0038	4,02	0,0495	2,27
Para-raio	-0,00817	2,18	0,0717	2,66
Condutor protegido	-0,0103	1,31	0,0005	1,6
Manutenção para poda de árvore	0,0536	1,21	0,026	1,52
Sobretensão	-0,0121	1,49	0,012	1,81
Medidor	-0,00399	1,99	-0,0106	2,13
Desligamento por segurança	-0,1113	3,32	-0,116	1,37
Ferragens	0,0097	1,88	0,024	1,64
Erosão	0,0361	1,27	-0,174	1,54
Cruzeta	-0,0106	1,85	0,079	1,66
Capacitor	-0,22	2,74	0,052	1,96
Roubo	-0,0024	1,42	0,072	1,32
Alteração para ampliação de BT e MT	0,1491	1,44	-0,068	1,4
Inudação	-0,671	2,7	-0,563	1,74
Transformador de potencial	-0,226	1,31	-0,395	1,55
Mautençãop preventiva	-0,236	2,96	0,152	1,7
Manutenção preventiva em subestações	0,0286	1,01	0,063	1,07
Poste de madeira	-0,173	1,24	0,134	1,18
Erro de operação	-0,35	1,68	0,206	1,71
Irrigação	0,536	2,83	0,454	1,83
Não programada	1,04	1,85	1,346	1,93

Fonte – Produzido pelo autor

**Tabela 38 – Modelo ARLM 02 - Coeficientes e VIF**

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00671	3,78	0,03154	4,75
Barramento	-0,038	1,48	1,136	1,45
Religador	-0,0541	1,67	0,608	1,45
Externa programada	0,6788	1,45	0,389	1,46
Jumper	-0,0092	2,03	0,0268	1,89
Conector	-0,00013	3,53	-0,00156	3,09
Árvores e vegetação	-0,001	3,17	-0,0246	3,24
Acidentes de terceiros	-0,00702	1,81	0,0036	1,67
Animais	-0,0116	1,55	0,091	1,74
Chave fúzível	0,0012	2,66	0,0069	2,24
Isolador de pino	0,01862	2,05	-0,0451	2,7
Sobrecarga	0,01604	3,29	-0,0037	3,78
Condutor nú	0,00454	2,25	0,0026	1,63
Descarga atmosférica	-0,00256	2,47	-0,0165	2,44
Isolador de disco	0,0131	1,28		
Abarroamento	0,01612	1,63	0,0254	1,4
Vento	0,02246	3,29	0,0471	3,03
Manutenção corretiva em rede distrib	0,061	1,46	0,1071	1,55
Alteração para melhoria de BT e MT	-0,0157	1,39	-0,0397	1,6
Elo fuzível	0,002	2,06	0,0372	1,56
Defeito de cliente afetando outro	-0,01341	1,71	-0,0242	2,43
Poste de concreto	-0,0733	3,12	0,0122	1,67
Transformador	0,00706	2,53	-0,0321	2,12
Vandalismo	-0,0136	2,37	0,0298	1,64
Empresas de serviço público	0,0151	1,23	0,0629	1,27
Disjuntor	0,00308	3,17	-0,0153	2,67
Condutor isolado	-0,0063	1,62	-0,0693	1,49
Ligação clandestina	0,0529	1,91	-0,1077	1,53
Desligamento para manut. Emergencial	0,0253	1,15	0,0297	1,36
Subtenção	0,0205	2,38	-0,0055	1,72
Corrosão	0,00131	2,15	-0,00197	2,17
Amarração	-0,0299	2	0,0146	1,99
Para-raio	-0,00035	1,63	0,0786	1,83
Condutor protegido	0,0016	1,22	0,0158	1,38
Medidor	-0,0106	1,71	-0,0076	1,81
Ferragens	0,0287	1,6	0,032	1,46
Não programada	1,017	1,59	1,513	1,49

Fonte – Produzido pelo autor

**Tabela 39 – Modelo ARLM 03 - Coeficientes e VIF**

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00281	3,78	0,01254	4,75
Barramento	0,0496	1,48	0,3236	1,45
Religador	-0,0104	1,67	0,2377	1,45
Externa programada	0,1	1,45	0,201	1,46
Jumper	-0,00253	2,03	0,0178	1,89
Conector	0,000711	3,53	0,0023	3,09
Árvores e vegetação	0,00196	3,17	0,00223	3,24
Acidentes de terceiros	0,00295	1,81	0,01029	1,67
Animais	0,00373	1,55	0,0489	1,74
Chave fúzível	0,00015	2,66	0,0049	2,24
Isolador de pino	0,01042	2,05	0,0036	2,7
Sobrecarga	0,00295	3,29	0,0018	3,78
Condutor nú	0,00727	2,25	0,0102	1,63
Descarga atmosférica	-0,0035	2,47	-0,0463	2,44
Isolador de disco	0,013	1,28		
Abarroamento	0,00673	1,63	0,0186	1,4
Vento	0,00762	3,29	0,022	3,03
Manutenção corretiva em rede distrib	0,0328	1,46	0,0259	1,55
Alteração para melhoria de BT e MT	0,0081	1,39	0,0246	1,6
Elo fuzível	-0,00054	2,06	0,0217	1,56
Defeito de cliente afetando outro	-0,00408	1,71	0,0078	2,43
Poste de concreto	-0,026	3,12	0,023	1,67
Transformador	0,00368	2,53	-0,0201	2,12
Vandalismo	0,0089	2,37	0,0465	1,64
Empresas de serviço público	0,008	1,23	0,0726	1,27
Disjuntor	-0,00045	3,17	-0,0173	2,67
Condutor isolado	0,00001	1,62	-0,0187	1,49
Ligação clandestina	0,0139	1,91	-0,0222	1,53
Desligamento para manut. Emergencial	0,0302	1,15	0,059	1,36
Subtenção	0,00707	2,38	0,0033	1,72
Corrosão	0,00051	2,15	-0,00574	2,17
Amarração	-0,00697	2	0,0466	1,99
Para-raio	-0,00136	1,63	0,0205	1,83
Condutor protegido	-0,002	1,22	-0,0007	1,38
Medidor	-0,00368	1,71	0,0004	1,81
Ferragens	0,0056	1,6	-0,015	1,46
Não programada	0,497	1,59	0,3275	1,49

Fonte – Produzido pelo autor

**Tabela 40 – Modelo ARLM 04 - Coeficientes e VIF**

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00071	5,01	0,00386	6,07
Barramento	0,241	1,28	0,53	2,04
Religador	1,836	1,38	-0,164	2,31
Externa programada	-0,022	1,81	0,208	1,6
Jumper	0,00806	2,19	0,0162	2,31
Conector	0,000585	2,1	0,00366	3,4
Árvores e vegetação	0,00672	4,04	0,0417	5,25
Acidentes de terceiros	-0,00368	2,46	0,0035	1,96
Animais	0,0358	3,11	0,073	1,74
Chave fuzível	0,02074	3,81	0,00143	3,78
Isolador de pino	0,03177	2,91	0,0293	4,28
Sobrecarga	-0,01691	3,45	0,0262	5,76
Condutor nú	-0,00217	2,2	-0,0272	2,26
Descargas atmosféricas	0,008	6,72	-0,0232	4,06
Isolador de disco	0,0035	2,04	-0,0055	1,96
Abarroamento	0,0433	2,58	-0,0215	2,22
Chave Seccionadora	0,1858	1,56	-0,391	2,16
Vento	0,01606	3,51	0,0388	3,6
Manutenção Corretiva em rede dist	0,0509	1,96	0,0892	2,37
Alteração para melhoria de BT e MT	-0,0149	1,76	-0,0257	2,4
Elo fuzível	-0,0028	1,52	-0,674	2,04
Defeito de cliente afetand	-0,00345	1,63	-0,0228	2,82
Poste de concreto	0,0216	2,63	0,0208	3,08
Transformador	-0,00094	2,64	0,1136	2,38
Vandalismo	0,0263	3,88	-0,0273	3,32
Empresa de serviço publico	-0,1982	10,93	0,0146	2,2
Pipa	-0,03	1,82	-0,1614	3,53
Disjuntor	-0,01177	2,79	0,0065	2,01
Condutor isolado	-0,00314	1,69	-0,0246	3,82
Serviço mal executado	-0,028	6,53	-0,0567	1,94
Ligação clandestina	0,0041	1,86	0,381	1,71
Desligamento para manut. emergencial	-0,0116	1,37	0,0002	1,81
Manutenção preventiva em rede dist.	-0,0313	3,06	0,0445	1,95
Subtensão	-0,0011	3,34	0,0427	1,71
Corrosão	-0,00565	1,89	-0,005	2,83
Amarração	0,0019	4	-0,01365	2,31
Para-raio	-0,01269	2,32	0,0116	3,42
Condutor protegido	-0,00154	1,52	-0,0929	3,03
Manutenção para poda de árvore	0,0881	1,36	-0,0183	1,58
Sobretensão	-0,0079	1,7	0,0545	1,64
Medidor	0,00154	1,54	0,0235	2,12
Desligamento por segurança	-0,197	1,22	0,013	2,21
Ferragens	-0,026	1,5	0,027	1,57
Erosão	0,0138	1,47	-0,103	1,79
Cruzeta	-0,01	1,3	-0,075	1,86
Capacitor	0,923	2,7	0,106	1,81
Roubo	0,007	2,58	0,176	3,4
Alteração para ampliação de BT e MT	0,0352	1,93	-0,0603	1,44
Mautençãop preventiva	0,387	8,75	-0,027	1,35
Manutenção preventiva em subestações	0,0266	1,02	0,432	2,24
Poste de madeira	-0,136	1,49	0,045	1,11
Erro de operação	1,3	2,83	0,018	1,28
Irrigação	0,03	1,53	0,109	2,3
Não programada	1,399	1,7	-0,118	1,47

Fonte – Produzido pelo autor

**Tabela 41 – Modelo ARLM 05 - Coeficientes e VIF**

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00219	5,01	0,00671	6,07
Barramento	0,327	1,28	0,407	2,04
Religador	0,903	1,38	-0,124	2,31
Externa programada	0,163	1,81	0,207	1,6
Jumper	0,00229	2,19	0,0086	2,31
Conector	0,001349	2,1	0,00474	3,4
Árvores e vegetação	0,00119	4,04	0,03387	5,25
Acidentes de terceiros	0,00116	2,46	0,01748	1,96
Animais	0,019	3,11	0,0644	1,74
Chave fuzível	0,00789	3,81	0,00072	3,78
Isolador de pino	0,01417	2,91	0,0143	4,28
Sobrecarga	-0,00459	3,45	0,021	5,76
Condutor nú	0,01013	2,2	-0,0028	2,26
Descargas atmosféricas	-0,0088	6,72	-0,0885	4,06
Isolador de disco	0,0157	2,04	0,006	1,96
Abarroamento	0,0253	2,58	-0,0263	2,22
Chave Seccionadora	0,0968	1,56	-0,365	2,16
Vento	0,01843	3,51	0,0263	3,6
Manutenção Corretiva em rede dist	0,034	1,96	0,0275	2,37
Alteração para melhoria de BT e MT	0,0134	1,76	0,0085	2,4
Alteração para melhoria de AT			-0,409	2,04
Elo fuzível	-0,0075	1,52	0,0052	2,82
Defeito de cliente afetand	0,00112	1,63	0,0195	3,08
Poste de concreto	0,0514	2,63	0,0982	2,38
Transformador	0,00122	2,64	0,0047	3,32
Vandalismo	0,0026	3,88	0,0445	2,2
Empresa de serviço publico	-0,0732	10,93	-0,1123	3,53
Pipa	-0,0208	1,82	0,0203	2,01
Disjuntor	-0,00998	2,79	-0,0394	3,82
Condutor isolado	-0,00555	1,69	-0,0725	1,94
Serviço mal executado	0,24	6,53	0,481	1,71
Ligação clandestina	0,006	1,86	0,0112	1,81
Desligamento para manut. emergencial	0,018	1,37	0,0469	1,95
Manutenção preventiva em rede dist.	0,004	3,06	0,0909	1,71
Subtensão	0,0133	3,34	-0,0014	2,83
Corrosão	-0,00117	1,89	-0,00794	2,31
Amarração	0,033	4	0,0566	3,42
Para-raio	-0,00637	2,32	-0,0438	3,03
Condutor protegido	-0,0038	1,52	-0,0082	1,58
Manutenção para poda de árvore	0,0665	1,36	0,0825	1,64
Sobretensão	0,01053	1,7	0,074	2,12
Medidor	0,00735	1,54	0,0089	2,21
Desligamento por segurança	-0,087	1,22	0,0065	1,57
Ferragens	0,006	1,5	-0,0062	1,79
Erosão	0,0101	1,47	-0,061	1,86
Cruzeta	0,0151	1,3	0,123	1,81
Capacitor	0,445	2,7	0,088	3,4
Roubo	0,0166	2,58	-0,0063	1,44
Alteração para ampliação de BT e MT	-0,0214	1,93	-0,0445	1,35
Mautençãop preventiva	0,203	8,75	0,515	2,24
Manutenção preventiva em subestações	0,0731	1,02	0,13	1,11
Poste de madeira	0,049	1,49	0,13	1,28
Erro de operação	-0,427	2,83	-0,012	2,3
Irrigação	-0,031	1,53	-0,099	1,47
Não programada	0,809	1,7		

Fonte – Produzido pelo autor



**Tabela 42 – Modelo ARLM 06 - Coeficientes e VIF**

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00328	1,86	0,00928	3,43
Barramento			0,5035	1,55
Religador	0,932	1,03		
Externa programada			0,2304	1,09
Jumper	0,00823	1,16		
Conector	0,001364	1,22	0,00443	1,43
Árvores e vegetação			0,0273	2,08
Acidentes de terceiros			0,01994	1,31
Animais	0,01807	1,8	0,075	1,3
Chave fuzível	0,00635	1,43		
Descargas atmosféricas			-0,0535	2,13
Isolador de disco	0,02114	1,28		
Abarroamento	0,03069	1,24		
Chave Seccionadora	0,1031	1,04		
Vento	0,00701	1,37	0,02741	2,1
Manutenção Corretiva em rede dist	0,03399	1,12		
Alteração para melhoria de AT			-0,35	1,55
Poste de concreto			0,0757	1,44
Vandalismo			0,0529	1,29
Pipa	-0,0271	1,54		
Disjuntor			-0,028	2,28
Condutor isolado			-0,0661	1,32
Serviço mal executado			0,3516	1,14
Ligação clandestina	0,0169	1,24		
Manutenção preventiva em rede dist.			0,0613	1,07
Manutenção para poda de árvore	0,0832	1,04		
Sobretensão			0,0748	1,22
Cruzeta			0,186	1,47
Mautençãop preventiva			0,344	1,02
Manutenção preventiva em subestações	0,0653	1,01		
Não programada	0,648	1,05		

Fonte – Produzido pelo autor

**Tabela 43 – Modelo ARLM 07 - Coeficientes e VIF**

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00275	2,44	0,00885	3,51
Religador	0,902	1,04	0,5065	1,55
Externa programada	0,131	1,49	0,2085	1,16
Jumper	0,00402	1,64		
Conector	0,001271	1,28	0,00396	1,49
Árvores e vegetação			0,02532	2,23
Acidentes de terceiros			0,01941	1,35
Animais	0,01964	2,3	0,0719	1,32
Chave fuzível	0,00693	1,57		
Isolador de pino	0,02084	1,47		
Sobrecarga	-0,00475	2,42		
Condutor nú	0,00893	1,41		
Descargas atmosféricas			-0,0736	2,67
Abarroamento	0,02823	1,6		
Chave Seccionadora	0,1124	1,19		
Vento	0,00939	1,49	0,02753	2,17
Manutenção Corretiva em rede dist	0,0367	1,43	0,0307	1,26
Defeito de cliente afetand			-0,401	1,59
Poste de concreto			0,0318	1,9
Vandalismo	0,0224	1,32	0,0938	1,6
Pipa	-0,0222	1,61		
Disjuntor			0,0485	1,38
Condutor isolado			-0,0695	1,43
Serviço mal executado			0,3569	1,14
Ligação clandestina	0,0077	1,41		
Manutenção preventiva em rede dist.			0,0638	1,08
Amarração	0,0198	1,63	0,0322	2
Para-raio	-0,00599	1,72		
Manutenção para poda de árvore	0,066	1,19		
Sobretensão	0,00878	1,29	0,0788	1,29
Cruzeta			0,181	1,47
Mautençãop preventiva			0,363	1,03
Manutenção preventiva em subestações	0,0569	1,05		
Poste de madeira	0,0674	1,01		
Não programada	0,865	1,41		

Fonte – Produzido pelo autor

**Tabela 44** – Modelo ARLM 08 - Coeficientes e VIF

Variável	DEC		FEC	
	Coef	VIF	Coef	VIF
Não identificada	0,00239	1,92	0,01111	3,27
Barramento			0,494	1,54
Religador	0,905	1,02		
Externa programada	0,1916	1,06	0,2385	1,09
Jumper				
Conector	0,00131	1,23	0,00425	1,42
Árvores e vegetação			0,02525	2
Acidentes de terceiros			0,01734	1,24
Animais	0,01521	1,32	0,075	1,3
Chave fuzível	0,00658	1,43		
Isolador de pino	0,02165	1,27		
Sobrecarga				
Condutor nú	0,01012	1,24		
Descargas atmosféricas			-0,0355	1,69
Isolador de disco				
Abarroamento	0,0292	1,2		
Chave Seccionadora	0,1141	1,02		
Vento	0,01018	1,33	0,03013	2,02
Manutenção Corretiva em rede dist	0,03105	1,1		
Alteração para melhoria de AT			-0,334	1,55
Vandalismo			0,052	1,26
Disjuntor			-0,0258	2,15
Condutor isolado			-0,0756	1,27
Serviço mal executado			0,3222	1,11
Manutenção preventiva em rede dist.			0,068	1,06
Manutenção para poda de árvore	0,0819	1,03		
Sobretensão			0,0733	1,22
Mautençãop preventiva			0,332	1,02
Não programada	0,74	1,04		

**Fonte** – Produzido pelo autor