

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO  
CENTRO UNIVERSITÁRIO NORTE DO ESPÍRITO SANTO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENERGIA

ALOISIO RAMOS DA PAIXÃO

**SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO INTELIGENTE DE CARGAS  
ELÉTRICAS SIMILARES E NÃO SIMILARES**

SÃO MATEUS

2016

ALOISIO RAMOS DA PAIXÃO

**SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO INTELIGENTE DE CARGAS  
ELÉTRICAS SIMILARES E NÃO SIMILARES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Energia do Centro Universitário Norte do Espírito Santo da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Energia.

Orientador: Prof. Dr. Wanderley Cardoso Celeste.

Coorientador: Prof. Dr. Luís Otávio Rigo Júnior.

SÃO MATEUS

2016

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)  
(Divisão de Biblioteca Setorial do CEUNES - BC, ES, Brasil)

---

P142s Paixão, Aloisio Ramos da, 1977 -  
Sistema de classificação inteligente de cargas elétricas  
similares e não similares / Aloisio Ramos da Paixão. – 2016.  
80 f. : il.

Orientador: Wanderley Cardoso Celeste.  
Coorientador: Luís Otávio Rigo Júnior.  
Dissertação (Mestrado em Energia) – Universidade Federal  
do Espírito Santo, Centro Universitário Norte do Espírito Santo.

1. Energia elétrica. 2. Cargas elétricas. 3. Sinais elétricos. 4.  
Sistema de classificadores inteligentes. I. Celeste, Wanderley  
Cardoso. II. Rigo Júnior, Luís Otávio. III. Universidade Federal do  
Espírito Santo. Centro Universitário Norte do Espírito Santo. IV.  
Título.

CDU: 620.9

---


**ALOISIO RAMOS DA PAIXÃO**


**SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO INTELIGENTE DE CARGAS  
ELÉTRICAS SIMILARES E NÃO SIMILARES**

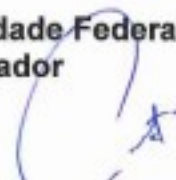
Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Energia da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Energia.

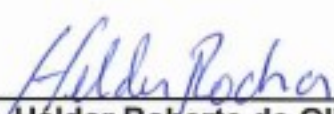
Aprovada em 01 de dezembro de 2016.

**COMISSÃO EXAMINADORA**

  
\_\_\_\_\_  
**Prof. Dr. Wanderley Cardoso  
Celeste**  
Universidade Federal do Espírito Santo  
Orientador

  
\_\_\_\_\_  
**Prof. Dr. Luis Otávio Rigo  
Júnior**  
Universidade Federal do Espírito Santo  
Coorientador

  
\_\_\_\_\_  
**Prof. Dr. Anibal Cotrina Atencio**  
Universidade Federal do Espírito Santo

  
\_\_\_\_\_  
**Prof. Dr. Hélder Roberto de Oliveira  
Rocha**  
Universidade Federal do Espírito Santo

*Dedico este trabalho aos meus pais, aos meus irmãos, à minha esposa Claudete e aos meus filhos Guilherme e Ariane.*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus pelo dom da vida. Agradeço também pelas pessoas que o Senhor colocou em meu caminho, elas desafiam-me, encorajam-me, inspiram-me e ajudam-me a ser uma pessoa melhor.

Agradeço aos meus pais Wilson e Marli, que não mediram esforços para construir uma base sólida para minha caminhada até aqui.

Agradeço à minha esposa Claudete, que sempre caminha ao meu lado, ajudando-me nos momentos de dificuldades e incentivando-me a continuar caminhando.

Agradeço aos meus filhos Guilherme e Ariane, que nunca deixaram de demonstrar carinho por mim, principalmente nos momentos mais difíceis desse trabalho.

Agradeço aos meus irmãos Antônio, Wilson Filho e Márcio, por sempre me apoiarem.

Agradeço aos demais familiares, amigos e amigas, pelo apoio e incentivo que me concederam durante esse trabalho.

Agradeço aos professores Dr. Wanderley Cardoso Celeste e Dr. Luís Otávio Rigo Júnior, que contribuíram imensamente no desenvolvimento do presente trabalho e pela maneira amigável que sempre demonstraram nos momentos de orientação.

Agradeço aos professores Dr. Anibal Cotrina Atencio e Dr. José Rafael Cápua Proveti, pelas contribuições apresentadas no Exame de Qualificação.

Agradeço aos professores e aos técnicos administrativos do IFES – Campus São Mateus, em especial, à Coordenadoria do Curso Técnico em Eletrotécnica pelas contribuições e pelo apoio incondicional.

Agradeço aos professores e aos técnicos administrativos do Programa de Pós-Graduação em Energia do Centro Universitário Norte do Espírito Santo pelos momentos compartilhados durante o Mestrado.

Agradeço a todas as pessoas que de maneira direta ou indireta contribuíram no desenvolvimento desse trabalho.

*“Não façam nada por competição e por desejo de receber elogios, mas por humildade, cada um considerando os outros superiores a si mesmo. Que cada um procure, não o próprio interesse, mas o interesse dos outros.”*

(Filipenses, 2:3-4)

## RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema de classificação inteligente de cargas elétricas similares e não similares, utilizando medição não intrusiva para a aquisição dos sinais elétricos de tensão e de corrente. Inicialmente implementa-se uma plataforma experimental contendo um arranjo com 4 cargas elétricas similares, isto é, de um mesmo fabricante e com especificações técnicas idênticas. Posteriormente utiliza-se um arranjo com 4 cargas elétricas não similares, a fim de possibilitar uma comparação com os trabalhos observados na literatura recente. Utilizam-se seis classificadores inteligentes no processo de identificação, a saber: *k-means* (*k*-médias), Raciocínio Baseado em Casos (RBC), RBC+*k-means* e três Redes Neurais Artificiais (RNA) do tipo *Multi-Layer Perceptron* (MLP), sendo uma RNA com 4 neurônios na camada escondida (MLP-4) e duas RNAs com 8 neurônios na camada escondida (MLP-8 e MLP-8-C30000), as quais se diferem apenas na quantidade de ciclos (épocas) utilizados como critério de parada durante o aprendizado. Os experimentos para as cargas elétricas similares são realizados com os dados obtidos através das frequências de amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz, a fim de verificar a influência da taxa de amostragem no processo de identificação. Verifica-se também a influência da quantidade de amostras utilizadas nos experimentos. Utilizam-se 50, 100 e 150 amostras para cada configuração de funcionamento das cargas, isto é, por dispositivo (4 cargas elétricas) e por classe ( $2^4=16$  configurações de funcionamento da plataforma experimental). Verifica-se que a taxa de amostragem na aquisição dos sinais elétricos e a quantidade de amostras utilizadas nos testes, influenciam no desempenho dos classificadores, abrindo-se possibilidades para o desenvolvimento de novos trabalhos que visem encontrar configurações ótimas envolvendo tais parâmetros. Para as cargas elétricas similares, obteve-se resultados de até 85,94% de acerto para os dispositivos e de até 73,75% para as classes. Para as cargas elétricas não similares, realizaram-se testes com 150 amostras e frequência de amostragem de 25kHz. Os resultados obtidos nestes testes mostram-se compatíveis com os resultados observados na literatura, isto é, os resultados variaram entre 92,69% e 100% de acerto.

**Palavras-chave:** Sinais elétricos, cargas elétricas similares, características elétricas, classificadores inteligentes.



## ABSTRACT

This research aims to development a system of intelligent classification of similar and non similar electrical loads, using non-intrusive measurement for the acquisition of voltage and current electric signals. Initially an experimental platform containing an arrangement with 4 similar electrical loads, that is, of the same manufacturer and with identical technical specifications, is implemented. Subsequently, an arrangement with 4 non-similar electric loads is used, in order to allow a comparison with the works observed in the recent literature. Six intelligent classifiers are used in the identification process, namely: *k-means*, *Case-Based Reasoning (CBR)*, *CBR+k-means* and three *Multi-Layer Perceptron (MLP) Artificial Neural Networks (ANN)*, being one ANN with 4 neurons in the hidden layer (MLP-4) and two ANNs with 8 neurons in the hidden layer (MLP-8 and MLP-8-C30000) that differ only in the number of cycles used as criterion of Learning. The experiments are performed using electrical signals sampled in the frequencies of 6.25kHz, 12.5kHz and 25kHz, in order to verify the influence of the sampling rate on the identification process. The influence of the number of samples used for the tests is also verified. For this, 50, 100 and 150 samples are used for each load configuration. The tests are performed per device (4 electric loads) and per class ( $2^4=16$  experimental platform operating configurations). It is verified that both sampling rate and number of samples are influenced the performance of the classifiers, opening up possibilities for the development of new works that aim to find optimal configurations involving such parameters. The results obtained for similar electrical loads reached 85.94% of success when identifying a connected device and 73.75% when identifying an arrangement configuration. On the other hand, results with non-similar electrical loads show the compatibility with the results found in the literature, that is, varying between 92.69% and 100% accuracy.

**Keywords:** Electrical signals, similar electrical loads, electrical characteristics, intelligent classifiers.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Formas de sinais elétricos.....	25
Figura 2 – Gráfico da forma de onda senoidal.....	28
Figura 3 – Circuito elétrico básico.....	29
Figura 4 – Comportamento do sinal elétrico senoidal em circuitos $R$ , $L$ e $C$ .....	30
Figura 5 – Sinais elétricos em cargas não lineares.....	31
Figura 6 – Circuito com duas cargas elétricas idênticas.....	32
Figura 7 – Sinais elétricos na carga $C1$ .....	33
Figura 8 – Sinais elétricos na carga $C2$ .....	33
Figura 9 – Plataforma experimental.....	35
Figura 10 – Diagrama esquemático da plataforma experimental.....	36
Figura 11 – Esquema elétrico para medição da tensão.....	38
Figura 12 – Relação entre a tensão de alimentação e a tensão medida.....	38
Figura 13 – Sensor de corrente.....	39
Figura 14 – Relação entre a corrente de alimentação e a tensão medida.....	40
Figura 15 – Aquisição dos sinais elétricos.....	41
Figura 16 – Sinais elétricos das cargas similares.....	42
Figura 17 – Sinais elétricos das cargas não similares.....	43
Figura 18 – Espectro de frequência da tensão e da corrente elétrica de uma das lâmpadas.....	47
Figura 19 – Ilustração do algoritmo <i>Back Propagation</i> .....	52
Figura 20 – Gráficos dos resultados na etapa de teste para os dispositivos similares.....	58
Figura 21 – Gráficos dos resultados na etapa de teste para as classes das cargas similares.....	61
Figura 22 – Variações percentuais no processo de identificação das cargas similares na etapa de testes para as classes.....	62

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Iniciativas adotadas em alguns países para implementação de <i>smart grid</i> .....	17
Quadro 2 – Tabela de confusão do teste de acionamento individual das cargas, Tabela 14 (Nascimento, 2012).....	21
Quadro 3 – Pontos de observação para os sinais elétricos das Figuras 7 e 8.....	34
Quadro 4 – Informações técnicas das lâmpadas.....	36
Quadro 5 – Informações técnicas das cargas não similares.....	37
Quadro 6 – Configurações de funcionamento para as cargas similares.....	43
Quadro 7 – Configurações de funcionamento para as cargas não similares.....	44

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados dos experimentos para as cargas elétricas similares.....	56
Tabela 2 – Resultados dos experimentos para as cargas elétricas não similares.....	59
Tabela 3 – Resultados no processo de identificação dos dispositivos para as cargas elétricas não similares.....	65
Tabela 4 – Resultados dos experimentos para as classes das cargas elétricas não similares.....	65
Tabela 5 – Desempenho médio por classe no conjunto de teste dos classificadores para as cargas elétricas não similares.....	66

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

$\Delta P$	Variação da potência ativa em volt (V)
$\Delta Q$	Variação da potência reativa em volt-ampère reativo (VAr)
C	Capacitor
C1	Carga elétrica similar 1
C2	Carga elétrica similar 2
CA	Corrente alternada
CC	Corrente contínua
CH1	Interruptor 1
CH2	Interruptor 2
CH3	Interruptor 3
CH4	Interruptor 4
L	Indutor
L1	Lâmpada 1
L2	Lâmpada 2
L3	Lâmpada 3
L4	Lâmpada 4
LFC	Lâmpada fluorescente compacta
<i>MLP</i>	<i>Multi-Layer Perceptron</i>
<i>MLP-4</i>	<i>Multi-Layer Perceptron</i> com 4 neurônios na camada escondida e 10000 ciclos (épocas) como critério de parada no aprendizado
<i>MLP-8</i>	<i>Multi-Layer Perceptron</i> com 8 neurônios na camada escondida e 10000 ciclos (épocas) como critério de parada no aprendizado
<i>MLP-8-C30000</i>	Rede Neural Artificial multicamadas com 8 neurônios na camada escondida e 30000 ciclos (épocas) como critério de parada no aprendizado
MT	Misteira
NB	Notebook
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
R	Resistor
RBC	Raciocínio Baseado em Casos

RNA	Rede Neural Artificial
SEP	Sistema Elétrico de Potência
VT	Ventilador

## SUMÁRIO

RESUMO.....	7
ABSTRACT.....	8
LISTA DE FIGURAS.....	9
LISTA DE QUADROS.....	10
LISTA DE TABELAS.....	11
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	12
SUMÁRIO.....	14
Capítulo 1: Introdução .....	16
1.1 <i>MOTIVAÇÃO</i> .....	18
1.2 <i>ESTADO DA ARTE</i> .....	20
1.3 <i>OBJETIVO</i> .....	23
1.4 <i>CONTRIBUIÇÃO</i> .....	24
1.5 <i>ESTRUTURAÇÃO DA DISSERTAÇÃO</i> .....	24
Capítulo 2: Formalização do Problema .....	25
2.1 <i>SINAL ELÉTRICO ALTERNADO</i> .....	26
2.2 <i>TENSÃO E CORRENTE ALTERNADA SENOIDAL</i> .....	27
2.3 <i>CARACTERÍSTICAS DAS CARGAS ELÉTRICAS</i> .....	28
2.4 <i>CARGAS ELÉTRICAS SIMILARES</i> .....	31
Capítulo 3: Materiais e Métodos.....	35
3.1 <i>PLATAFORMA EXPERIMENTAL</i> .....	35
3.2 <i>SENSOR DE TENSÃO</i> .....	37
3.2.1 Sensor de Corrente .....	39
3.3 <i>AQUISIÇÃO DOS SINAIS ELÉTRICOS</i> .....	40
3.4 <i>PROCESSAMENTO DOS SINAIS ELÉTRICOS</i> .....	45
3.4.1 Extração das características.....	46
3.5 <i>PROCESSO DE IDENTIFICAÇÃO DAS CARGAS</i> .....	48
3.5.1 Algoritmo <i>k-means</i> .....	48
3.5.2 Raciocínio Baseado em Casos (RBC).....	50
3.5.3 Raciocínio Baseado em Casos (RBC)+ <i>k-means</i> .....	50
3.5.4 Rede Neural Artificial (RNA) <i>Multi-Layer Perceptron (MLP)</i> .....	51

<b>3.6 ANÁLISE DE DESEMPENHO</b> .....	<b>53</b>
<b>Capítulo 4: Resultados e Discussões</b> .....	<b>55</b>
<b>4.1 RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS COM AS CARGAS ELÉTRICAS SIMILARES</b> .....	<b>55</b>
4.1.1 Resultados dos Experimentos para os Dispositivos Similares .....	55
4.1.2 Resultados dos Experimentos para as Classes das Cargas Similares..	59
4.1.3 Conclusões para as cargas elétricas similares .....	63
<b>4.2 RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS COM AS CARGAS ELÉTRICAS NÃO SIMILARES</b> .....	<b>64</b>
<b>Capítulo 5: Considerações Finais</b> .....	<b>68</b>
<b>5.1 TRABALHOS PUBLICADOS</b> .....	<b>69</b>
<b>5.2 TRABALHOS FUTUROS</b> .....	<b>69</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	<b>71</b>
<b>ANEXO I – Dados do Diodo</b> .....	<b>76</b>
<b>ANEXO II – Dados do Sensor de Corrente</b> .....	<b>80</b>



## Capítulo 1: Introdução

A produção de energia elétrica ocorre através da transformação de outras fontes de energia em eletricidade, tais como a energia hídrica, a energia térmica (petróleo e seus derivados, carvão mineral, gás natural, combustível nuclear, biomassa e termossolar), a energia eólica, a energia solar fotovoltaica, os sistemas híbridos (solar-diesel, eólico-diesel, solar-eólica, diesel-eólico-solar, biogás-eólico-solar), a energia geotérmica, a energia das marés e a célula a combustível (REIS, 2003).

Os principais recursos energéticos utilizados na produção mundial de energia elétrica são provenientes de fontes não renováveis, com destaque para o carvão mineral, que em 2012 teve participação de 40,4% na produção mundial. No Brasil, a matriz elétrica é predominantemente de origem renovável, com destaque para a geração hidráulica, que em 2014 foi responsável pela produção de 373,43 TWh (59,81%) da oferta interna de energia elétrica no país. Pelo terceiro ano consecutivo, devido à falta de chuva em algumas regiões do Brasil, houve redução na oferta de energia elétrica proveniente da fonte hídrica. A redução foi de 54,89 TWh (12,81%) na comparação de 2014 com 2011 (EPE, 2015). Este fato reforça a necessidade da diversificação da matriz elétrica brasileira.

A energia elétrica é produzida, transportada e distribuída. Tais etapas constituem o Sistema Elétrico de Potência (SEP)<sup>1</sup>. Segundo Kagan, Oliveira e Robba (2010), o SEP é responsável pelo fornecimento de energia elétrica aos usuários com a qualidade adequada e no instante em que for solicitada, ou seja, por não ser possível o armazenamento, o SEP deve ser capaz de controlar a produção para atender, simultaneamente, à demanda instantânea e às perdas relacionadas à produção e ao transporte.

No ano de 2014 a oferta interna de energia elétrica no Brasil foi de 624,3 TWh<sup>2</sup>, sendo que o setor industrial foi responsável pelo consumo de 33% desta oferta, o

---

<sup>1</sup> Conforme definição dada pela Norma Regulamentadora n.º 10, o SEP é o conjunto das instalações e equipamentos destinados à geração, transmissão e distribuição de energia elétrica até a medição, inclusive (MTPS, 2016).

<sup>2</sup> Inclui importação de 33,8 TWh e autoprodução de 94,0 TWh.

setor residencial por 21,2%, e 14,9% foram perdas no SEP. O restante da energia ofertada foi consumida pelos setores comercial (14,5%), público (6,8%), energético (5%), agropecuário (4,3%) e transportes (0,3%) (EPE, 2015).

As perdas no SEP são classificadas como perdas técnicas e não técnicas. As perdas técnicas ocorrem nos processos de transporte da energia elétrica e na transformação para elevar ou abaixar o nível de tensão. As perdas não técnicas são apuradas pela diferença entre as perdas totais e as perdas técnicas, considerando todas as demais perdas associadas à distribuição de energia elétrica, tais como fraude e furtos de energia elétrica, erros de medição, erros no processo de faturamento, unidades consumidoras sem equipamentos de medição, etc. Essas perdas estão diretamente associadas à gestão comercial da distribuidora (QUEIROZ, 2010).

As perdas não técnicas, a baixa confiabilidade (interrupções no fornecimento), a redução na oferta interna de hidroeletricidade e o aumento de geração térmica devido às condições hidrológicas desfavoráveis em algumas regiões do país, e o aumento no consumo são os principais problemas verificados no setor elétrico brasileiro. A implantação de Redes Elétricas Inteligentes (REI) tem sido um dos principais caminhos para solucionar, ou, pelo menos, minimizar esses problemas (LAMIN, 2013).

As iniciativas para a implementação das Redes Elétricas Inteligentes ou *smart grid*, têm avançado em diversos países do mundo (Quadro1). Alguns estão na fase de estudo da tecnologia e outros já iniciaram a instalação dessas redes.

Quadro 1 – Iniciativas adotadas em alguns países para implementação de *smart grid*

LOCALIDADE	INICIATIVAS
Canadá	Governo do Estado de Ontário obriga a instalação de medidores eletrônicos em todas as empresas e casas.
Estados Unidos	Programa de investimento de US\$ 4,5 bilhões em infraestrutura de <i>smart grid</i> .
Europa	Alcançar a meta de 20% de geração renovável até 2020 e planos pilotos de <i>smart grid</i> na Itália, Espanha e Portugal.
Austrália	Investimento de US\$ 100 milhões em 2010 na Iniciativa Nacional de Eficiência Energética para <i>smart grid</i> e para a Cidade Inteligente.
Japão	<i>Smart Community</i> – esforços para aumentar a eficiência energética, difusão de painéis fotovoltaicos, veículos elétricos e criação de novo modelo de infraestrutura.

Fonte: CEMIG (2016).

As iniciativas para a implantação de Redes Elétricas Inteligentes no Brasil foram conduzidas pelo Ministério de Minas e Energia (MME), que em 2010 criou um grupo de trabalho para analisar e identificar ações necessárias para subsidiar o estabelecimento de políticas públicas para a implantação de um Programa Brasileiro de Rede Elétrica Inteligente – *Smart Grid* (MME, 2011).

As Redes Elétricas Inteligentes pressupõem implantação prévia de medidores mais modernos e incorporação de tecnologias de informática e soluções de telecomunicações às tradicionais redes de distribuição de energia elétrica (LEITE, 2013). Fazem parte do contexto de redes inteligentes: medição eletrônica, telecomunicações, automação, tecnologia da informação, georreferenciamento e outras ferramentas de sensoriamento e capacidade computacional, geração e armazenamento distribuído de energia, além da estrutura para fornecimento de energia para veículos elétricos (LAMIN, 2013).

O sistema de medição torna-se uma etapa muito importante para a implantação das redes inteligentes, podendo beneficiar os consumidores, os órgãos reguladores do setor elétrico e as concessionárias de distribuição de energia elétrica, entre outros. No Módulo 5 - Sistemas de Medição, dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), estão estabelecidos os requisitos mínimos para medição das grandezas elétricas do sistema de distribuição, aplicáveis ao faturamento, à qualidade da energia elétrica, ao planejamento da expansão e à operação do sistema de distribuição. A medição e a coleta de dados deverão ser referentes, quando couber, (i) ao faturamento, (ii) à Qualidade da Energia Elétrica (QEE), (iii) às cargas do sistema de distribuição, (iv) aos estudos de previsão de demanda, (v) às curvas de carga e (vi) à apuração das perdas técnicas (ANEEL, 2016a).

## **1.1 Motivação**

No Brasil, a maioria das unidades consumidoras de energia elétrica do grupo B (consumidor residencial, rural, comercial ou industrial de pequeno porte e iluminação pública), que são atendidas com tensão inferior a 2300 volts (2,3 kV), é tarifada

através da tarifa monômnia (aplicável apenas ao consumo) com o preço fixo independente do horário de utilização da energia elétrica. Já o grupo A, é composto por unidades consumidoras que recebem energia em tensão igual ou superior a 2,3 kV ou são atendidas a partir de sistema subterrâneo de distribuição em tensão secundária, caracterizado pela tarifa binômnia (aplicada ao consumo e à demanda faturável). No grupo A, geralmente se enquadram indústrias e estabelecimentos comerciais de médio ou grande porte.

A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), órgão regulador do setor elétrico brasileiro, aprovou a alteração da estrutura tarifária aplicada ao setor de distribuição de energia. O novo regulamento prevê a aplicação de tarifas diferenciadas por horário de consumo, oferecendo tarifas mais baratas nos períodos em que o sistema é menos utilizado pelos consumidores. Para as unidades consumidoras que são atendidas em baixa tensão, a principal mudança é a criação da modalidade tarifária branca, que será uma alternativa à tarifa convencional, com três patamares de valores para a tarifa de energia, sendo eles: o horário fora de ponta, o horário intermediário e o horário de ponta (ANEEL, 2016b).

Na tarifa convencional, o valor cobrado pela energia elétrica considera apenas o consumo de potência ativa dos equipamentos ao longo do tempo, desconsiderando o dia e o horário em que o consumo ocorreu. A tarifa branca é uma nova opção para os consumidores, onde o valor da energia elétrica será cobrado conforme o dia e o horário do consumo (FERREIRA, MARANGONI E KONOPATZKI, 2015). Vale salientar que a adesão à tarifa branca só é possível com a instalação do medidor eletrônico, que é de responsabilidade da concessionária e sem ônus para os consumidores.

Determinar o consumo individual das cargas elétricas de uma determinada instalação residencial é fundamental para a implantação de sistemas de gerenciamento que podem beneficiar os consumidores, as distribuidoras de energia elétrica e os órgãos reguladores do setor elétrico. Para monitorar individualmente as cargas elétricas de uma determinada residência, é necessário saber o momento em que elas são ligadas ou desligadas. O monitoramento das cargas elétricas pode ser intrusivo ou não intrusivo.

Na abordagem tradicional, o monitoramento das cargas elétricas é feito utilizando um

sensor de corrente para cada equipamento. Este é o chamado método intrusivo. Em contrapartida, é possível utilizar o método de medição não intrusivo para saber o momento em que uma carga elétrica foi ligada ou desligada, utilizando um único sensor de corrente elétrica no circuito de alimentação da unidade consumidora.

O método não intrusivo pode contribuir muito para a redução do custo de implantação no processo de automação, pois não necessitaria da instalação de um sensor para cada equipamento para o monitoramento das cargas elétricas de uma determinada unidade consumidora. Neste sentido, o trabalho proposto apresenta um sistema de identificação de cargas elétricas utilizando a medição não intrusiva na aquisição dos sinais elétricos.

## **1.2 Estado da Arte**

O trabalho proposto por Hart (1992) pode ser considerado o marco inicial da abordagem não intrusiva. Hart propôs a identificação dos aparelhos utilizando as variações de potência ativa ( $\Delta P$ ) e potência reativa ( $\Delta Q$ ). A identificação da carga ocorre quando os valores medidos de  $\Delta P$  e  $\Delta Q$  do equipamento pertencem a uma determinada faixa de valores de potências ativa e reativa do banco de dados. O método não requer o conhecimento de todas as cargas, permitindo ignorar as não listadas. Algumas cargas podem apresentar potência ativa e reativa semelhantes, dessa forma, apenas o uso desta técnica não seria suficiente para diferenciar cargas similares (vide definição no Capítulo 2).

O sistema de monitoramento não intrusivo proposto por Drenker e Kader (1999), também utiliza o plano  $\Delta P$ - $\Delta Q$  sugerido por Hart, porém, são criados grupos de equipamentos com características específicas de potência ativa e potência reativa para serem comparados com os valores medidos.

Laughman et al. (2003) propôs a identificação de cargas elétricas em três eixos (potência ativa, potência reativa e as componentes harmônicas, em um terceiro eixo de coordenadas). Os autores utilizam as características elétricas adquiridas durante o transiente, pois segundo eles, o transiente está intimamente relacionado com a tarefa que a carga elétrica executa fisicamente.

No método apresentado em Fernandes, Silva e Oleskovicz (2010), os autores utilizam a medição não intrusiva, e as medições são realizadas em regime permanente de funcionamento das cargas. No processo de identificação são utilizadas as amplitudes das correntes harmônicas que representam as assinaturas das cargas no processo de identificação. No processo de classificação aplicam-se técnicas de seleção de atributos, possibilitando extrair as correntes harmônicas mais relevantes para a classificação, que é realizada por Rede Neural Artificial (RNA) do tipo *Mult-Layer Perceptron (MLP)*. Os resultados obtidos variam entre 94,18% e 100% de acerto.

Em Nascimento (2012), a identificação das cargas elétricas é baseada em técnicas de processamentos de sinais (Transformada Hilbert, Transformada Wavelet e o Método de Burg). A classificação é realizada por meio da comparação entre o espectro de máxima entropia do sinal medido com os espectros de máxima entropia existentes no banco de dados. Segundo o autor, o grupo dos eletrônicos foi o único que não apresentou uma resposta excelente no que diz respeito à classificação individual, ver Quadro 2. O fato de a maioria dos equipamentos possuírem fontes chaveadas, fator de potência (FP) próximo entre si e curvas de corrente similares dificulta a discriminação dessas cargas pelo classificador.

Quadro 2 – Tabela de confusão do teste de acionamento individual das cargas, Tabela 14 (Nascimento, 2012)

<b>Equipamento</b>	<b>Acertos</b>	<b>Erros (Confusão)</b>
DVD	3	Desktop (5 vezes) e TV Tubo (2 vezes)
Desktop	3	DVD (6 vezes) e <i>Notebook</i> (1 vez)
<i>Notebook</i>	1	Tel. sem Fio (3 vezes), Lâmpada Tubular Reator Eletrônico (4 vezes) e Lâmpada Dimmer (2 vezes)
TV Tubo	2	Desktop (2 vezes), DVD (3 vezes) e Lâmpada Tubular Reator Eletromag. (3 vezes)
Tel. sem Fio	4	Lâmpada Dimmer (3 vezes) e <i>Notebook</i> (3 vezes)

Fonte: Adaptado de Nascimento (2012).

O método apresentado em Guedes (2013) utiliza estatística de ordem superior (EOS), para extração de cumulantes de segunda e quarta ordem do sinal elétrico de corrente das cargas. Os cumulantes representam as assinaturas das cargas no processo de identificação. A seleção dos cumulantes mais significativos é realizada através do discriminante linear de Fisher (FDR), seguido de Algoritmo Genético. No processo de classificação são utilizadas duas abordagens: (i) Rede Neural Artificial (RNA) e (ii)

Árvore de Decisão. Os resultados obtidos variam entre 73,3% e 100% de acerto.

O trabalho apresentado em Bouhouras, Milioudis e Labridi (2014) propõe um processo de identificação baseado na análise dos equipamentos em regime permanente, utilizando baixo consumo de recurso computacional e de memória, onde a caracterização da carga elétrica é baseada em Entropia de Shannon, Entropia de Renyi e energia da banda espectral. Os resultados mostraram que existem poucos aparelhos com taxa de identificação inferior a 100%, o algoritmo falha apenas duas vezes para identificar cargas que possuem comportamentos similares.

Em Ahmadi e Mart (2015), os equipamentos são analisados no regime transiente e os autores utilizam a transformada Wavelet e Análise do Componente Principal, para a obtenção das chamadas autocargas (*eigenloads*), que são os autovalores associados aos autovetores e que representam as características fundamentais de uma carga. Assim, os autores conseguem determinar a classe de uma determinada carga, mas deixam em aberto o problema de identificação de uma carga específica dentro de uma mesma classe. Além disso, os autores citam que o sistema proposto não é capaz de enquadrar as cargas nas respectivas classes quando duas ou mais cargas são ligadas simultaneamente, o que é uma grande limitação para um sistema prático.

Acredita-se que nos últimos anos o monitoramento de cargas elétricas residenciais, baseado em técnica não intrusiva, tem recebido uma maior atenção em função do desenvolvimento de medidores inteligentes (*smart meter*) voltados para as redes inteligentes (*smart grid*), como observado em (ZHOU, YANG e SHEN, 2013; ŠÍRA e ZACHOVALOVÁ, 2015).

No processo de desagregação e classificação de cargas elétricas, verifica-se que ainda existe uma indeterminação para definir as características que possam representar a assinatura elétrica a ponto de permitir uma identificação robusta, precisa e adaptável (AZZINI, FARDIN e SALLES, 2012; MONZANI, 2015).

Diferentes métodos podem ser utilizados no processo de desagregação e identificação de cargas elétricas baseado em características elétricas (*load signature*). Para avaliar os eventos detectados é necessário empregar algoritmos baseados em inteligência artificial para desagregar o sinal de potência e classificar as cargas de

interesse (MONZANI, 2015).

Segundo Nascimento (2012), o problema de identificação de cargas elétricas residenciais é bastante complexo, pois os fatores externos, como o transitório, as cargas com acionamentos simultâneos e os aparelhos com múltiestágios de operação, afetam o processo de classificação.

A extração de características é uma tarefa central no processo de identificação, pois uma grande quantidade de informação ou a seleção inadequada delas podem contribuir para um baixo desempenho do classificador, ou ainda, provocar um alto custo computacional (HALL e HOLMES, 2003; FERNANDES, SILVA e OLESKOVICZ, 2010).

### **1.3 Objetivo**

O presente trabalho tem como objetivo apresentar um sistema de classificação inteligente de cargas elétricas similares e não similares, utilizando medição não intrusiva na aquisição dos sinais elétricos. Para isso, utiliza-se:

- a) Uma plataforma experimental com quatro lâmpadas fluorescentes compactas que possuem as mesmas especificações elétricas (cargas elétricas similares, conforme definição apresentada na Seção 2.4) e posteriormente, utilizam-se 4 cargas elétricas não similares;
- b) Sinais elétricos com frequência de amostragem de 25kHz, 12,5kHz e 6,25kHz;
- c) Dados com 50, 100 e 150 amostras para cada configuração de funcionamento das cargas da plataforma experimental;
- d) Seis versões de métodos de classificação.



## **1.4 Contribuição**

Espera-se que o presente trabalho possa contribuir para o aperfeiçoamento no processo de classificação de cargas elétricas, principalmente em instalações elétricas de baixa potência, na identificação de cargas que possuem características elétricas similares.

## **1.5 Estruturação da Dissertação**

O presente trabalho está estruturado em cinco capítulos organizados da seguinte forma:

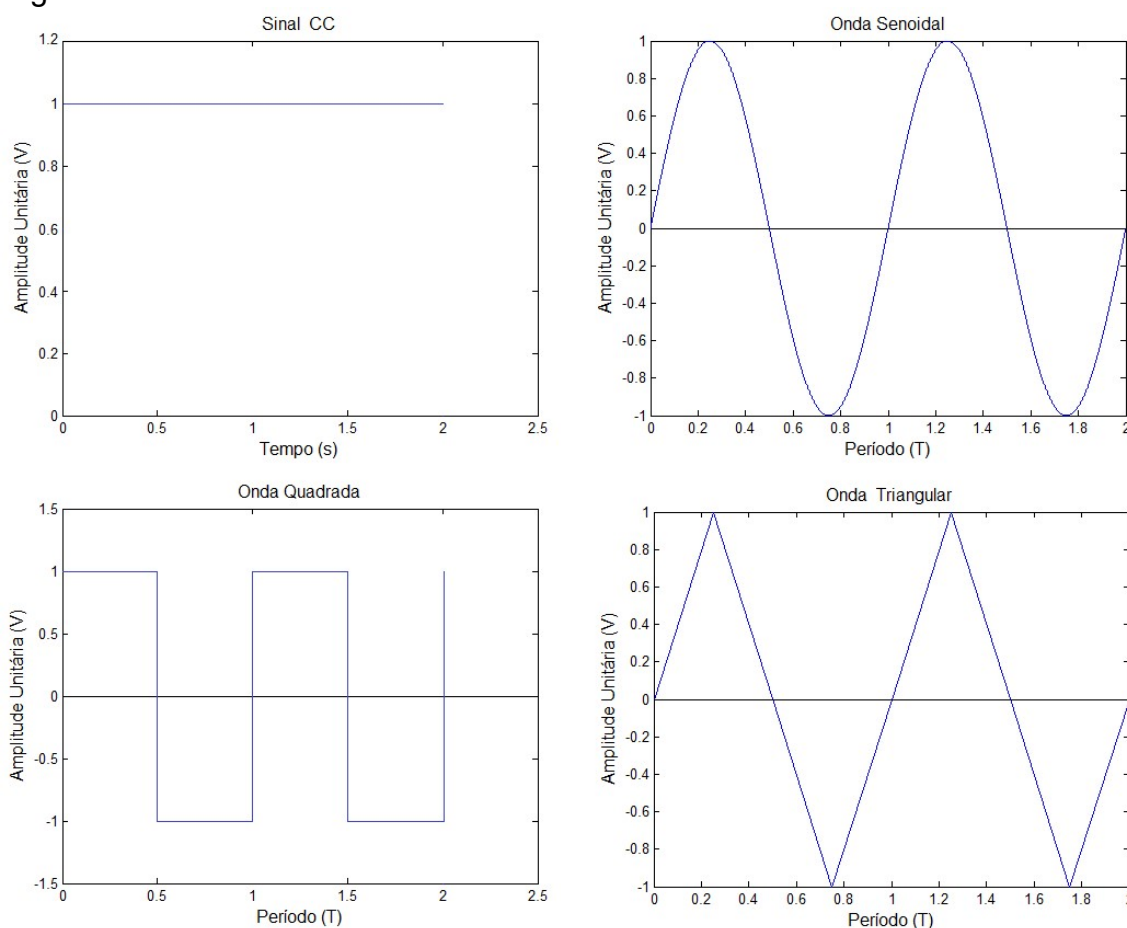
- a) No capítulo 1 foi feita uma introdução sobre o tema abordado no presente trabalho, apresentando a motivação, o estado da arte, o objetivo e a contribuição pretendida;
- b) No capítulo 2 é apresentada a formalização do problema fazendo uma explanação sobre os sinais elétricos, principalmente sobre sinal senoidal, as características das cargas elétricas e a definição para cargas elétricas similares;
- c) No capítulo 3 é apresentada a metodologia, materiais e métodos, apresentando as características da plataforma experimental, a medição dos sinais elétricos, a aquisição e o processamento dos sinais, e os classificadores utilizados no processo de identificação das cargas;
- d) No capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos e a discussão analítica dos mesmos;
- e) No capítulo 5 são apresentadas as considerações finais, os trabalhos realizados durante o desenvolvimento dessa dissertação e a proposição de trabalhos futuros.

## Capítulo 2: Formalização do Problema

Existem basicamente dois tipos de sinais elétricos que podem ser fornecidos para o funcionamento dos equipamentos elétricos e eletrônicos. O primeiro é o sinal elétrico de corrente contínua (CC), em inglês *Direct Current – DC*, que resulta de uma fonte de tensão CC, onde os valores da tensão e da corrente não variam ao longo do tempo. As principais fontes CC são os geradores rotativos CC, as pilhas e as baterias.

O segundo sinal elétrico de aplicação é o de corrente alternada (CA), em inglês *Alternating Current – AC*, que resulta de uma fonte de tensão CA, onde os valores da tensão e da corrente variam ao longo do tempo. As principais fontes CA são os geradores rotativos CA e os geradores eletrônicos de sinais ou geradores de funções. As formas mais comuns de sinais elétricos CA são: a onda senoidal, a onda retangular e a onda triangular (BOYLESTAD, 2012). Na Figura 1 são apresentadas as formas mais comuns dos sinais elétricos de aplicação.

Figura 1 – Formas de sinais elétricos



Fonte: Autor (2016).

A forma de onda senoidal é particularmente importante para o problema abordado nesse trabalho por ser a forma do sinal encontrado nas redes de distribuição de energia elétrica.

## **2.1 Sinal Elétrico Alternado**

Um sinal elétrico alternado pode indicar uma tensão, uma corrente ou até mesmo uma potência. A seguir são apresentadas algumas definições aplicadas aos sinais elétricos alternados:

- a) **Forma de onda** é o gráfico de uma grandeza em função de uma variável;
- b) **Valor instantâneo** é o valor de uma grandeza em um instante de tempo qualquer;
- c) **Amplitude de pico** é o valor máximo de uma grandeza em relação ao valor médio;
- d) **Valor de pico** é o valor máximo instantâneo de uma grandeza medido a partir do nível zero (interseção dos eixos). No caso das formas de ondas da Figura 1, a amplitude de pico e o valor de pico são iguais;
- e) **Valor pico a pico** é a soma dos módulos dos valores máximos instantâneos (positivo e negativo);
- f) **Forma de onda periódica** é a forma de onda que se repete continuamente em um mesmo intervalo de tempo;
- g) **Período ( $T$ )** é o intervalo de tempo entre repetições sucessivas de uma forma de onda periódica;
- h) **Ciclo** é a parte de uma forma de onda contida em um intervalo de tempo igual a um período;
- i) **Frequência ( $f$ )** é o número de ciclos de uma forma de onda durante um segundo.

A frequência de uma forma de onda é inversamente proporcional ao período, ou seja, à medida que um aumenta o outro diminui na mesma proporção. As duas grandezas estão relacionadas pela equação (1), onde  $f$  é a frequência e  $T$  é o período do sinal elétrico.

$$f = \frac{1}{T} \quad (1)$$

No Brasil a frequência das redes elétricas é de 60 Hz, mas em países vizinhos, como Argentina, Bolívia e Paraguai, a frequência das redes elétricas é de 50 Hz. Vale destacar que a frequência da rede de distribuição é uma característica proveniente dos geradores síncronos instalados nas usinas geradoras. A relação entre a frequência da tensão induzida e a velocidade de rotação dos geradores é dada pela equação (2), onde  $n$  é a velocidade de sincronismo do gerador,  $f$  é a frequência da tensão gerada e  $p$  é o número de pares de pólos do gerador síncrono, que é uma característica construtiva da máquina síncrona (REIS, 2003).

$$n = f \frac{p}{60} \quad (2)$$

## 2.2 Tensão e Corrente Alternada Senoidal

A forma de onda senoidal da tensão CA disponível nas redes de distribuição de energia elétrica é oriunda das usinas geradoras e a sua expressão geral é dada pela equação (3), onde  $A_{máx}$  é o valor máximo do sinal senoidal,  $\omega$  é a velocidade angular ( $\omega = 2\pi f$ ) e  $t$  é o tempo. Geralmente as grandezas elétricas são representadas no eixo vertical dos gráficos, enquanto o eixo horizontal representa a variável tempo. Na Figura 2 é apresentado o gráfico da forma de onda senoidal.

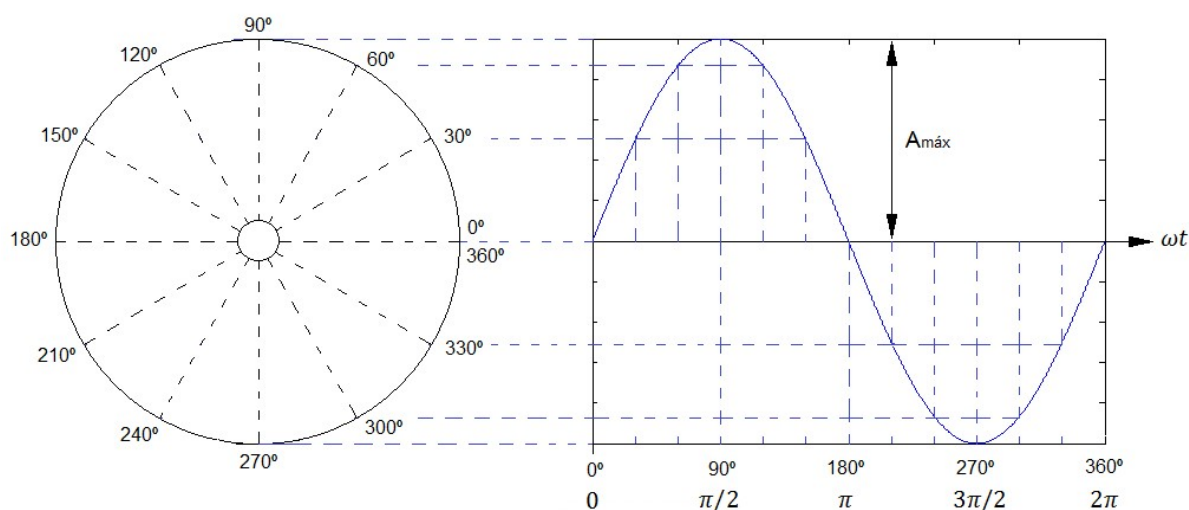
$$A_{máx} \text{ sen}(\omega t) \quad (3)$$

A tensão elétrica pode ser obtida pela equação (4) e a corrente pela equação (5).

$$v(t) = V_{máx} \text{ sen}(\omega t) \quad (4)$$

$$i(t) = I_{máx} \text{ sen}(\omega t) \quad (5)$$

Figura 2 – Gráfico da forma de onda senoidal



Fonte: Autor (2016).

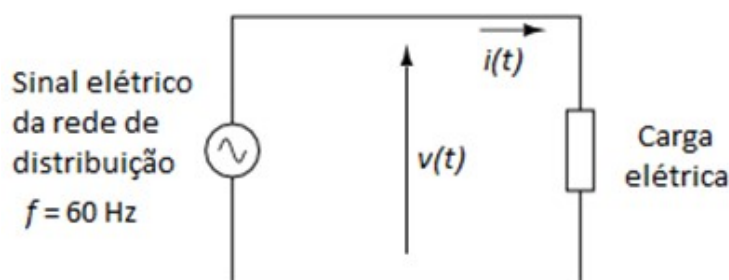
### 2.3 Características das Cargas Elétricas

As redes elétricas de distribuição do SEP são responsáveis por entregar nas unidades consumidoras a energia elétrica para utilização, e as unidades consumidoras devem possuir uma instalação elétrica adequada que garanta o funcionamento dos equipamentos que necessitam deste suprimento. No campo de estudo dos circuitos elétricos, os equipamentos consumidores de corrente elétrica são denominados de *cargas elétricas*, e este termo não deve ser confundido com cargas elétricas de corpos carregados eletricamente.

A energia elétrica entregue nas unidades consumidoras é proveniente do sinal elétrico de tensão CA. No Brasil, o sinal elétrico da rede de distribuição deve estar dentro dos conceitos e parâmetros estabelecidos pelo PRODIST no Módulo 8 - Qualidade da Energia Elétrica (QEE) (ANEEL, 2016b).

Ao acionar uma carga elétrica qualquer em uma unidade consumidora é estabelecido um caminho fechado para a passagem da corrente elétrica, denominado de *circuito elétrico*. Na Figura 3 é apresentado um circuito elétrico básico, onde  $f$  é a frequência fundamental do sinal elétrico da rede de distribuição,  $v(t)$  é o sinal elétrico da tensão CA e  $i(t)$  é o sinal elétrico da corrente CA.

Figura 3 – Circuito elétrico básico



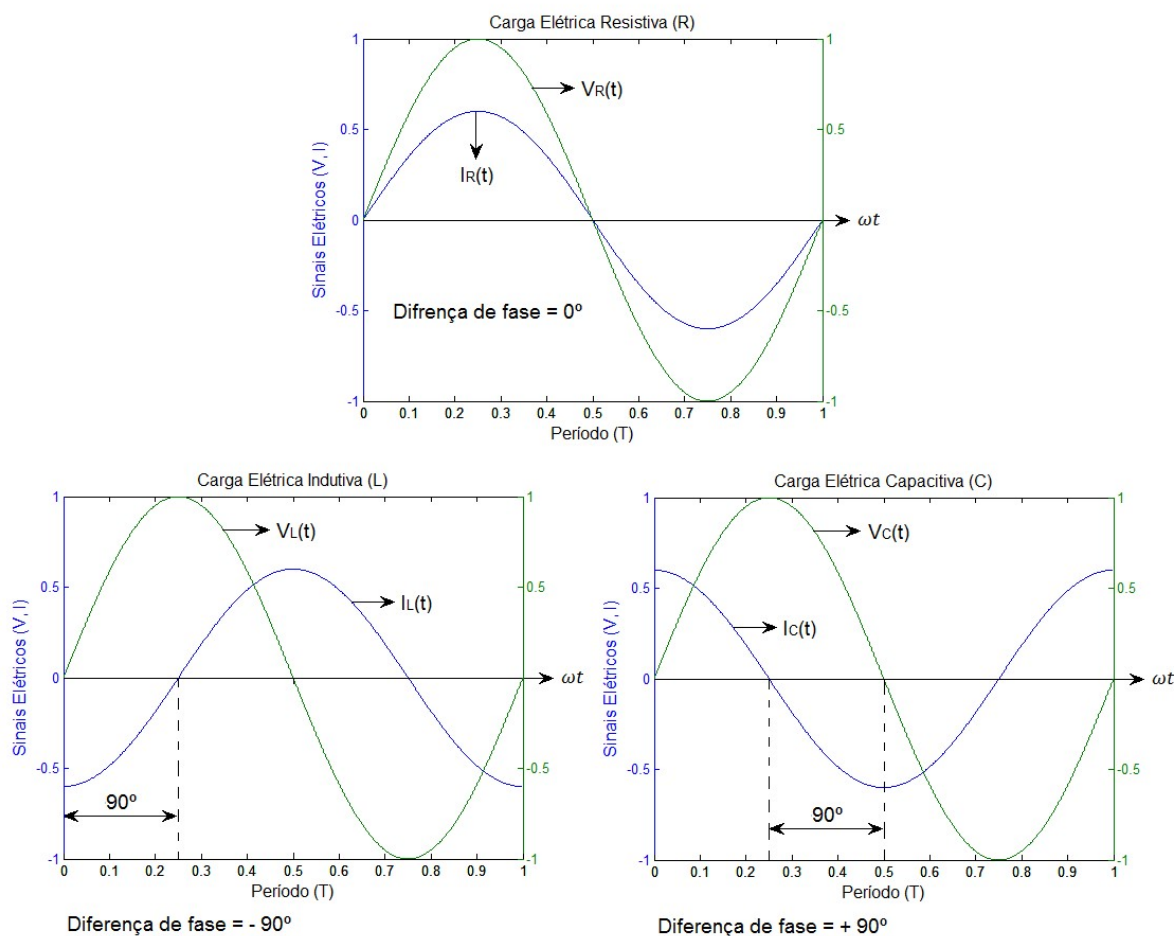
Fonte: Autor (2016).

A relação matemática estabelecida entre a carga elétrica e os sinais de corrente e tensão na Figura 3 é dada pela equação (6), denominada *lei de Ohm*. Matematicamente ela não é difícil de ser compreendida e pode ser aplicada a qualquer circuito elétrico em um período de tempo ou em respostas instantâneas.

$$i(t) = \frac{v(t)}{\text{Impedância da carga elétrica}} \quad (6)$$

Se a carga elétrica acionada for linear, os sinais elétricos  $v(t)$  e  $i(t)$  terão a mesma forma de onda do sinal elétrico da rede de distribuição, ou seja, não haverá distorção na forma de onda de tais sinais elétricos. A onda senoidal é a única forma de onda alternada que não sofre deformação quando aplicada em circuitos elétricos contendo os dispositivos básicos como os resistores ( $R$ ), indutores ( $L$ ) e capacitores ( $C$ ) (BOYLESTAD, 2012).

Na Figura 4 são apresentados os sinais elétricos de tensão e de corrente quando a carga elétrica (Figura 3) é substituída pelos dispositivos lineares  $R$ ,  $L$  e  $C$ , respectivamente. Observa-se que a carga elétrica com característica resistiva ( $R$ ), além de não provocar distorção na forma de onda senoidal, mantém os sinais elétricos de tensão  $V_R(t)$  e de corrente  $I_R(t)$  em fase. Já para as cargas com característica indutiva ( $L$ ) ou capacitiva ( $C$ ), o sinal elétrico de corrente apresenta defasagem de  $90^\circ$  em relação à tensão, onde  $I_L(t)$  está atrasado de  $90^\circ$  em relação à  $V_L(t)$  e  $I_C(t)$  está adiantado de  $90^\circ$  em relação à  $V_C(t)$ .

Figura 4 – Comportamento do sinal elétrico senoidal em circuitos  $R$ ,  $L$  e  $C$ 

Fonte: Autor (2016).

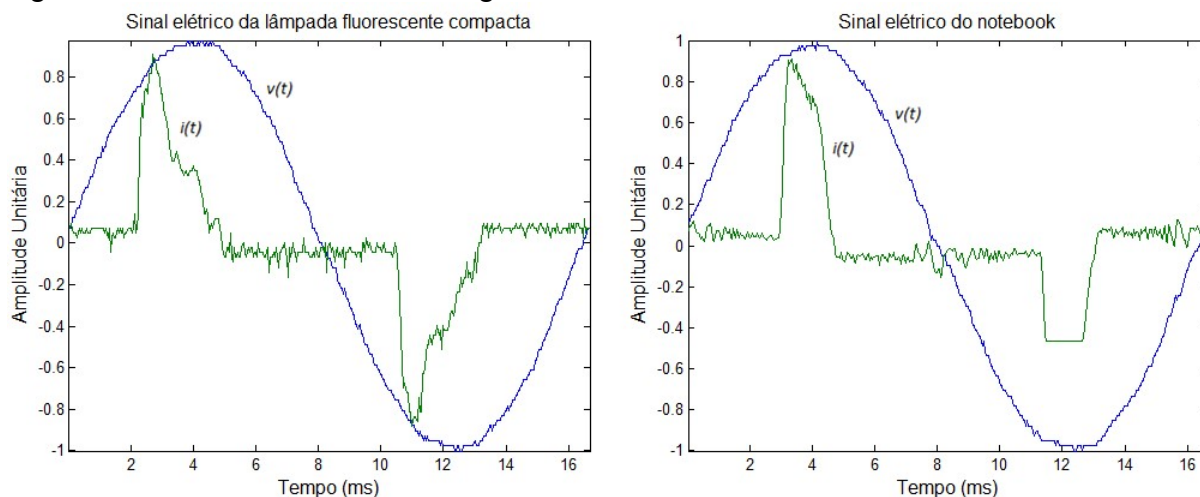
Se a carga elétrica acionada for do tipo não linear, a corrente elétrica  $i(t)$  será um sinal elétrico composto por um somatório finito de ondas senoidais de diferentes frequências, amplitudes e defasagens (utilizando como referência o sinal de tensão de alimentação da carga). Em geral, a maior contribuição no sinal resultante de corrente elétrica corresponde à frequência fundamental da rede, enquanto as demais contribuições são frequências múltiplas inteiras da componente fundamental, denominadas de correntes harmônicas. A soma das correntes harmônicas pode ocasionar a deformação do sinal elétrico da rede de distribuição.

As principais cargas elétricas geradoras de correntes harmônicas são baseadas em inversores de frequência, chaves *soft-starter*, fontes retificadoras, *no-breaks*, reatores eletrônicos de lâmpadas e outros equipamentos elétricos que possuam partes eletrônicas.

Em circuitos elétricos contendo dispositivos não lineares, o sinal elétrico pode não ser

senoidal, mesmo que o sinal aplicado o seja. Na Figura 5, são apresentados os sinais elétricos de tensão  $v(t)$  e de corrente  $i(t)$  em duas situações com carga elétrica não linear. No gráfico da esquerda, a carga elétrica é uma lâmpada fluorescente compacta e no gráfico da direita, a carga elétrica é um notebook.

Figura 5 – Sinais elétricos em cargas não lineares



Fonte: Autor (2016).

As cargas elétricas acionadas ou comandadas eletronicamente não requerem a corrente elétrica da rede constantemente. Dependendo da topologia do dispositivo eletrônico empregado, eles solicitam o sinal elétrico de corrente em determinados períodos ou ângulos de fase do sinal senoidal (sempre tomando como referência a tensão de alimentação), provocando a distorção da forma de onda da corrente elétrica (AHMED, 2000).

## 2.4 Cargas Elétricas Similares

Nenhuma definição formal sobre cargas elétricas similares foi encontrada na literatura, de modo que no presente trabalho é formulada uma definição que atende ao escopo do trabalho desenvolvido.

**Definição:** são ditas cargas elétricas similares, dois ou mais equipamentos ou dispositivos elétricos/eletrônicos cujas características elétricas básicas (frequência, tensão, corrente, fator de potência e potência ativa) apresentam valores iguais ou com pequenas variações, de tal modo que não comprometam a qualidade e o



*funcionamento adequado do produto.*

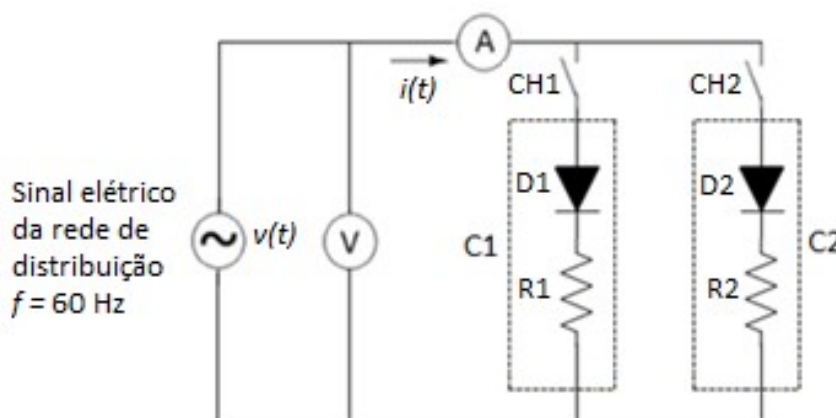
As cargas elétricas são, em geral, dispositivos que possuem um conjunto de componentes eletrônicos devidamente conectados. Considerando que todo e qualquer componente eletrônico possui uma incerteza intrínseca, é uma tarefa árdua garantir que dois dispositivos em um mesmo circuito tenham exatamente as mesmas características elétricas. Tal tarefa se torna mais difícil na medida em que os dispositivos possuem um número cada vez maior de componentes eletrônicos em sua constituição. Entretanto, é plausível a garantia da similaridade entre eles (conforme definição dada acima).

Para ilustrar o conceito de similaridade entre as cargas elétricas, considere a Figura 6, onde é apresentado um circuito com duas cargas elétricas, C1 e C2, que possuem dispositivos com especificações técnicas idênticas, isto é, os diodos retificadores D1 e D2 possuem a mesma especificação técnica, diodo 1N4007 (ANEXO I), e os resistores R1 e R2 possuem o mesmo valor nominal de resistência  $2.200\Omega$ , com tolerância de  $\pm 5\%$  em seu valor real.

Ao acionar a chave CH1 e mantendo a chave CH2 aberta (Figura 6), os sinais elétricos de tensão e de corrente no circuito para a carga C1 são medidos e apresentados na Figura 7.

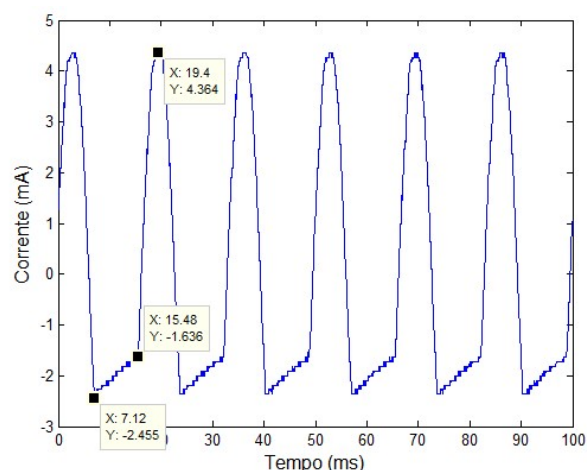
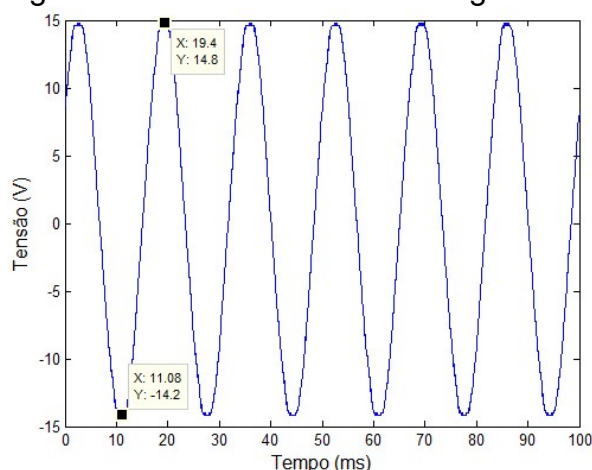
Ao acionar a chave CH2 e mantendo a chave CH1 aberta (Figura 6), os sinais elétricos de tensão e de corrente no circuito para a carga C2 são medidos e apresentados na Figura 8.

Figura 6 – Circuito com duas cargas elétricas similares



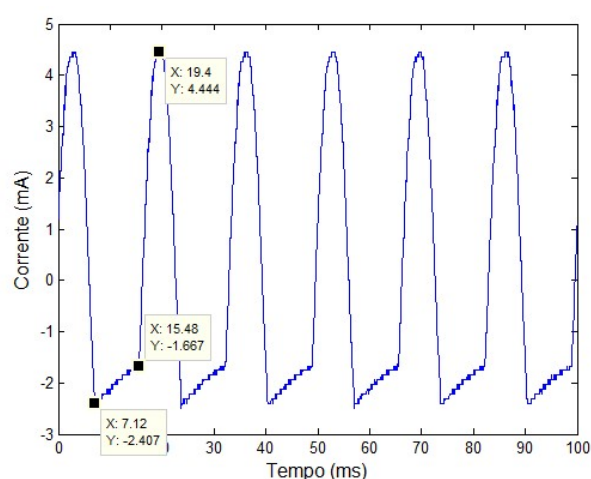
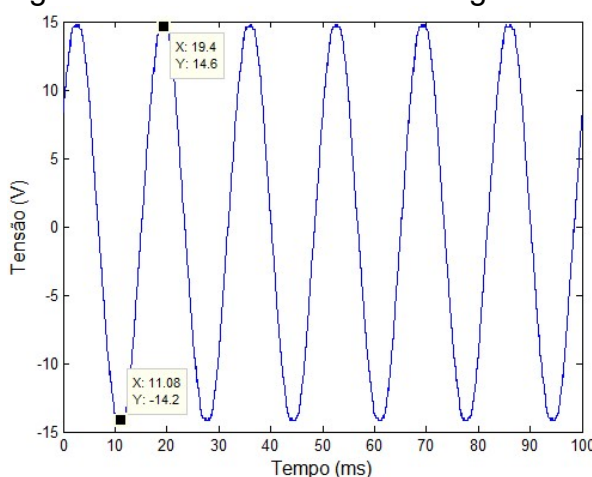
Fonte: Autor (2016).

Figura 7 – Sinais elétricos na carga C1



Fonte: Autor (2016).

Figura 8 – Sinais elétricos na carga C2



Fonte: Autor (2016).

Embora as cargas elétricas C1 e C2 apresentem especificações técnica idênticas, as características reais destes dispositivos podem ser ligeiramente diferentes, ou seja, os valores nominais das características elétricas podem variar de um elemento para outro em decorrência do seu processo de fabricação.

Nos sinais elétricos das cargas C1 e C2, Figuras 7 e 8 respectivamente, foram destacados alguns pontos para observação das pequenas variações que podem ocorrer nos sinais elétricos. Os valores destacados são apresentados no Quadro 3, onde é possível verificar algumas pequenas diferenças existentes entre os sinais elétricos das cargas C1 e C2 .

Quadro 3 – Pontos de observação para os sinais elétricos das Figuras 7 e 8

Sinais elétricos	Ponto de observação	Posição no eixo X	Posição no eixo Y	
			Carga C1	Carga C2
Tensão	Pico negativo da tensão	11,08 ms	-14,2 V	-14,2 V
	Pico positivo da tensão	19,4 ms	14,8 V	14,6 V
Corrente	Ponto onde a carga deixa de solicitar corrente elétrica	7,12 ms	-2,455 mA	-2.407 mA
	Ponto onde a carga volta a solicitar corrente elétrica	15,48 ms	-1,636 mA	-1,667 mA
	Pico positivo da corrente	19,4 ms	4,364 mA	4,444 mA

Fonte: Autor (2016).

Observa-se que os valores dos picos negativos e positivos dos sinais elétricos de tensão das cargas C1 e C2 (Quadro 3) praticamente não sofrem alterações em seus valores nos pontos de observação (posição no eixo X para os instantes de tempo 11,08 ms e 19,4 ms), tendo em vista que as cargas foram alimentadas pelo mesmo sinal elétrico de tensão.

Para os sinais elétricos de corrente das cargas C1 e C2 (Quadro 3), são observadas algumas pequenas variações provenientes das incertezas dos componentes eletrônicos que compõem cada uma delas. As cargas C1 e C2 deixam de solicitar corrente elétrica da rede no instante de tempo igual a 7,12 ms e voltam a solicitar a corrente elétrica no instante de tempo igual a 15,48 ms.

Observa-se no Quadro 3 que, os valores em que as cargas deixam de solicitar a corrente elétrica da rede e os valores em que voltam a solicitar a corrente elétrica da rede são diferentes. O mesmo efeito pode ser observado para os valores dos picos positivos dos sinais elétricos de corrente das cargas C1 e C2, o que ocorre no instante de tempo igual 19,4 ms. As pequenas diferenças observadas nos valores do sinal elétrico de corrente (Quadro 3) podem ser suficientes para diferenciar as cargas elétricas similares (C1 e C2) no circuito elétrico apresentado na Figura 6, desde que se tenha um sistema de identificação inteligente robusto, isto é, capaz de isolar a característica ou o grupo de características que permita(m) a aplicação eficiente de classificadores inteligentes.

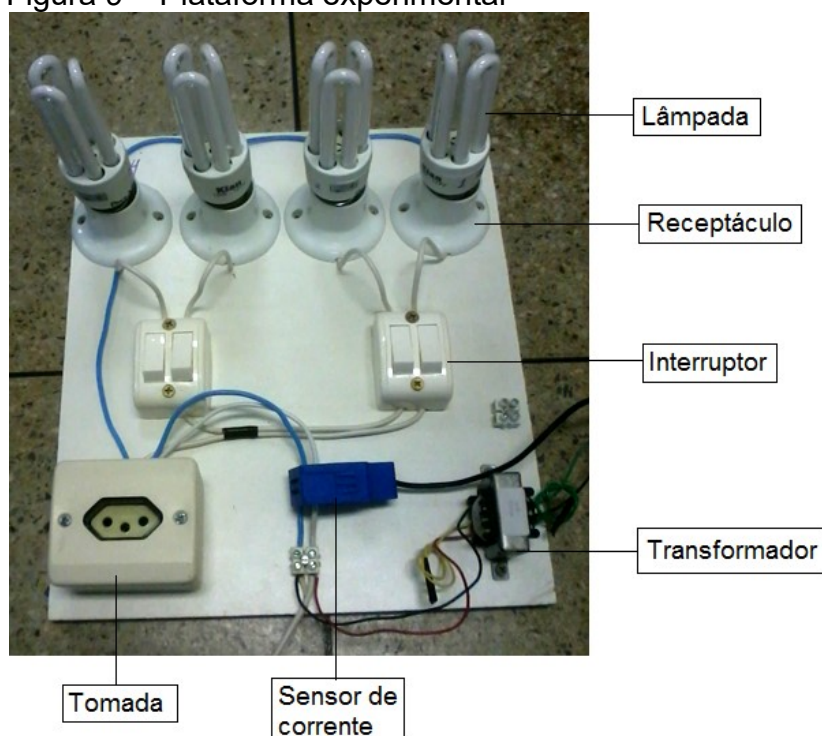
## Capítulo 3: Materiais e Métodos

Esse capítulo aborda o desenvolvimento do trabalho, apresentando a plataforma experimental, os testes dos sensores, a aquisição dos dados, o processamento dos sinais, a obtenção das características elétricas e os métodos de classificação utilizados.

### 3.1 Plataforma Experimental

Para realizar os experimentos foi desenvolvida uma plataforma experimental contendo 2 interruptores duplos, 4 receptáculos, 4 lâmpadas fluorescentes compactas de um mesmo fabricante e com especificações técnicas idênticas (Quadro 4), 1 transformador abaixador para medição da tensão elétrica de alimentação das cargas, 1 sensor não intrusivo para medição da corrente elétrica de alimentação das cargas, modelo SCT-013-000 com capacidade de medição de até 100 A e uma tomada de energia para ligação de outras cargas elétricas (Figura 9).

Figura 9 – Plataforma experimental



Fonte: Autor (2016).

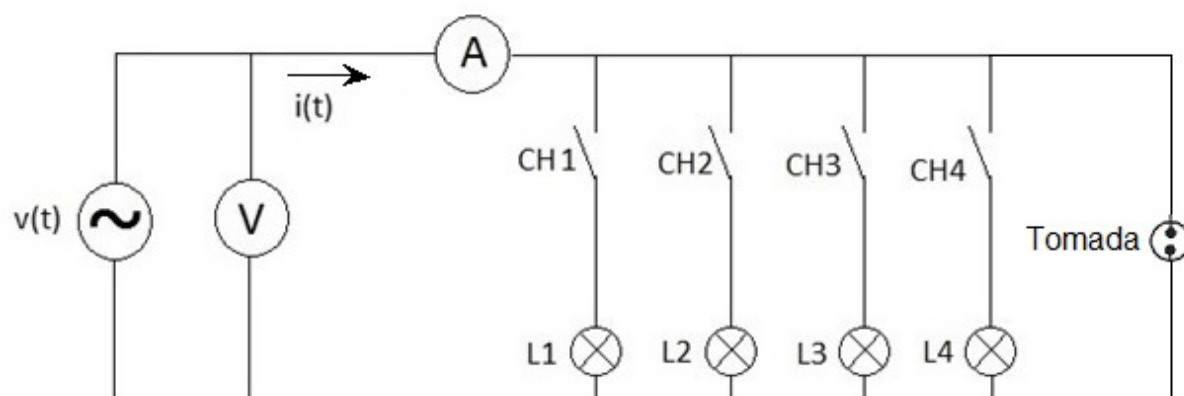
Quadro 4 – Informações técnicas das lâmpadas

Variável	Valor
Potência ativa	15 W
Tensão nominal	127 V
Corrente elétrica	190 mA
Fator de potência	$\geq 0,50$
Eficiência luminosa	56,3 lm/W
Temperatura máxima do invólucro	85 °C
Faixa de temperatura ambiente	5 °C – 45 °C
Frequência nominal de alimentação	50/60 Hz
Tempo para atingir 80% do fluxo luminoso	60 segundos
Fluxo luminoso	844 lm
Vida mediana	6000 h

Fonte: Fabricante das lâmpadas.

Na Figura 10 é apresentado o diagrama esquemático de funcionamento da plataforma experimental, onde é possível observar que as cargas elétricas lâmpadas L1, L2, L3 e L4 podem ser ligadas ou desligadas individualmente pelas chaves CH1, CH2, CH3 e CH4, respectivamente, e a tomada de energia para ligação de outras cargas elétricas. Também é possível observar como os sensores estão introduzidos no circuito elétrico para medir os sinais de tensão (V) e de corrente (A).

Figura 10 – Diagrama esquemático da plataforma experimental



Fonte: Autor (2016).

Na tomada de energia da plataforma experimental (Figura 9) foi conectada uma extensão elétrica para realização dos experimentos com as 4 cargas elétricas não similares, a fim de comparar os resultados obtidos com os resultados observados na literatura. Utilizou-se uma lâmpada fluorescente compacta, uma misteira (característica puramente resistiva), um notebook (fonte chaveada) e um ventilador

(motor elétrico), as características técnicas básicas de tais cargas são apresentadas no Quadro 5.

Quadro 5 – Informações técnicas das cargas não similares

<b>Carga elétrica</b>	<b>Tensão elétrica</b>	<b>Frequência elétrica</b>	<b>Potência ativa</b>
Lâmpada fluorescente compacta (LFC)	127 V	50/60 Hz	15 W
Misteira (MT)	127 V	60 Hz	850 W
Notebook (NB)	100 - 240 V	50 - 60 Hz	40 W
Ventilador (VT)	127 V	60 Hz	50 W

Fonte: Fabricantes dos equipamentos.

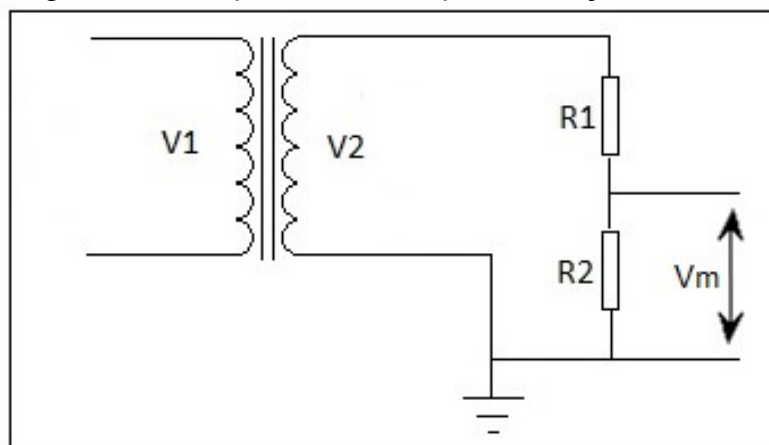
### **3.2 Sensor de Tensão**

O transformador é um dispositivo utilizado em praticamente todos os campos da engenharia elétrica. Como exemplo, pode-se citar o SEP, os circuitos eletrônicos e os instrumentos de medida (BOYLESTAD, 2012). Devido à facilidade de implementação, o sinal elétrico de tensão foi medido utilizando um transformador na função de abaixador de tensão. Os terminais do enrolamento primário foram conectados em paralelo com o circuito elétrico de alimentação das lâmpadas e nos terminais do enrolamento secundário foram inseridos dois resistores ligados em série (Figura 11). A relação de transformação ( $\alpha$ ) entre a tensão ( $V_1$ ) no primário do transformador e a tensão ( $V_2$ ) no secundário é diretamente proporcional ao número de espiras dos enrolamentos correspondentes ( $N_1$  e  $N_2$ ) e inversamente proporcional a corrente elétrica que os percorrem ( $I_1$  e  $I_2$ ), conforme equação (7). Assim, o sinal elétrico de tensão ( $V_m$ ) medido nos terminais do resistor  $R_2$  (Figura 11) é proporcional ao valor da tensão de alimentação da plataforma experimental ( $V_1$ ).

Na Figura 11, tem-se que:

- $V_1$  é a tensão de alimentação das lâmpadas, enrolamento primário do transformador;
- $V_2$  é a tensão no enrolamento secundário do transformador;
- $R_1$  e  $R_2$  são os resistores utilizados para dividir a tensão  $V_2$ ;
- $V_m$  é o valor da tensão adquirida.

Figura 11 – Esquema elétrico para medição da tensão



Fonte: Autor (2016).

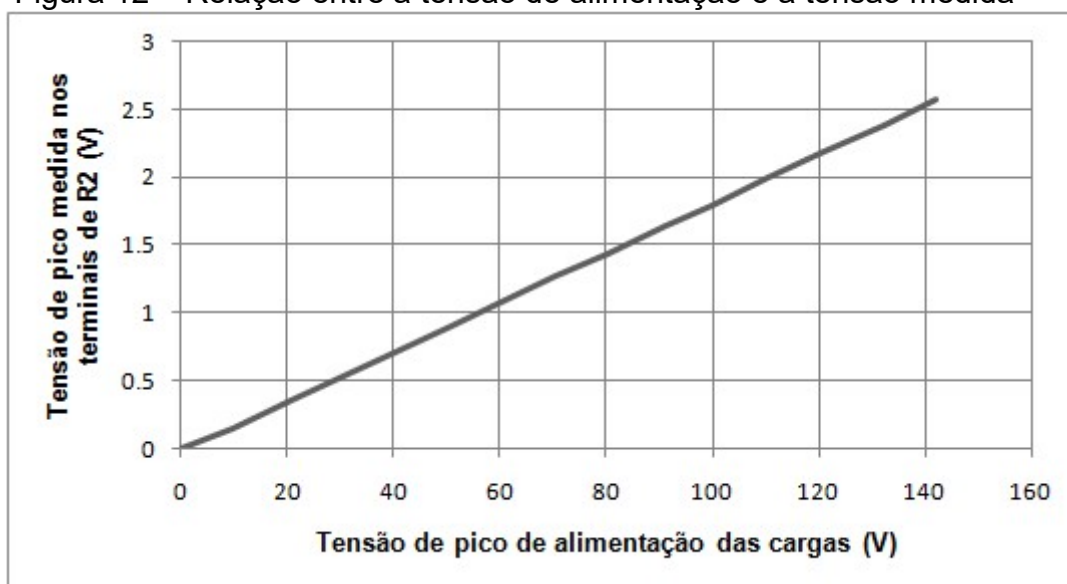
$$\alpha = \frac{V1}{V2} = \frac{N1}{N2} = \frac{I2}{I1} \quad (7)$$

O valor de  $V_m$  pode ser calculado utilizando a regra do divisor de tensão, conforme equação (8).

$$V_m = V2 \frac{R2}{R1+R2} \quad (8)$$

No teste para verificar a relação da tensão de alimentação e a tensão medida, foram aplicados valores conhecidos de um sinal de tensão senoidal nos terminais V1, e foram medidos os valores de tensão entre os terminais do resistor R2 ( $V_m$ ). O gráfico do resultado do teste é apresentado na Figura 12.

Figura 12 – Relação entre a tensão de alimentação e a tensão medida



Fonte: Autor (2016).

### 3.2.1 Sensor de Corrente

O sinal de corrente foi medido utilizando o sensor não intrusivo, mostrado na Figura 13, instalado em um dos condutores de alimentação da plataforma experimental (Figura 9). O princípio de funcionamento do sensor de corrente utilizado é de um transformador. Quando uma corrente elétrica percorre o condutor no circuito em que o sensor está inserido, produz uma diferença de potencial (tensão induzida) nos terminais do sensor. A tensão induzida é inversamente proporcional à corrente de alimentação das lâmpadas da plataforma, conforme mostrado na equação (7). Nos terminais do sensor de corrente foi conectado um resistor, em cujos terminais mede-se uma tensão que é relativa à corrente entregue à plataforma experimental.

Como o sensor de corrente tem capacidade para medir até 100A e o valor máximo da potência ativa estimada para os testes é de 955 W (todas as cargas elétricas não similares ligadas), a corrente elétrica eficaz máxima estimada para o circuito é de 7,42 A. Por este motivo os testes foram realizados com corrente elétrica eficaz de até 13 A.

Figura 13 – Sensor de corrente

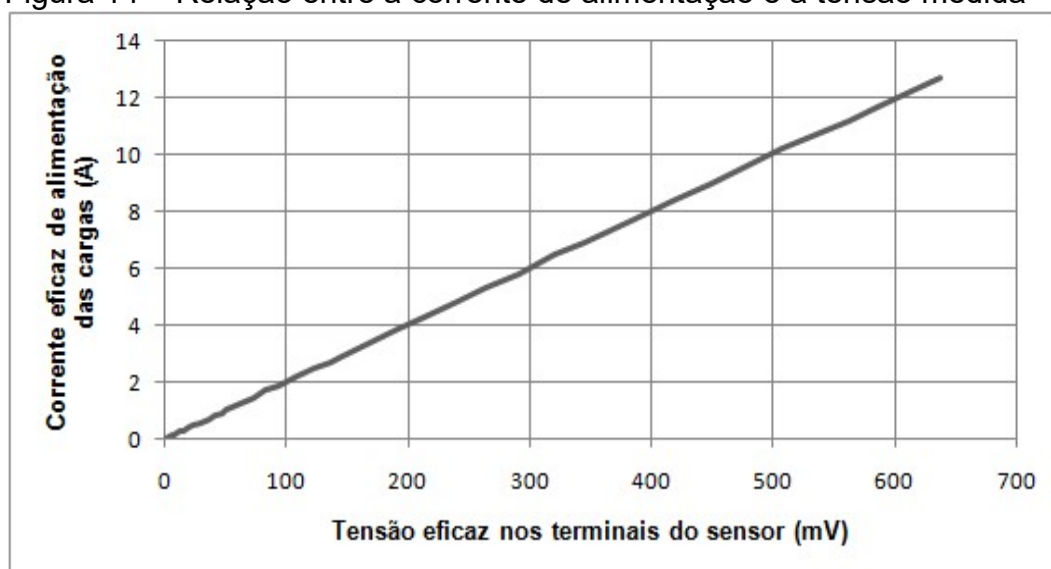


Fonte: Fabricante do sensor (ANEXO II).

Os testes foram feitos aplicando valores conhecidos de um sinal senoidal de corrente em um circuito elétrico contendo carga resistiva e medindo-se os valores de tensão nos terminais do resistor conectado entre os terminais do sensor. O gráfico dos resultados obtido é apresentado na Figura 14, e representa a relação entre a corrente de alimentação da carga e a tensão medida nos terminais do sensor de corrente.



Figura 14 – Relação entre a corrente de alimentação e a tensão medida



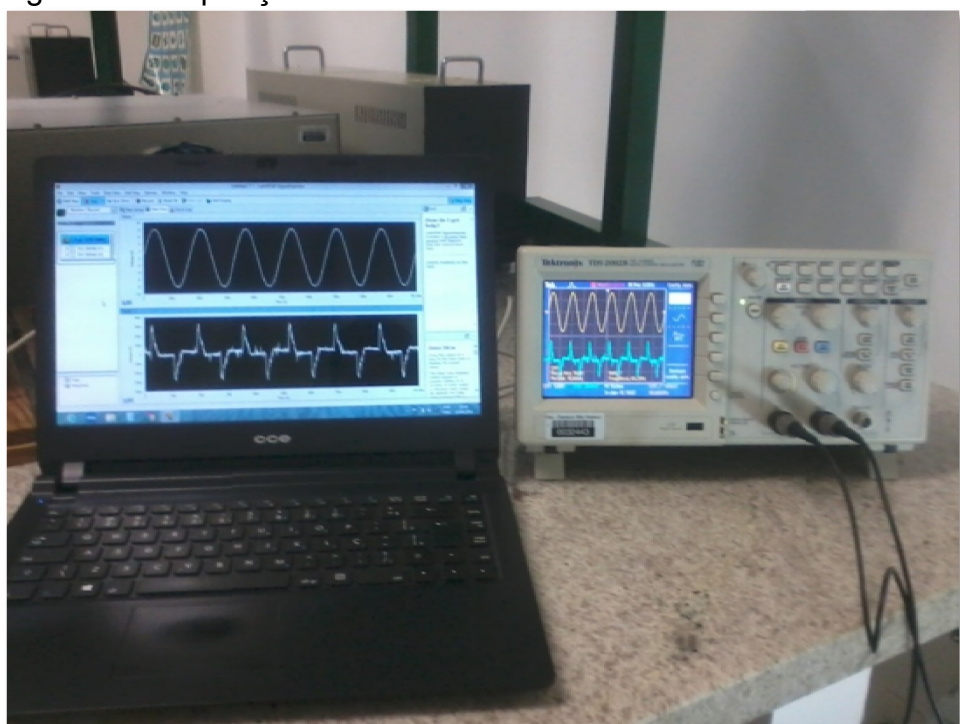
Fonte: Autor (2016).

### 3.3 Aquisição dos Sinais Elétricos

Os sinais elétricos foram obtidos através de experimentais realizadas no laboratório de máquinas elétricas no Instituto Federal do Espírito Santo – Campus São Mateus. Foram medidos os valores instantâneos de tensão e de corrente, utilizando um osciloscópio de marca Tektronix, modelo TDS2002B, um notebook e o *software NI LabVIEW SignalExpress Tektronix Edition*, fornecido junto com o osciloscópio. A comunicação entre osciloscópio e computador é realizada via USB.

Os sinais elétricos medidos são digitalizados pelo osciloscópio e enviados para o computador, conforme mostrado na Figura 15. As amostras são armazenadas em um arquivo de texto para serem processadas e utilizadas no processo de identificação das cargas.

Figura 15 – Aquisição dos sinais elétricos



Fonte: Autor (2016).

Na aquisição dos sinais elétricos utilizou-se o osciloscópio na configuração amostra. Assim o sinal é adquirido em intervalos espaçados uniformemente para construir a forma de onda. Esta configuração representa com precisão os sinais adquiridos ao longo do tempo. Entretanto, as variações rápidas de sinal que podem ocorrer entre as amostras não são registradas. Isso pode resultar em *aliasing* e causar a perda de pulsos estreitos.

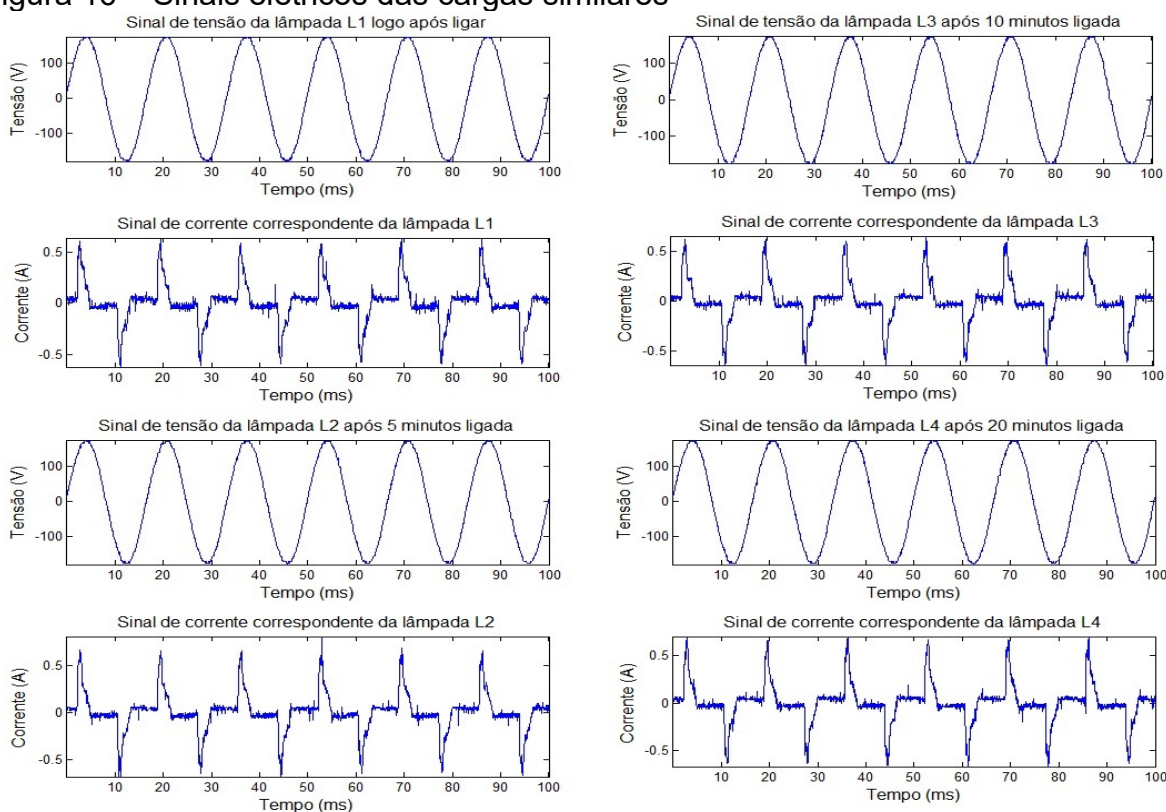
O *aliasing* é um fenômeno indesejado que inviabiliza a correta reprodução do sinal amostrado, e ocorre quando o osciloscópio não amostra o sinal de maneira rápida o suficiente para construir um registro da forma de onda com precisão. Quando isso ocorre, o osciloscópio exibe uma forma de onda com uma frequência menor do que aquela que está sendo medida.

Para evitar que isso ocorra, o osciloscópio deve ser capaz de amostrar o sinal de acordo com o Teorema da Amostragem, ou seja, a quantidade de amostras por unidade de tempo de um sinal (taxa ou frequência de amostragem) deve ser maior do que o dobro da maior frequência contida no sinal a ser amostrado. A metade da frequência de amostragem é chamada de frequência de Nyquist e corresponde ao limite máximo de frequência do sinal que pode ser reproduzido.

Os sinais elétricos foram adquiridos pelo osciloscópio em janelas de 100 milissegundos e com taxa de amostragem de 25kHz. Cada janela do osciloscópio é digitalizada com 2500 amostras que correspondem a 6 ciclos do sinal elétrico de 60 Hz. Em cada experimento utilizou-se 4 cargas elétricas, possibilitando 16 configurações de funcionamento para cada um dos arranjos de cargas (similares e não similares), desde todas as cargas desligadas até todas as cargas ligadas.

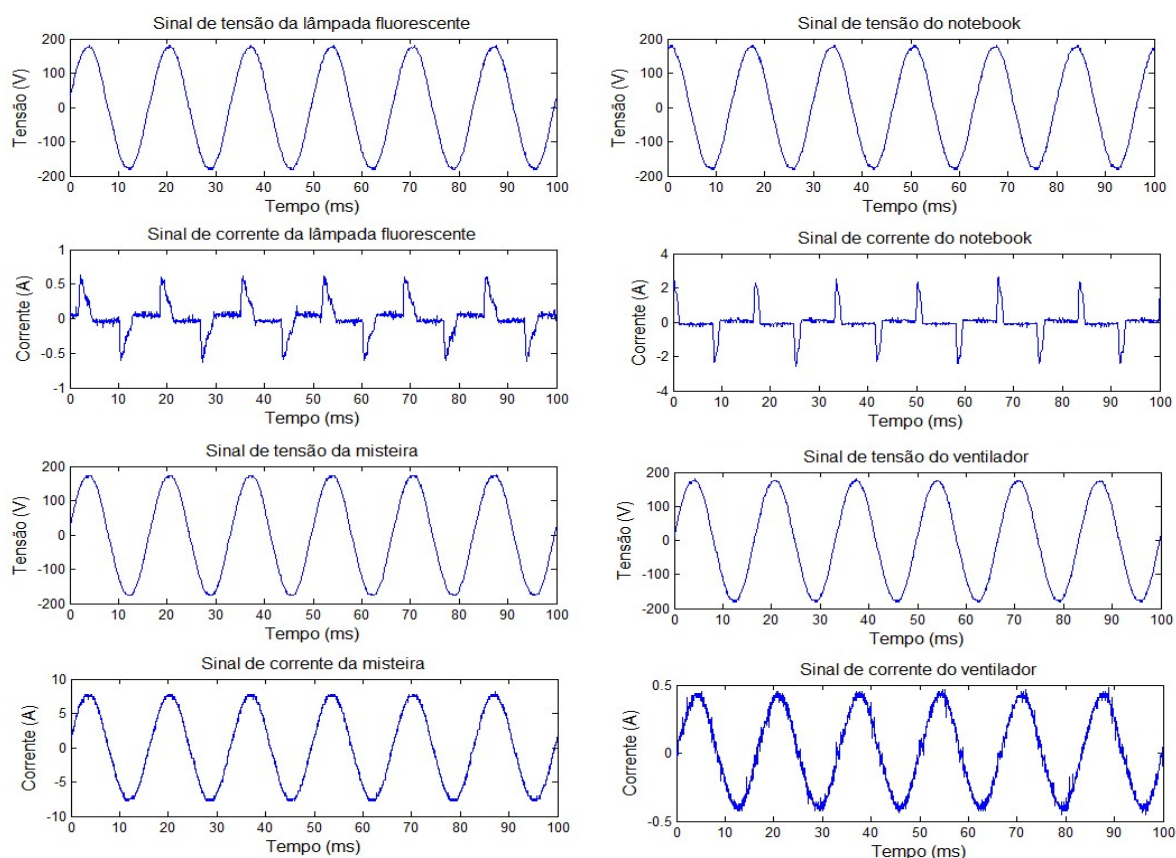
Na Figura 16, são apresentados os sinais elétricos adquiridos em condições e tempos distintos durante o funcionamento independente das cargas elétricas similares (lâmpadas L1, L2, L3 e L4). Na Figura 17, são apresentados os sinais elétricos das cargas não similares (LFC, MT, NB e VT). No Quadro 6, são apresentadas as 16 configurações de funcionamento das cargas elétricas similares e o código binário correspondente, enquanto que no Quadro 7, são apresentadas as 16 configurações de funcionamento para as cargas elétricas não similares.

Figura 16 – Sinais elétricos das cargas similares



Fonte: Autor (2016).

Figura 17 – Sinais elétricos das cargas não similares



Fonte: Autor (2016).

Quadro 6 – Configurações de funcionamento para as cargas similares

Classe	Código binário de funcionamento				Condição de funcionamento
	L1	L2	L3	L4	
0	0	0	0	0	Todas as lâmpadas desligadas
1	1	0	0	0	Apenas a lâmpada L1 ligada
2	0	1	0	0	Apenas a lâmpada L2 ligada
3	1	1	0	0	Lâmpadas L1 e L2 ligadas
4	0	0	1	0	Apenas a lâmpada L3 ligada
5	1	0	1	0	Lâmpadas L1 e L3 ligadas
6	0	1	1	0	Lâmpadas L2 e L3 ligadas
7	1	1	1	0	Lâmpadas L1, L2 e L3 ligadas
8	0	0	0	1	Apenas a lâmpada L4 ligada
9	1	0	0	1	Lâmpadas L1 e L4 ligadas
10	0	1	0	1	Lâmpadas L2 e L4 ligadas
11	1	1	0	1	Lâmpadas L1, L2 e L4 ligadas
12	0	0	1	1	Lâmpadas L3 e L4 ligadas
13	1	0	1	1	Lâmpadas L1, L3 e L4 ligadas
14	0	1	1	1	Lâmpadas L2, L3 e L4 ligadas
15	1	1	1	1	Todas as lâmpadas ligadas

Fonte: Autor (2016).

Quadro 7 – Configurações de funcionamento para as cargas não similares

Classe	Código binário de funcionamento				Condição de funcionamento
	LFC	M	NB	V	
0	0	0	0	0	Todas as cargas desligadas
1	1	0	0	0	Lâmpada fluorescente compacta (LFC) ligada
2	0	1	0	0	Misteira (MT) ligada
3	1	1	0	0	LFC e M ligada
4	0	0	1	0	Notebook (NB) ligado
5	1	0	1	0	LFC e NB ligado
6	0	1	1	0	MT e NB ligado
7	1	1	1	0	LFC, MT e NB ligado
8	0	0	0	1	Ventilador (VT) ligado
9	1	0	0	1	LFC e VT ligado
10	0	1	0	1	MT e VT ligado
11	1	1	0	1	LFC, MT e VT ligado
12	0	0	1	1	NB e VT ligado
13	1	0	1	1	LFC, NB e VT ligado
14	0	1	1	1	MT, NB e VT ligado
15	1	1	1	1	Todas as cargas ligadas

Fonte: Autor (2016).

Para cada configuração de funcionamento, os sinais elétricos foram adquiridos em momentos distintos de funcionamento dos arranjos de cargas, conforme descrição abaixo:

- a) Logo depois de ser ligada;
- b) Após 5 minutos de funcionamento;
- c) Após 10 minutos de funcionamento;
- d) Após 15 minutos de funcionamento;
- e) Após 20 minutos de funcionamento.

O objetivo de realizar as aquisições em vários momentos de funcionamento dos arranjos de cargas é garantir uma maior robustez dos dados coletados, tendo em vista que fatores como o aquecimento em função do tempo de funcionamento de um determinado equipamento podem afetar os sinais elétricos e por conseguinte ser útil na caracterização do próprio equipamento.

### 3.4 Processamento dos Sinais Elétricos

O processamento dos sinais elétricos foi efetuado *off-line*<sup>3</sup> a partir do *software* MATLAB<sup>®</sup>. Os sinais elétricos de tensão e de corrente foram selecionados aleatoriamente nas condições em que foram coletados (apresentadas no item 3.2) e processados nas frequências amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz para obtenção dos dados. Para cada uma das frequências de amostragem foram obtidos conjuntos de dados com 50, 100 e 150 amostras para cada uma das 16 configurações de funcionamento da plataforma experimental. Para cada amostra do conjunto de dados foi utilizado um ciclo dos sinais de tensão e de corrente, de onde se extraiu 14 características elétricas. Assim, para cada frequência de amostragem geraram-se três matrizes de dados com 800, 1600 e 2400 linhas, e com 14 colunas cada, sendo que em cada coluna é representada uma característica elétrica. As 14 características obtidas foram:

- Coluna 1 – corrente eficaz (I<sub>rms</sub>);
- Coluna 2 – amplitude da componente fundamental (60 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 3 – amplitude do terceiro harmônico (180 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 4 – amplitude do quinto harmônico (300 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 5 – amplitude do sétimo harmônico (420 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 6 – amplitude do nono harmônico (540 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 7 – amplitude do décimo primeiro harmônico (660 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 8 – amplitude do décimo terceiro harmônico (780 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 9 – amplitude do décimo quinto harmônico (900 Hz) do espectro de frequência da corrente;

---

<sup>3</sup> Significa “fora de linha” e também pode qualificar algo desligado ou desconectado.

- Coluna 10 – amplitude do décimo sétimo harmônico (1020 Hz) do espectro de frequência da corrente;
- Coluna 11 – potência ativa (P);
- Coluna 12 – potência aparente (S);
- Coluna 13 – fator de potência (FP);
- Coluna 14 – potência reativa (Q).

### 3.4.1 Extração das características

O valor eficaz ou o valor médio quadrático (*rms - root-mean-square*) da corrente e da tensão podem ser calculados a partir das equações (9) e (10), respectivamente.

$$I_{rms} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T i^2(t) dt} \quad (9)$$

e

$$V_{rms} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T v^2(t) dt} \quad (10)$$

No cálculo da potência ativa (P), foi utilizada a equação (11). Por definição a potência ativa é calculada pela integral do produto entre tensão e corrente ao longo do tempo.

$$P = \frac{1}{T} \int_0^T v(t) i(t) dt \quad (11)$$

A potência aparente (S) foi calculada através do produto entre tensão eficaz ( $V_{rms}$ ) e corrente eficaz ( $I_{rms}$ ), conforme equação (12).

$$S = V_{rms} I_{rms} \quad (12)$$

No cálculo da potência reativa (Q), foi utilizada a equação (13).

$$Q = \sqrt{S^2 - P^2} \quad (13)$$

O fator de potência (FP) foi calculado utilizando a razão entre P e S, conforme equação (14).



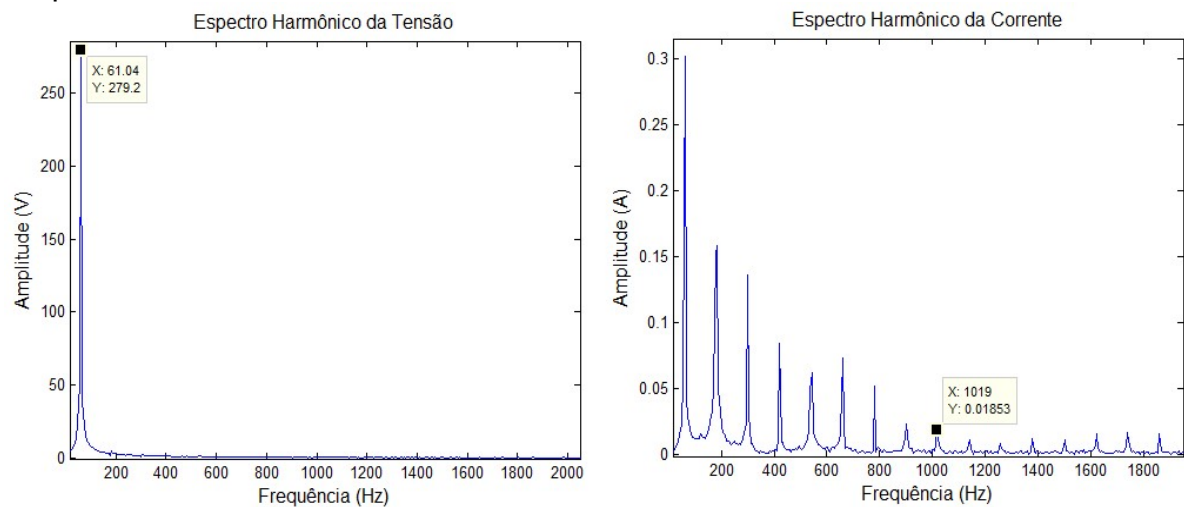
$$FP = \frac{P}{S} \quad (14)$$

Os valores da componente fundamental e dos termos harmônicos do espectro de frequência foram obtidos utilizando a transformada discreta de Fourier (*DFT – Discrete Fourier Transform*), que é uma técnica computacional para a determinação da transformada de Fourier (GONÇALVES, 2004). Uma das razões para a utilização da DFT é a existência de algoritmos rápidos e eficientes (*FFT – Fast Fourier Transform*) para execução computacional. A DFT direta é definida pela equação (15), onde  $\omega_N = e^{(-2\pi i)/N}$  e  $N$  é o comprimento do vetor de amostras.

$$X(k) = \sum_{j=1}^N x(j)\omega_N^{(j-1)(k-1)} \quad (15)$$

Os espectros de frequência dos sinais elétricos de tensão e de corrente para uma das lâmpadas são apresentados na Figuras 18.

Figura 18 – Espectro de frequência da tensão e da corrente elétrica de uma das lâmpadas



Fonte: Autor (2016).

Após o processo de extração das características, os dados foram normalizados para que cada coluna da matriz fique em uma mesma faixa de valores, entre 0 e 1. Este procedimento é feito para evitar que uma característica seja predominante em relação às outras, evitando que o aprendizado dos classificadores fique estagnado. A normalização foi efetuada utilizando a equação (16).

$$x_i' = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (16)$$



Onde,

- $x_i$  - é o valor da característica de uma coluna;
- $x'_i$  - é o valor normalizado de  $x_i$ ;
- $\min(x)$  - é o menor valor da coluna  $x$ ;
- $\max(x)$  - é o maior valor da coluna  $x$ .

### 3.5 Processo de Identificação das Cargas

Com o objetivo de realizar a identificação das cargas, foram testados seis métodos de classificação, a saber:

- algoritmo *k-means*;
- duas variações de Raciocínio Baseado em Casos (RBC), isto é RBC e RBC+*k-means*;
- três Redes Neurais Artificiais (RNA), do tipo *Multi-Layer Perceptron (MLP)*. Isto é, uma RNA com 4 neurônios na camada escondida (*MLP-4*), e duas RNA com 8 neurônios na camada escondida (*MLP-8* e *MLP-8-C30000*) que se diferem apenas na quantidade de ciclos (épocas) utilizados como critério de parada no processo de aprendizagem, 10000 e 30000 ciclos (épocas), respectivamente.

#### 3.5.1 Algoritmo *k-means*

O método de classificação *k-means* ou *k-médias* foi proposto por Hartigan (1975). Trata-se de um algoritmo de agrupamento (*clustering*) e o seu objetivo é agrupar um conjunto de amostras em  $k$  grupos de elementos com características similares. O termo “média” presente no nome do método indica que o algoritmo utiliza o valor médio de cada característica (atributo) das amostras do grupo para determinar o seu centro (ou centróide).

No presente trabalho para determinar a proximidade entre os elementos, e entre os elementos e o centro do agrupamento é usada a medida da distância euclidiana,

que é definida como a raiz quadrada da soma do quadrado das diferenças entre  $x$  e  $y$  em suas respectivas dimensões, conforme equação (17), onde  $E(x,y)$  é a distância,  $x$  e  $y$  são dois vetores com  $n$  atributos numéricos.

$$E(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (17)$$

Um pseudocódigo do método *k-means* está descrito abaixo no Algoritmo 1. Nele, verifica-se que após a organização das amostras em grupos, o método definirá um rótulo para cada grupo indicando a classe majoritária presente naquele grupo.

---

#### Algoritmo 1 - *k-means*()

---

1. **dado** um conjunto de amostras e um valor de  $k$
  2. selecione aleatoriamente o centro de cada *cluster*
  3. **enquanto** (as amostras mudarem de *cluster*) **faça**
  4.       **para** (cada amostra) **faça**
  5.               verifica o centro de *cluster* mais próximo da amostra
  6.               **se** (o centro mais próximo não é o atual) **então**
  7.                       muda a amostra de *cluster*
  8.               **fim se**
  9.       **fim para**
  10. **fim enquanto**
  11. determina o rótulo de cada cluster
- 

Destaca-se que, o algoritmo descrito acima consiste em um método para criação do classificador. Após a sua criação, ele pode ser utilizado para identificação dos novos casos. Na identificação, verifica-se qual centro de *cluster* está mais próximo do caso novo. Após esta verificação, a classe majoritária do *cluster* será definida como a classe do novo caso.

### 3.5.2 Raciocínio Baseado em Casos (RBC)

A definição clássica de um sistema de RBC foi elaborada por Reisbeck e Schank (1989): “Um sistema RBC resolve problemas, adaptando soluções que foram utilizadas para resolver problemas anteriores”. O RBC é um método de classificação eficiente para identificação de situações de similaridades entre casos (amostras), que foi proposto por Kolodner (1993).

O RBC utilizado neste trabalho é uma versão simplificada do método, onde todos os casos conhecidos são armazenados em um banco de casos, que é utilizado como método de classificação. A análise de similaridade entre os casos do banco de casos e um caso novo é realizada por meio da distância euclidiana, equação (17). Para realizar a classificação, é feita uma busca no banco de casos a fim de encontrar o caso que possui características mais próximas do caso novo. E, a partir disso, a classe do caso mais próximo, armazenado no banco de casos, é utilizada para definir a classe do novo caso.

### 3.5.3 Raciocínio Baseado em Casos (RBC)+*k-means*

O RBC+*k-means* como o próprio nome diz, consiste na união dos dois métodos que foram definidos nas seções anteriores. Esta versão, realiza um passo inicial de criação do classificador que corresponde ao agrupamento (*clustering*) dos casos já classificados por meio do método *k-means*. Entretanto, neste método não é definido um rótulo para o *cluster*. O processo de classificação de uma nova amostra é feito utilizando o RBC definido na subseção 3.4.2, mas considerando apenas os casos que estão dentro do *cluster* mais próximo da nova amostra.

Desta maneira, quando uma nova amostra é submetida ao processo de classificação, ela é comparada com o centro de cada agrupamento por meio da distância euclidiana. Escolhido o agrupamento, o algoritmo realiza a análise de similaridade através da distância euclidiana, equação (17), do novo caso apenas com os membros do grupo. Assim como ocorre no RBC simples, neste método a classe da amostra mais similar

é definida como resposta do classificador.

#### **3.5.4 Rede Neural Artificial (RNA) *Multi-Layer Perceptron (MLP)***

As RNA são modelos computacionais inspirados na estrutura neural de organismos inteligentes que formam um sistema representativo do cérebro humano, capaz de adquirir conhecimento através de exemplos e de generalizar a informação aprendida. Estas redes neurais são formadas por um conjunto de neurônios artificiais que interagem entre si, semelhantes ao funcionamento dos neurônios biológicos, e têm a capacidade de coletar, utilizar e armazenar informações baseadas em experimentos (HAYKIN, 2001). O primeiro trabalho sobre RNA foi desenvolvido por McCulloch e Pitts (1943), onde os autores fizeram uma analogia entre células nervosas vivas e o processo eletrônico, simulando o comportamento do neurônio natural.

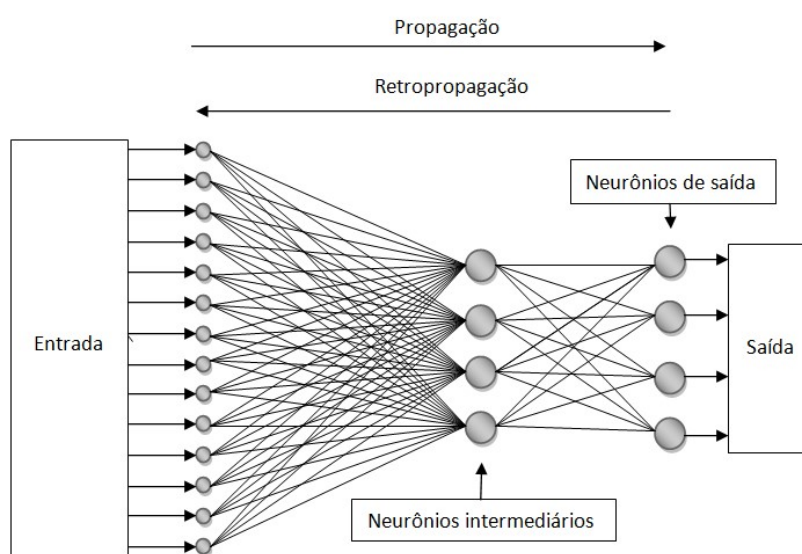
No presente trabalho, utilizam-se três RNA *Multi-Layer Perceptron (MLP)*, treinadas com o algoritmo de aprendizagem *Back Propagation* (RUMELHART, HINTON e WILLIAMS, 1986) e função de ativação sigmóide. O *MLP* é uma rede neural com uma camada de entrada, uma camada de saída e uma ou mais camadas escondidas, onde os neurônios de uma camada estão conectados com todos os neurônios das camadas adjacentes. Nesse tipo de rede, os dados fluem da camada de entrada para a camada de saída.

A criação da RNA inicia-se com a definição do número de camadas e do número de neurônios em cada camada. Atribui-se um peso aleatório para cada conexão entre os neurônios. Em seguida, efetua-se o ajuste dos pesos da RNA por meio do algoritmo *Back Propagation* (retropropagação). O processo de ajuste é denominado de treinamento. Nele, um conjunto de dados de treinamento é aplicado na primeira camada da rede e propagado para as camadas adjacentes até a camada de saída. A saída obtida é comparada com a saída desejada, gerando um sinal de erro para cada elemento da camada de saída, caso estas saídas sejam distintas. O sinal de erro é retropropagado da camada de saída para cada elemento da camada escondida. Na retropropagação, cada elemento da camada escondida recebe apenas uma porção do sinal de erro total. Com base no sinal de erro recebido, são realizados ajustes nos

pesos, entre a saída de um neurônio e a entrada de outro. Esse ajuste é estabelecido pela regra de correção de erro (denominada regra delta generalizada), fazendo a rede convergir para o valor de saída desejado. O procedimento é repetido até que o erro médio máximo admissível seja atingido ou até completar o número de ciclos (épocas), critérios de parada do algoritmo de aprendizado, valendo o que ocorrer primeiro.

Nos experimentos do presente trabalho, utilizou-se uma RNA com 4 neurônios na camada escondida (*MLP-4*) e uma RNA com 8 neurônios na camada escondida (*MLP-8*), ambas com erro médio máximo de 10% ou 10000 ciclos (épocas) como critérios de parada do algoritmo de treinamento. Foi utilizada também uma RNA com 8 neurônios na camada escondida (*MLP-8-C30000*) com erro médio máximo de 10% ou 30000 ciclos (épocas) como critérios de parada do algoritmo de treinamento. Uma ilustração do algoritmo *Back Propagation* com 4 neurônios na camada escondida é apresentada na Figura 19.

Figura 19 – Ilustração do algoritmo *Back Propagation*



Fonte: Autor (2016).

Todas as RNA empregadas possuem 14 neurônios na camada de entrada, onde cada neurônio representa uma característica elétrica da matriz de dados. A resposta de cada uma das redes é dada por 4 neurônios na última camada, onde cada neurônio representa o estado de funcionamento de uma carga elétrica (Quadros 6 e 7). O neurônio ativado (saída entre 0,5 e 1,0) indica que a lâmpada está ligada. Caso contrário (saída menor que 0,5) a lâmpada está desligada.

### 3.6 *Análise de Desempenho*

O objetivo da análise de desempenho é avaliar como os métodos de classificação se comportam nos experimentos realizados com os dispositivos similares (L1, L2, L3 e L4) e as classes (16 combinações de funcionamento da plataforma experimental), utilizando os dados com 50, 100 e 150 amostras para cada condição de funcionamento da plataforma experimental e com frequências de amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25 kHz. Na análise de desempenho para os dispositivos não similares (LFC, MT, NB e VT) e para as 16 combinações de funcionamento destes dispositivos, utilizou-se 150 amostras para cada condição de funcionamento da plataforma experimental e frequências de amostragem de 25 kHz. Os resultados obtidos nos experimentos são comparados nas etapas de treinamento, validação e teste. Para os classificadores RBC e RBC+*k-means*, o treinamento é realizado com os próprios casos, de modo que os erros de treinamento não são apurados.

Na medição do desempenho de todos os classificadores foi utilizada a Validação Cruzada (*Cross-Validation*). O método de Validação Cruzada é uma forma amplamente aceita e utilizada para comparar algoritmos de Inteligência Artificial. Para os experimentos foram selecionados aleatoriamente 10% das amostras em cada matriz de dados para o conjunto de teste e o restante das amostras foi utilizado no processo de aprendizado dos classificadores pelo método de validação cruzada. Neste método, o conjunto é dividido em  $X$  subconjuntos. E o procedimento de geração e treinamento do classificador é reproduzido  $X$  vezes, escolhendo o melhor classificador gerado. Para cada classificador, escolhe-se um subconjunto para validar o treinamento e o restante para realizar o treinamento ( $X-1$  subconjuntos). Kohavi (1995) demonstra que a Validação Cruzada com 10 subconjuntos é um bom método para análise de desempenho de classificadores inteligentes aplicados a problemas reais, motivo pelo qual se optou neste trabalho, por também utilizar os mesmos 10 subconjuntos.

Durante o treinamento, o classificador adquire conhecimento através das características ou padrões contidos no conjunto de dados selecionados para o treino. Ainda no treinamento, o conjunto de dados selecionados para a validação é utilizado como parâmetro para medir o nível de aprendizagem adquirido pelo classificador.

Após o treinamento e validação, o conjunto de amostras selecionadas para o teste é utilizado para avaliar o desempenho do classificador criado.

O processo de análise de desempenho foi aplicado sobre todos os métodos de classificação descritos na subseção 3.4, utilizando os mesmos conjuntos de treinamento, validação e teste para cada um dos classificadores. No capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos nos experimentos.

Os métodos de classificação implementados diferenciam-se em termos de esforço computacional nos processos de aprendizado e classificação. No aprendizado, o método RBC é mais rápido em comparação com os métodos *k-means*, RBC+*k-means*, MLP-4 e MLP-8 e MLP-8-C30000. Na classificação, os métodos MLP-4, MLP-8 e MLP-8-C30000 são mais rápidos em comparação com os métodos *k-means*, RBC e RBC+*k-means*.

## **Capítulo 4: Resultados e Discussões**

Os resultados e as discussões dos experimentos realizados com as cargas elétricas similares são apresentados na seção 4.1 e os resultados e discussões dos experimentos realizados com as cargas elétricas não similares são apresentados na seção 4.2.

### ***4.1 Resultados dos Experimentos com as Cargas Elétricas Similares***

As cargas elétricas similares utilizadas nos experimentos são 4 lâmpadas fluorescentes compactas, que possuem as mesmas especificações técnicas e são de mesmo fabricante (Quadro 4). Os resultados dos experimentos realizados para os dispositivos (4 lâmpadas) são apresentados na subseção 4.1.1 e os resultados dos experimentos realizados para as classes ( $2^4 = 16$  configurações de funcionamento da plataforma experimental) são apresentados na subseção 4.1.2.

#### **4.1.1 Resultados dos Experimentos para os Dispositivos Similares**

Os resultados obtidos nos experimentos para os dispositivos (4 lâmpadas) são apresentados na Tabela 1. Os experimentos foram realizados utilizando 50, 100 e 150 amostras para cada dispositivo e frequências de amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz. Os resultados da Tabela 1 representam os erros médios percentuais de cada classificador nas etapas de treinamento, validação e teste. O erro médio percentual é calculado, considerando a média da taxa de erro apurada para cada dispositivo. Os menores erros estão em destaque e representam os melhores resultados.



Tabela 1 – Resultados dos experimentos para os dispositivos das cargas elétricas similares

Amostras por dispositivo	Classificador	Erro médio percentual (%)								
		6,25 kHz			12,5 kHz			25 kHz		
		Treinamento	Validação	Teste	Treinamento	Validação	Teste	Treinamento	Validação	Teste
50	K-MEANS	24,22	20,13	26,25	21,45	19,44	26,87	18,67	15,27	23,12
	RBC	-	20,13	25,62	-	20,13	25,62	-	<b>13,19</b>	16,25
	RBC+K-MEANS	-	22,91	25,00	-	20,13	26,87	-	13,88	19,37
	MLP-4	24,53	27,43	26,25	23,38	23,26	25,00	21,79	20,48	27,81
	MLP-8	20,33	22,91	23,12	19,56	18,75	22,18	17,63	18,40	21,87
	MLP-8-C30000	<b>18,44</b>	23,26	24,37	20,13	18,75	22,50	17,86	17,36	23,75
100	K-MEANS	19,98	22,22	22,50	<b>17,63</b>	21,52	20,62	17,01	<b>13,19</b>	17,18
	RBC	-	25,00	28,75	-	15,97	19,68	-	<b>13,19</b>	<b>14,06</b>
	RBC+K-MEANS	-	23,61	25,93	-	18,40	21,87	-	<b>13,19</b>	17,50
	MLP-4	26,56	23,61	24,84	24,49	22,39	22,65	24,61	23,95	23,43
	MLP-8	22,66	19,09	24,06	18,17	21,18	18,90	18,19	18,57	17,81
	MLP-8-C30000	19,32	21,52	<b>22,18</b>	19,56	18,40	<b>18,75</b>	19,36	19,79	20,78
150	K-MEANS	20,85	22,91	27,70	17,85	17,82	20,20	<b>14,94</b>	16,66	16,45
	RBC	-	24,76	24,37	-	<b>16,20</b>	20,62	-	13,88	16,87
	RBC+K-MEANS	-	23,14	25,20	-	17,59	21,66	-	13,65	18,54
	MLP-4	24,38	22,22	23,64	25,29	22,33	25,83	23,59	21,75	24,06
	MLP-8	21,43	22,22	22,70	19,20	19,56	20,20	17,25	16,55	18,43
	MLP-8-C30000	21,02	<b>18,17</b>	22,39	19,30	20,48	22,18	16,88	14,69	16,04

Fonte: Autor (2016).

Observa-se na Tabela 1 que na etapa de treinamento o menor erro médio apurado foi de 14,94% utilizando o classificador RBC+k-means com 150 amostras por dispositivo e frequência de amostragem de 25kHz. Na etapa de validação, o menor erro médio apurado foi de 13,19% e ocorreu em quatro situações diferentes, com o classificador RBC com 50 amostras por dispositivo e com os classificadores k-means, RBC e RBC+k-means com 100 amostras por dispositivo, em todos os casos a ocorrência foi na frequência de amostragem de 25kHz. Na etapa de teste, o menor erro médio apurado foi de 14,06% utilizando o classificador RBC com 100 amostras para cada lâmpada e frequência de amostragem de 25kHz, esse resultado representa o melhor desempenho médio global, 85,94% de acurácia na identificação de qual dos dispositivos similares encontra-se ligado em um determinado instante de tempo.

Cabe destacar que o erro médio percentual para os testes (Tabela 1) representam os resultados dos classificadores no processo de identificação dos dispositivos e visam

analisar a capacidade de generalização dos mesmos. Nessa etapa utilizam-se apenas os dados que não foram empregados na etapa de treinamento e validação do classificador.

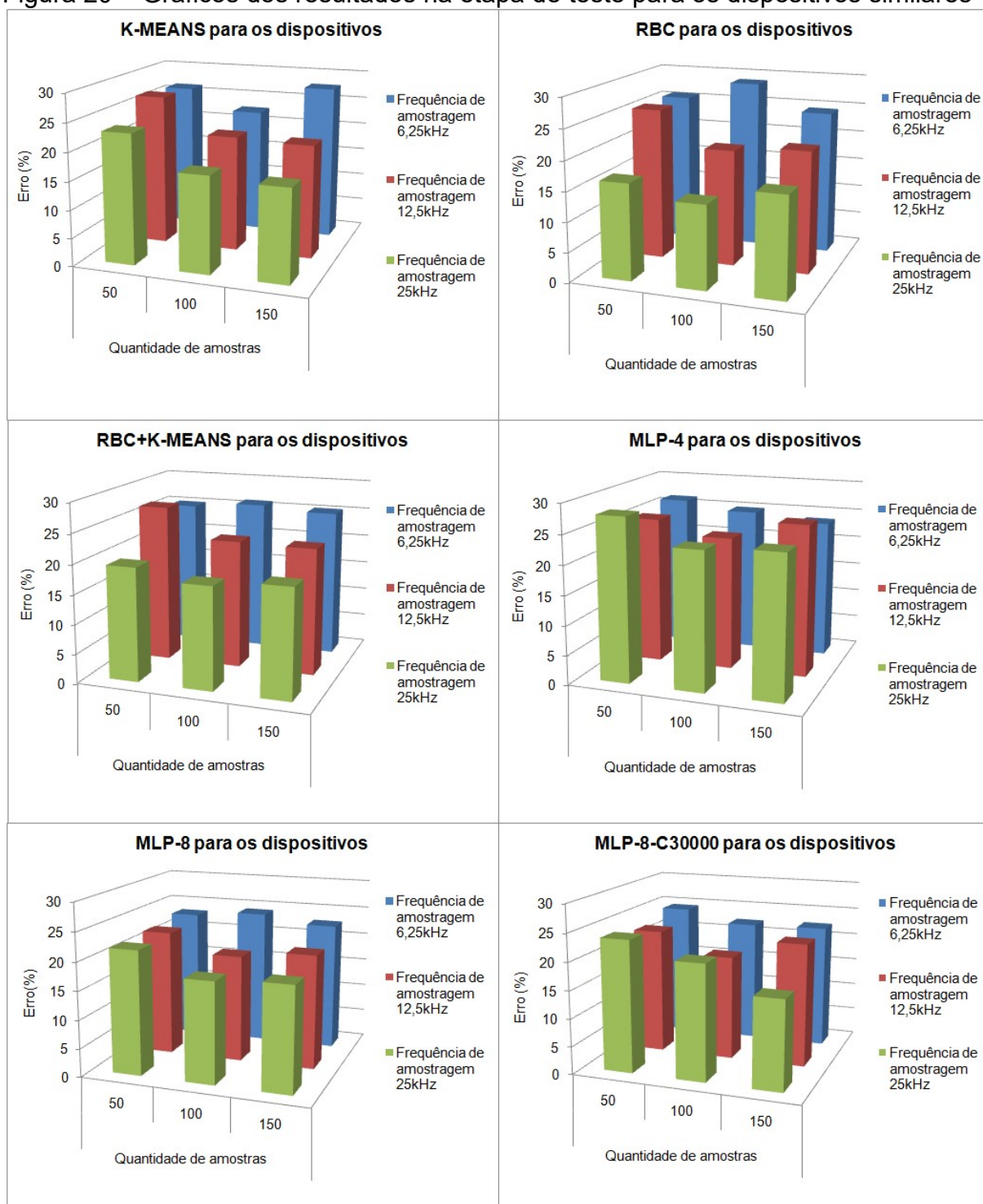
Na Figura 20 são apresentados os resultados apurados na etapa de teste para cada um dos classificadores (Tabela 1). Os resultados representam os erros médios dos classificadores na identificação dos dispositivos similares utilizando 50, 100 e 150 amostras para cada dispositivo e frequências de amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz.

Observa-se na Figura 20 que os menores erros médios apurados nos testes para os classificadores *k-means* (16,45%) e *MLP-8-C30000* (16,04%), ocorreram com 150 amostras por dispositivo e frequência de amostragem de 25kHz. Para os classificadores RBC, RBC+*k-means* e *MLP-8*, os menores erros médios apurados foram 14,06%, 17,5% e 17,81%, respectivamente, e ocorreram com 100 amostras por dispositivo e frequência de amostragem de 25kHz. Para o classificador *MLP-4*, o menor erro médio apurado foi 22,65% e ocorreu com 100 amostras por dispositivo e frequência de amostragem de 12,5kHz.

Observa-se na Figura 20 que, para os classificadores *k-means*, RBC e RBC+*k-means*, o erro médio aumenta quando se diminui a frequência de amostragem para os testes com 100 e 150 amostras por dispositivo. Para o classificador *MLP-8*, o mesmo ocorre com os testes para 50, 100 e 150 amostras por dispositivo e para o classificador *MLP-8-C30000* a ocorrência é no teste com 150 amostras por dispositivo. Os resultados para o classificador *MLP-4*, não permitem fazer a análise apresentada para os demais classificadores, pois não há uma relação direta ou inversa entre a frequência de amostragem e os erros médios apurados.

Observa-se ainda na Figura 20 que, para o classificador *k-means*, o erro médio também aumenta quando se diminui a quantidade de amostras utilizadas nos testes com as frequências de amostragem de 12,5kHz e 25kHz. Para os classificadores RBC+*k-means*, *MLP-4* e *MLP-8-C30000*, o mesmo ocorre com os testes para as frequências de amostragem de 12,5kHz, 6,25kHz e 25kHz, respectivamente. Os resultados para os classificadores RBC e *MLP-8*, não permitem fazer a análise apresentada para os demais classificadores, pois não há uma relação direta ou inversa entre o número de amostras e os erros médios apurados.

Figura 20 – Gráficos dos resultados na etapa de teste para os dispositivos similares



Fonte: Autor (2016).

#### 4.1.2 Resultados dos Experimentos para as Classes das Cargas Similares

Os resultados obtidos nos experimentos para as classes (16 configurações de funcionamento da plataforma experimental) são apresentados na Tabela 2. Os experimentos foram realizados utilizando 50, 100 e 150 amostras para cada uma das classes e frequências de amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz. Os resultados da Tabela 2 representam os erros médios percentuais de cada classificador nas etapas de treinamento, validação e teste. O erro médio percentual é calculado, considerando a média da taxa de erro apurada para cada uma das classes. Os menores erros estão em destaque e representam os melhores resultados.

Tabela 2 – Resultados dos experimentos para as classes das cargas elétricas similares

Amostras por classe	Classificador	Erro médio percentual (%)								
		6,25 kHz			12,5 kHz			25 kHz		
		Treinamento	Validação	Teste	Treinamento	Validação	Teste	Treinamento	Validação	Teste
50	K-MEANS	42,43	<b>38,88</b>	46,25	37,19	34,72	50,00	33,02	26,38	41,25
	RBC	-	40,27	46,25	-	34,72	45,00	-	<b>22,22</b>	28,75
	RBC+K-MEANS	-	43,05	43,75	-	36,11	46,25	-	23,61	32,50
	MLP-4	66,97	66,66	70,00	64,50	65,27	71,25	67,28	68,05	68,75
	MLP-8	59,41	56,94	55,00	55,40	52,77	60,00	41,20	41,66	51,25
	MLP-8-C30000	53,39	54,16	60,00	55,24	52,77	61,25	49,69	48,61	58,75
100	K-MEANS	<b>36,34</b>	41,66	<b>39,37</b>	<b>31,63</b>	39,58	36,87	30,01	22,91	31,87
	RBC	-	43,05	50,62	-	29,16	34,37	-	24,30	<b>26,25</b>
	RBC+K-MEANS	-	43,05	44,37	-	33,33	38,12	-	22,91	31,87
	MLP-4	75,07	70,83	71,87	69,21	63,19	65,62	64,42	61,80	65,00
	MLP-8	59,95	55,55	59,37	47,45	50,69	52,50	48,22	48,61	45,62
	MLP-8-C30000	50,77	53,47	54,37	51,23	46,52	50,00	52,85	47,91	53,75
150	K-MEANS	37,86	39,35	50,41	31,89	<b>30,55</b>	35,83	<b>25,87</b>	27,77	29,16
	RBC	-	42,59	43,75	-	<b>30,55</b>	<b>34,16</b>	-	25,00	29,58
	RBC+K-MEANS	-	41,66	44,58	-	31,94	36,66	-	24,07	31,25
	MLP-4	72,11	68,51	70,00	69,85	61,57	69,58	66,15	61,57	66,66
	MLP-8	56,07	56,48	56,66	51,80	47,68	51,66	44,90	42,13	48,33
	MLP-8-C30000	57,61	52,31	57,91	51,95	50,46	52,50	45,06	40,27	44,16

Fonte: Autor (2016).

Observa-se na Tabela 2 que na etapa de treinamento o menor erro médio apurado foi de 25,87% utilizando o classificador *k-means* com 150 amostras por classe e frequência de amostragem de 25kHz. Na etapa de validação, o menor erro médio apurado foi de 22,22% e ocorreu com o classificador RBC com 50 amostras por classe e na frequência de amostragem de 25kHz. Na etapa de teste, o menor erro médio apurado foi de 26,25% utilizando o classificador RBC com 100 amostras por classe e frequência de amostragem de 25kHz. Este resultado representa o melhor desempenho médio global, isto é 73,75% de acurácia na identificação das classes.

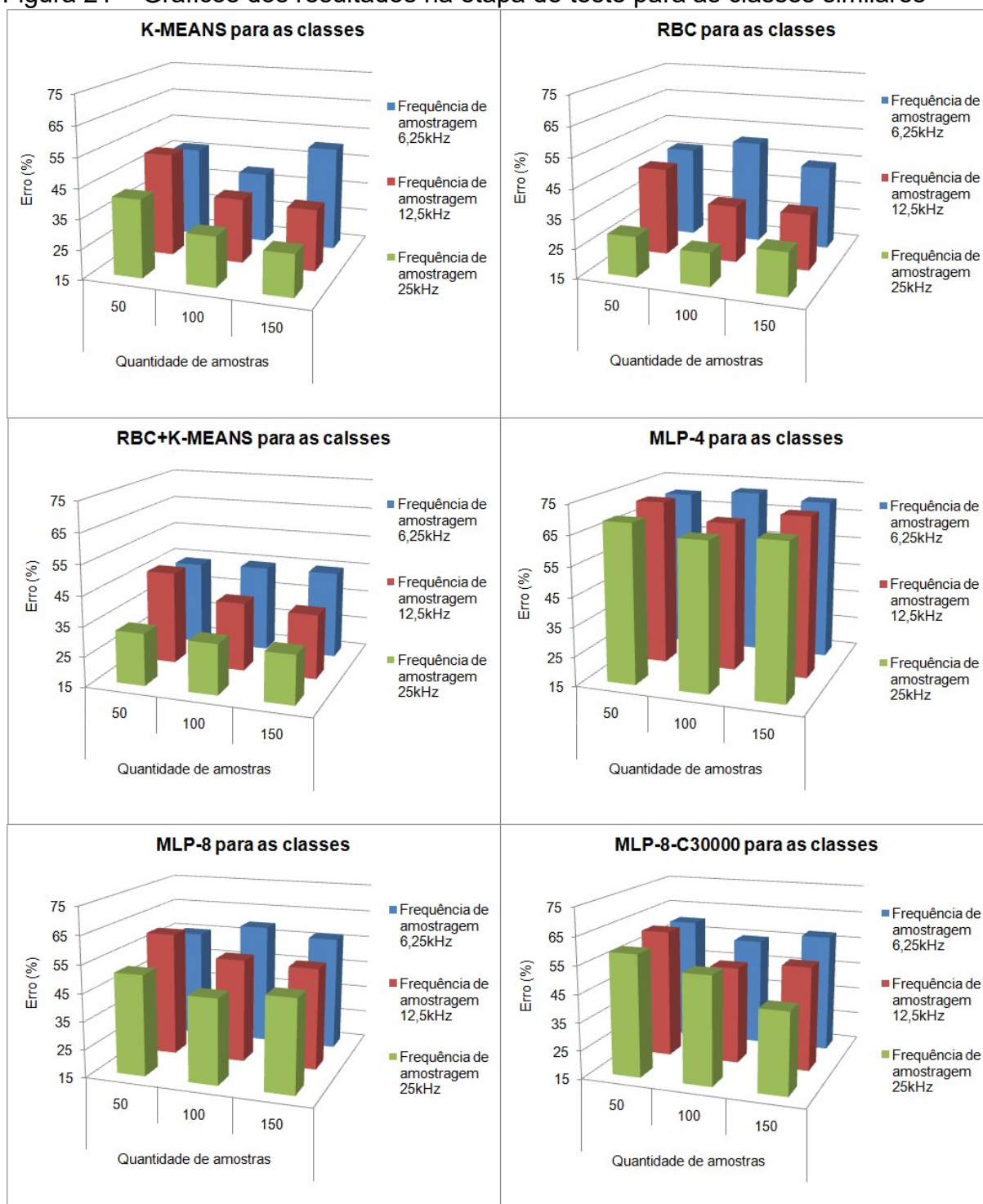
Cabe destacar que os erros médios percentuais para os testes (Tabela 2) representam os resultados dos classificadores no processo de identificação das classes e visam analisar a capacidade de generalização dos mesmos. Nessa etapa, utilizam-se os dados que não foram empregados nas etapas de treinamento e de validação do classificador.

Na Figura 21, são apresentados de forma gráfica os resultados obtidos na etapa de teste para cada um dos classificadores (Tabela 2). Tais resultados representam os erros médios para cada um dos classificadores na identificação das classes similares utilizando 50, 100 e 150 amostras para cada classe, e frequências de amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz.

Observa-se que, para os classificadores *k-means*, RBC, RBC+*k-means*, MLP-4 e MLP-8 o erro médio aumenta quando se diminui a frequência de amostragem para os testes com 100 e 150 amostras por classe. Para o classificador MLP-8-C30000, o mesmo ocorre para os testes com 150 amostras por dispositivo.

Ainda na Figura 21, observa-se que, para os classificadores *k-means* e RBC+*k-means*, o erro médio também aumenta quando se diminui a quantidade de amostras utilizadas nos testes com as frequências de amostragem de 12,5kHz e 25kHz. Para os classificadores RBC, MLP-8 e MLP-8-C30000, o mesmo ocorre nos testes com as frequências de amostragem de 12,5kHz. Os resultados para o classificador MLP-4, não permitem fazer a análise apresentada para os demais classificadores, pois não há uma relação direta ou inversa entre o número de amostras e os erros médios apurados.

Figura 21 – Gráficos dos resultados na etapa de teste para as classes similares

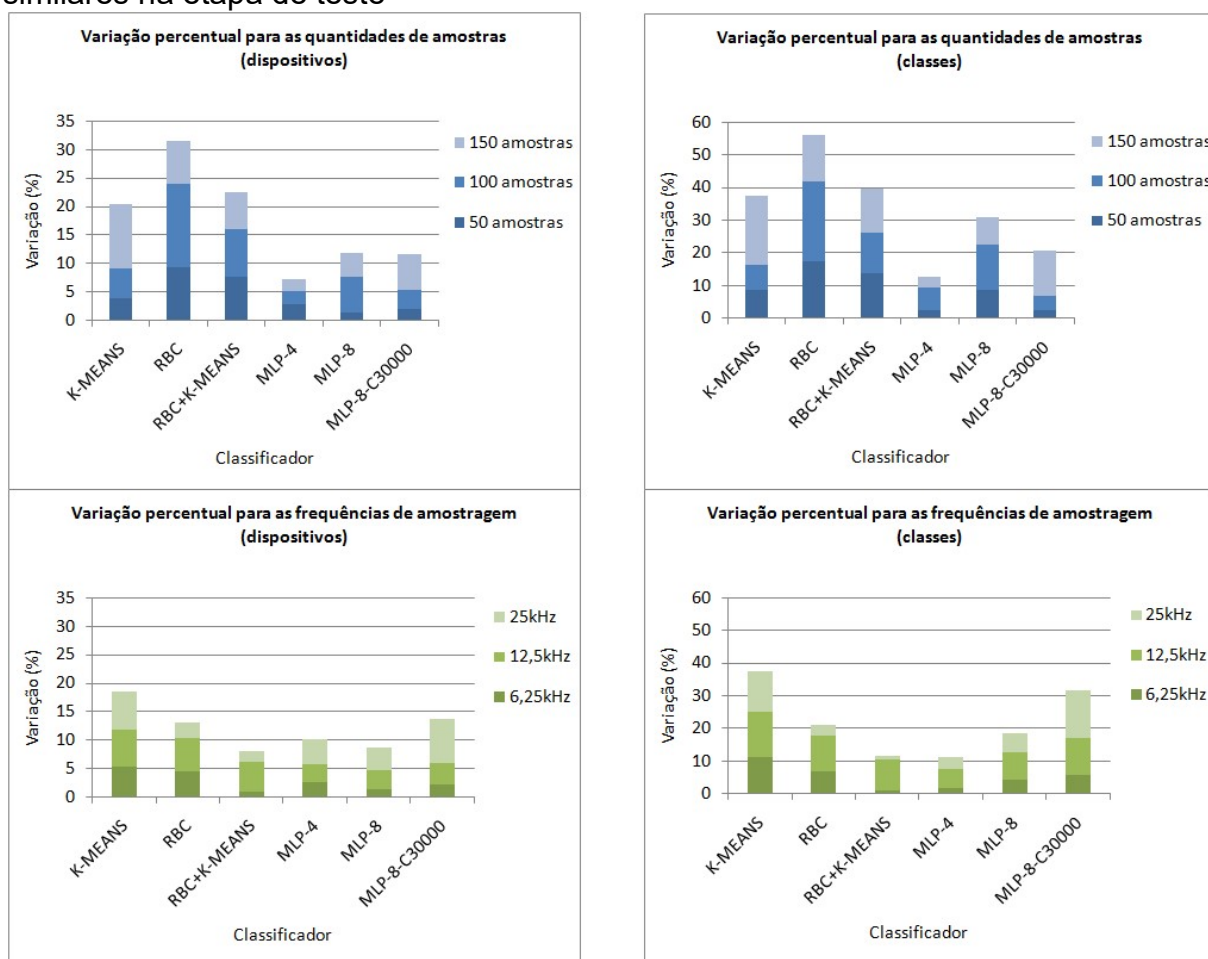


Fonte: Autor (2016).

A influência da quantidade de amostras ou da frequência de amostragem no desempenho dos classificadores no processo de identificação pode ser analisada através das variações percentuais entre o maior e o menor erro médio para cada um dos classificadores na etapa de testes (Tabelas 1 e 2). As variações percentuais em função da quantidade de amostras e da frequência de amostragem na etapa de teste

das cargas elétricas similares estão representadas nos gráficos da Figura 22.

Figura 22 – Variações percentuais no processo de identificação das cargas elétricas similares na etapa de teste



Fonte: Autor (2016).

Pode-se afirmar que quanto maior for a variação percentual entre o maior e menor erro médio, maior também será a influência da quantidade de amostras ou da frequência de amostragem no desempenho do classificador.

### 4.1.3 Conclusões para as cargas elétricas similares

O classificador RBC foi o que apresentou o melhor resultado global nos testes para as cargas elétricas similares, utilizando os dados com 100 amostras e frequência de amostragem de 25kHz. Cabe destacar que o classificador RBC+*k-means* também apresentou o melhor resultado com 100 amostras e frequência de amostragem de 25kHz. Logo, de maneira geral, para essa frequência de amostragem, todos os classificadores aqui testados apresentaram melhores resultados para os dados com 50 e 150 amostras.

Nos experimentos realizados com as cargas elétricas similares, os melhores resultados na etapa de testes para os classificadores ocorreram com 100 ou 150 amostras e frequências de amostragem de 25kHz, exceto para o *MLP-4* que nos testes para os dispositivos apresentou o melhor resultado com a frequência de amostragem de 12,5kHz. Assim, conclui-se que os melhores resultados na etapa de testes ocorrem com a maior frequência de amostragem (25kHz) e com 100 ou 150 amostras.

Nos experimentos com as cargas elétricas similares, verificou-se que os erros médios dos classificadores *k-means*, RBC, RBC+*k-means* e *MLP-8* aumentam quando se diminui a frequência de amostragem na aquisição dos sinais elétricos. Destaca-se que os erros médios dos classificadores *k-means* com 100 amostras e *MLP-8*, em todos os casos, sofrem menor influência nos erros médios com a diminuição na frequência de amostragem dos sinais elétricos.

Os classificadores baseados em RNA apresentam resultados mais estáveis nos testes em relação aos demais classificadores, pois sofrem menor variação entre o maior e o menor erro médio. Ressalta-se que para os testes com as classes, onde as informações são mais complexas, os erros médios das RNAs são maiores em relação aos demais classificadores. Porém, as RNAs apresentam menores variações entre os erros médios máximos e mínimos. Assim, conclui-se que as RNAs são menos influenciadas pela diminuição da frequência de amostragem e pela quantidade de amostras utilizadas nos experimentos, pois tratam-se de modelos computacionais inspirados na estrutura neural de organismos inteligentes que formam um sistema representativo do cérebro humano, ou seja, são capazes de



adquirir conhecimento através de exemplos e de generalizar a informação aprendida.

Considerando que na identificação das classes para as cargas elétricas similares, o melhor erro médio para o classificador *MLP-4* foi de 65% e que esse resultado é maior do que os piores resultados observados nos demais classificadores, pode-se concluir que a RNA com 4 neurônios na camada escondida não é uma alternativa viável para o problema abordado no presente trabalho, pois o *MLP-4* não consegue assimilar satisfatoriamente as características contidas nos dados. Vale ressaltar que as RNAs, utilizadas no presente trabalho, possuem 14 neurônios na camada de entrada e 4 neurônios na camada de saída, o que pode ter contribuído para o baixo desempenho do classificador *MLP-4*.

## **4.2 Resultados dos Experimentos com as Cargas Elétricas Não Similares**

Os experimentos realizados com as cargas elétricas não similares servem como parâmetro de comparação com a literatura, onde se encontra apenas resultados para a classificação de cargas elétricas não similares.

As cargas elétricas não similares utilizadas nos experimentos e suas características técnicas estão descritas no Quadro 5. Os resultados obtidos nos experimentos para as 4 cargas elétricas não similares (LFC, MT, NB e VT) são apresentados na Tabela 3 e os resultados para as classes (16 combinações de funcionamento) são apresentados na Tabela 4. Os dados analisados possuem 150 amostras para cada carga e foram adquiridos na frequência de amostragem de 25kHz. Os resultados representam a média percentuais de acertos no processo de identificação, nas etapas de treinamento, validação e teste.

Nos testes para identificar qual das 4 cargas elétricas não similares encontra-se ligada em um determinado instante de tempo, os classificadores apresentaram desempenho entre 98,16% e 100% (Tabela 3). Já nos testes para identificar qual das 16 classes encontra-se em funcionamento (Tabela 4), o desempenho foi entre 92,69% e 100%.

Tabela 3 – Resultados no processo de identificação dos dispositivos para as cargas elétricas não similares

Classificador	Desempenho médio percentual (%)		
	Treinamento	Validação	Teste
K-MEANS	99,72	100	99,83
RBC	-	100	100
RBC+K-MEANS	-	100	99,90
<i>MLP-4</i>	94,75	94,22	98,16
<i>MLP-8</i>	100	100	100
<i>MLP-8-C30000</i>	100	99,65	100

Fonte: Autor (2016).

Tabela 4 – Resultados dos experimentos para as classes das cargas elétricas não similares

Classificador	Desempenho médio percentual (%)		
	Treinamento	Validação	Teste
K-MEANS	99,28	99,41	99,36
RBC	-	99,77	100
RBC+K-MEANS	-	99,74	99,52
<i>MLP-4</i>	94,15	93,66	92,69
<i>MLP-8</i>	98,34	98,27	100
<i>MLP-8-C30000</i>	98,83	98,50	100

Fonte: Autor (2016).

Na Tabela 5, são apresentados os desempenhos médios percentuais para cada um dos classificadores, na etapa de teste para verificar qual das 16 classes encontra-se em funcionamento em um determinado instante de tempo. Destaca-se que o desempenho médio percentual para os testes representam os resultados dos classificadores no processo de identificação das classes e visam analisar a capacidade de generalização dos mesmos. Nessa etapa, utilizam-se os dados que não foram empregados na etapa de treinamento e validação do classificador.

Observa-se ainda, na Tabela 5, que o classificador *k-means* apresenta desempenho médio de 97,44% na identificação da classe em que apenas o notebook está ligado e 92,31% na identificação da classe em que apenas o ventilador está ligado. Para o classificador RBC+*k-means*, o desempenho médio é de 92,31% para a classe em que a lâmpada fluorescente compacta, misteira e notebook estão ligados. Para o classificador *MLP-4*, o desempenho médio é de 82,05% para a classe em que apenas a misteira está ligada, 36,36% para a classe em que a misteira e o notebook

estão ligados, 95,83% para a classe em que a lâmpada fluorescente compacta e o ventilador estão ligados, 83,33% para a classe em que a misteira e o ventilador estão ligados, 95,24% para a classe em que a lâmpada fluorescente compacta, misteira e ventilador estão ligados, 90,14% para a classe em que todas as cargas estão ligadas. Os classificadores RBC, *MLP-8* e *MLP-8-C30000* não apresentaram erro nos testes para as cargas elétricas não similares, ou seja, desempenho de 100% na identificação das 16 classes.

Tabela 5 – Desempenho médio por classe no conjunto de teste dos classificadores para as cargas elétricas não similares

Classe	Desempenho médio percentual (%) para cada classe nos testes					
	K-MEANS	RBC	RBC+K-MEANS	<i>MLP-4</i>	<i>MLP-8</i>	<i>MLP-8-C30000</i>
Todas as cargas desligadas	100	100	100	100	100	100
LFC	100	100	100	100	100	100
MT	100	100	100	82,05	100	100
NB	97,44	100	100	100	100	100
LFC e MT	100	100	100	100	100	100
LFC e NB	100	100	100	100	100	100
MT e NB	100	100	100	36,36	100	100
LFC, MT e NB	100	100	92,31	100	100	100
VT	92,31	100	100	100	100	100
LF e VT	100	100	100	95,83	100	100
MT e VT	100	100	100	83,33	100	100
LFC, MT e VT	100	100	100	95,24	100	100
NB e VT	100	100	100	100	100	100
LFC, NB e VT	100	100	100	100	100	100
MT, NB e VT	100	100	100	100	100	100
Todas as cargas ligadas	100	100	100	90,14	100	100

Fonte: Autor (2016).

Na identificação das cargas elétricas similares (Tabelas 1 e 2) e não similares (Tabela 5), o classificador *MLP-4* apresentou baixo desempenho em relação aos demais classificadores. Esse fato reforça a conclusão de que a RNA com 4 neurônios na camada escondida não consegue assimilar satisfatoriamente as características contidas nos dados.

Conclui-se que os resultados obtidos para as cargas elétricas não similares (Tabela 5) são compatíveis com os resultados observados na literatura. Como, por exemplo, os resultados apresentados em Fernandes, Silva e Oleskovicz (2010) e Guedes (2013).

Vale ressaltar que no presente trabalho, utilizam-se características elétricas de fácil obtenção (vide Capítulo 3). Além disso, realizam-se testes com as 16 combinações de funcionamento das 4 cargas elétricas não similares.

## Capítulo 5: Considerações Finais

O problema de identificação de cargas elétricas tem ganhado cada vez mais importância, pois, uma vez embarcado em um sistema de medição inteligente (*smart meter*), pode viabilizar tecnicamente e economicamente a exploração integral do novo conceito de uso de energia elétrica, isto é, as redes elétricas inteligentes (*smart grid*).

No presente trabalho foi apresentada uma definição de carga elétrica similar e posteriormente foi tratado o problema de identificação de cargas elétricas similares e não similares. Observou-se na literatura que o primeiro problema de identificação está em aberto, enquanto que o segundo problema já possui resultados importantes.

Na abordagem do problema, optou-se pelo desenvolvimento de uma plataforma experimental contendo 4 lâmpadas fluorescentes compactas (cargas elétricas similares) e que podem ser ligadas ou desligadas individualmente, possibilitando 16 configurações de funcionamento e uma tomada de energia elétrica para a ligação de outros tipos de cargas.

Como contribuições relevantes, pode-se destacar: a descrição conceitual sobre cargas elétricas similares; a obtenção de um banco de dados considerando frequências de amostragem de 6,25kHz, 12,5kHz e 25kHz, com quantidades de 50, 100 e 150 amostras para cada configuração de funcionamento das cargas elétricas similares e com 14 características elétricas que podem ser convenientemente usadas como assinatura elétrica das cargas; e obtenção de resultados de identificação usando seis classificadores inteligentes distintos para tratar o problema de identificação dos dispositivos (verificar quando uma carga elétrica está ligada) quanto para o problema de identificação das classes (verificar qual configuração de um grupo de dispositivos está em funcionamento).

Os resultados permitiram concluir que, com exceção do classificador *MLP-4*, os classificadores utilizados neste trabalho apresentaram resultados satisfatórios nos experimentos para a identificação das cargas elétricas similares e não similares.

Por fim, destaca-se que este trabalho não esgota o tema tratado, ao contrário, abre

novas perspectivas de investigação tanto no sentido de aperfeiçoar as técnicas apresentadas na metodologia aplicada ao problema, quanto na aplicação de novas técnicas de aquisição, pré-processamento, extração de características e classificação.

## **5.1 Trabalhos Publicados**

Durante o desenvolvimento desta dissertação foram apresentados dois trabalhos completos em eventos nacionais, a saber:

**Classificação Inteligente Aplicada ao Problema de Identificação de Cargas Elétricas "Idênticas"** no XLVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO), realizado na Universidade Federal do Espírito Santo, Campus de Goiabeiras - Vitória (ES), de 27 a 30 de setembro de 2016.

**Implementação de um Sistema de Identificação Inteligente de Cargas Elétricas "Idênticas"** no XXI Congresso Brasileiro de Automática (CBA), realizado na Universidade Federal do Espírito Santo, Campus de Goiabeiras - Vitória (ES), de 03 a 07 de outubro de 2016.

Vale destacar que os trabalhos publicados apresentam resultados preliminares desta dissertação e que as participações nos eventos ajudaram a nortear os trabalhos que culminaram nos resultados aqui apresentados.

## **5.2 Trabalhos Futuros**

Conforme observado na literatura e no desenvolvimento deste trabalho, ainda existem alguns problemas que precisam ser tratados, como, por exemplo, o desenvolvimento de soluções que possam ser aplicadas em casos genéricos e que apresentem resultados satisfatórios no tratamento dos casos particulares como, por exemplo, o problema abordado no presente trabalho, onde as cargas elétricas

apresentam características elétricas similares. Para melhorar o presente trabalho são apresentadas algumas sugestões de trabalhos futuros.

As 14 características utilizadas no presente trabalho podem ser submetidas a alguma técnica de seleção de atributos, a fim de tornar o sistema mais eficiente no sentido de melhorar o desempenho dos classificadores e otimizar todo o processo de identificação.

No presente trabalho as frequências harmônicas do sinal de corrente elétrica da lâmpada fluorescente compacta representam 64,28% das 14 características elétricas utilizadas como assinatura das cargas. Testar o desempenho dos classificadores com arranjos de cargas similares que possuem menos harmônicos no sinal de corrente é uma das propostas para trabalhos futuros.

Testar outras configurações de Redes Neurais Artificiais como, por exemplo, variar a quantidade de neurônios na camada escondida, a quantidade de camadas escondidas e o modo de ativação da RNA.

Os testes realizados na identificação das cargas elétricas no presente trabalho foram executados *off-line*. Testar o sistema proposto em uma instalação elétrica residencial em tempo real, *on-line*, é uma boa proposição de trabalho futuro.

Existe um universo de possibilidades e trabalhos que podem ser desenvolvidos dentro do conceito de redes elétricas inteligentes (*smart grid*), seja na proposição de soluções que atendam as necessidades dos consumidores de energia elétrica, ou das concessionárias, ou dos órgãos reguladores do setor elétrico.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AHMADI, H.; MART, J. R. (2015). **Load Decomposition at Smart Meters Level Using Eigenloads Approach**. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 30, n. 6, pp. 3425-3436.

AHMED, Ashfaq. **Eletrônica de potência**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2000.

AKBAR, Mahmood; KHAN, Dr. Zubair Ahmad. **Modified Nonintrusive Appliance Load Monitoring For Nonlinear Devices**. Proc. IEEE, 2007.

**ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica**. Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST – Módulo 5 – Sistemas de Medição. Rio de Janeiro, 2016a. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/modulo-5>>. Acesso em: 12 maio 2016.

**ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica**. Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST – Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica. Rio de Janeiro, 2016b. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/modulo-5>>. Acesso em: 12 maio 2016.

**ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica**. Tarifa Branca. 2016c. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/tarifa-branca>>. Acesso em: 12 maio 2016.

AZZINI, Hader A. D.; FARDIN, Jussara F.; SALLES, Evandro O. T. **Avaliação das capacidades de software baseado em monitoramento não intrusivo voltado para eficiência energética**. 2012. XIX Congresso Brasileiro de Automação, CBA 2012, pp. 2467-2474.

BOUHOURLAS, Aggelos S.; MILIOUDIS, Apostolos N.; LABRIDIS, Dimitris P. (2014). **Development of distinct load signatures for higher efficiency of NILM algorithms**, Electric Power Systems Research, n. 117, pp. 163 –171.

BOYLESTAD, Robert L. **Dispositivos eletrônicos e teoria de circuitos**. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2013.

BOYLESTAD, Robert L. **Introdução à análise de circuitos**. São Paulo: Pearson



Prentice Hall, 2012.

CEMIG – Companhia Energética de Minas Gerais S.A. Disponível em:

<[http://www.cemig.com.br/pt-br/A\\_Cemig\\_e\\_o\\_Futuro/sustentabilidade/nossos\\_programas/Redes\\_Inteligentes/Paginas/iniciativas\\_relacionadas\\_as\\_redes\\_inteligentes.aspx](http://www.cemig.com.br/pt-br/A_Cemig_e_o_Futuro/sustentabilidade/nossos_programas/Redes_Inteligentes/Paginas/iniciativas_relacionadas_as_redes_inteligentes.aspx)>. Acesso em: 11 outubro 2016.

COCHRAN, William T. et al. **What Is the Fast Fourier Transform?** Proceedings of the IEEE, vol. 55, nº 10, p. 1664-1674, october 1967.

DRENKER, S.; KADER, A. **Nonintrusive Monitoring of Electric Loads.** Proc. IEEE Trans. in Computer Applications in Power, vol. 8, pp.47-51, 1999.

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. **Balanco Energético Nacional 2015: Ano base 2014.** Rio de Janeiro, 2015. Disponível em:  
<[https://ben.epe.gov.br/downloads/Relatorio\\_Final\\_BEN\\_2015.pdf](https://ben.epe.gov.br/downloads/Relatorio_Final_BEN_2015.pdf)>. Acesso em: 30 novembro 2015.

FERNANDES, Ricardo A. S.; SILVA, Ivan N.; OLESKOVICZ, Mário. (2010). **Identificação de cargas lineares e não-lineares em sistemas elétricos residenciais usando técnicas para seleção de atributos e redes neurais artificiais.** Revista Controle & Automação, Vol.21, No.4, Julho e Agosto 2010, pp. 389-405.

FERREIRA, Samir de Oliveira; MARANGONI, Filipe; KONOPATZKI, Evandro Andre. **Análise dos benefícios da adesão à tarifa branca como forma de gestão energética residencial.** 2015. XXXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção (ENEGEP), Fortaleza, 2015.

GALVÃO, Carlos de O.; VALENÇA, Mêuser Jorge Silva. **Sistemas Inteligentes: Aplicações a Recursos Hídricos e Ciências Ambientais.** Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1999.

GONÇALVES, Louis Augusto. **Um estudo sobre a transformada rápida de Fourier e seu uso em processamento de imagens.** Dissertação de mestrado – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2004.

GUEDES, Juan Diego Silva. **Método de monitoramento não invasivo de cargas elétricas residenciais**. Dissertação de mestrado – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

HALL, M. A.; HOLMES, G. (2003). **Benchmarking attribute selection techniques for discrete class data mining**. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol. 15, No. 3, pp. 1-16.

HART, G. W. (1992). **Nonintrusive appliance load monitoring**. Proceedings of the IEEE, vol. 80, no. 12, pp. 1870-1891.

HARTIGAN, John A. (1975). **Clustering algorithms**. John Wiley & Sons, Inc.

HAYKIN, Simon. **Redes neurais: princípios e prática**. trad. Paulo Martins Engel. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

KAGAN, Nelson; OLIVEIRA, Carlos César Barioni de; ROBBA, Ernesto João. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. 2. ed. ver. São Paulo: Blücher, 2010.

KOHAVI, Ron. (1995). **A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection**. International Joint Conference on Artificial Intelligence. Vol. 14, No. 2, pp. 1137–1145.

KOLODNER, Janet. L. (1993). **Case-Based Reasoning**. Morgan Kaufmann Series in Representation & Reasoning.

LAMIN, Hugo. **Análise de impacto regulatório da implantação de redes inteligentes no Brasil**. 2013. Tese de doutorado – Universidade de Brasília, Faculdade de Tecnologia, Brasília, 2013.

LAUGHMAN, C.; KWANGDUK, L.; COX, R.; SHAW, S.; LEEB, S.; NORFORD, L.; ARMSTRONG, P. (2003). **Power signature analysis**. Power and Energy Magazine, IEEE, vol. 1, no. 2, pp. 56-63.

LEITE, Davi Rabelo Viana. **Medidores eletrônicos: análise de viabilidade econômica no contexto das redes inteligentes**. 2013. Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília, Faculdade de Tecnologia, Brasília, 2013.

MCCULLOCH, Warren S.; PITTS, Walter H. (1943). **A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity**. Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, p. 115-133.

**MME - Ministério de Minas e Energia**. Relatório - Smart Grid - Grupo de Trabalho de Redes Elétricas Inteligentes. 2011. Ministério de Minas e Energia. Brasília, 2011.

Disponível em:

<[www.mme.gov.br/web/guest/acesso-a-informacao/acoes-e-programas/acoes/energia-eletrica/relatorio-smart-grid](http://www.mme.gov.br/web/guest/acesso-a-informacao/acoes-e-programas/acoes/energia-eletrica/relatorio-smart-grid)>. Acesso em: 25 maio 2016.

MONZANI, Rafael Cuerda. **Identificação de cargas residenciais usando rede neural artificial a partir de aquisição não intrusiva**. 2015. XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, SBAI 2015, pp. 890-895.

**MTPS - Ministério do Trabalho e Previdência Social**. Norma regulamentadora n.º 10 – Segurança em instalações e serviços em eletricidade. Brasília, 2016. Disponível em: <<http://www.mtps.gov.br/images/Documentos/SST/NR/NR10.pdf>>. Acesso em: 25 maio 2016.

NASCIMENTO, Diego Machado do. **Identificação não invasiva de cargas elétricas residenciais**. 2012. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica.

PAGANINI, Giliard; JANUÁRIO, Marconi. **Análise de rendimento de transformadores que alimentam cargas tipo linear e não linear**. Unoesc & Ciência - ACET, Joaçaba, p. 25-34, Edição Especial 2014.

QUEIROZ, Leonardo Mendonça Oliveira de. **Estimação e análise das perdas técnicas na distribuição de energia elétrica**. 2010. Tese de Doutorado – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas-SP, 2010.

REIS, Lineu Belico dos. **Geração de energia elétrica: tecnologia, inserção ambiental, planejamento, operação e análise de viabilidade**. Barueri: Manole, 2003.

RIESBECK, Christopher K. and SCHANK, Roger C. **Inside case-based reasoning**. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, New jersey, 1989.

RODRIGUES, Rodrigo de Paula. **Reconhecimento de cargas elétricas monofásicas não-lineares através da decomposição wavelet e de redes neurais artificiais**. 2009. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Itajubá, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Itajubá-MG, 2009.

RUMELHART, David E.; HINTON, Geoffrey E.; WILLIAMS, Ronald J. (1986). **Learning representations by back-propagating errors**. Nature 323 (6088): 533–536.

SÍRA, Martin; ZACHOVALOVÁ, Vera N. (2015). **System for Calibration of Nonintrusive Load Meters With Load Identification Ability**. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 64, n. 6, pp. 1350-1354.

ZHOU, Kai-le; YANG, Shan-lin; SHEN, Chao. (2013). **A review of electric load classification in smart grid environment**. Renewable and Sustainable Energy Reviews, n. 24, pp. 103 -110.

## ANEXO I – Dados do Diodo



1N4001 thru 1N4007

Vishay General Semiconductor

## General Purpose Plastic Rectifier



DO-204AL (DO-41)

## FEATURES

- Low forward voltage drop
- Low leakage current
- High forward surge capability
- Solder dip 275 °C max. 10 s, per JESD 22-B106
- Compliant to RoHS Directive 2002/95/EC and in accordance to WEEE 2002/96/EC

RoHS  
COMPLIANT

## TYPICAL APPLICATIONS

For use in general purpose rectification of power supplies, inverters, converters and freewheeling diodes application.

## Note

- These devices are not AEC-Q101 qualified.

## MECHANICAL DATA

**Case:** DO-204AL, molded epoxy body

Molding compound meets UL 94 V-0 flammability rating  
Base P/N-E3 - RoHS compliant, commercial grade

**Terminals:** Matte tin plated leads, solderable per J-STD-002 and JESD 22-B102  
E3 suffix meets JESD 201 class 1A whisker test

**Polarity:** Color band denotes cathode end

PRIMARY CHARACTERISTICS	
$I_{F(AV)}$	1.0 A
$V_{RRM}$	50 V to 1000 V
$I_{FSM}$ (8.3 ms sine-wave)	30 A
$I_{FSM}$ (square wave $t_p = 1$ ms)	45 A
$V_F$	1.1 V
$I_R$	5.0 $\mu$ A
$T_J$ max.	150 °C

MAXIMUM RATINGS ( $T_A = 25$ °C unless otherwise noted)									
PARAMETER	SYMBOL	1N4001	1N4002	1N4003	1N4004	1N4005	1N4006	1N4007	UNIT
Maximum repetitive peak reverse voltage	$V_{RRM}$	50	100	200	400	600	800	1000	V
Maximum RMS voltage	$V_{RMS}$	35	70	140	280	420	560	700	V
Maximum DC blocking voltage	$V_{DC}$	50	100	200	400	600	800	1000	V
Maximum average forward rectified current 0.375" (9.5 mm) lead length at $T_A = 75$ °C	$I_{F(AV)}$	1.0							A
Peak forward surge current 8.3 ms single half sine-wave superimposed on rated load	$I_{FSM}$	30							A
Non-repetitive peak forward surge current square waveform $T_A = 25$ °C (fig. 3)	$t_p = 1$ ms	45							A
	$t_p = 2$ ms	35							
	$t_p = 5$ ms	30							
Maximum full load reverse current, full cycle average 0.375" (9.5 mm) lead length $T_L = 75$ °C	$I_{R(AV)}$	30							$\mu$ A
Rating for fusing ( $t < 8.3$ ms)	$I^2t$ (1)	3.7							A <sup>2</sup> s
Operating junction and storage temperature range	$T_J, T_{STG}$	- 50 to + 150							°C

## Note

(1) For device using on bridge rectifier application

## 1N4001 thru 1N4007

Vishay General Semiconductor



ELECTRICAL CHARACTERISTICS ( $T_A = 25\text{ }^\circ\text{C}$ unless otherwise noted)										
PARAMETER	TEST CONDITIONS	SYMBOL	1N4001	1N4002	1N4003	1N4004	1N4005	1N4006	1N4007	UNIT
Maximum instantaneous forward voltage	1.0 A	$V_F$				1.1				V
Maximum DC reverse current at rated DC blocking voltage	$T_A = 25\text{ }^\circ\text{C}$	$I_R$				5.0				$\mu\text{A}$
	$T_A = 125\text{ }^\circ\text{C}$					50				
Typical junction capacitance	4.0 V, 1 MHz	$C_J$				15				pF

THERMAL CHARACTERISTICS ( $T_A = 25\text{ }^\circ\text{C}$ unless otherwise noted)										
PARAMETER	SYMBOL	1N4001	1N4002	1N4003	1N4004	1N4005	1N4006	1N4007	UNIT	
Typical thermal resistance	$R_{\theta JA}$ <sup>(1)</sup>				50				$^\circ\text{C/W}$	
	$R_{\theta JL}$ <sup>(1)</sup>				25					

**Note**

(1) Thermal resistance from junction to ambient at 0.375" (9.5 mm) lead length, PCB mounted

ORDERING INFORMATION (Example)				
PREFERRED P/N	UNIT WEIGHT (g)	PREFERRED PACKAGE CODE	BASE QUANTITY	DELIVERY MODE
1N4004-E3/54	0.33	54	5500	13" diameter paper tape and reel
1N4004-E3/73	0.33	73	3000	Ammo pack packaging

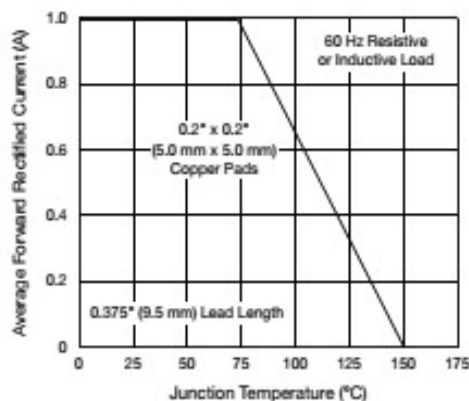
**RATINGS AND CHARACTERISTICS CURVES** $(T_A = 25\text{ }^\circ\text{C}$  unless otherwise noted)

Fig. 1 - Forward Current Derating Curve

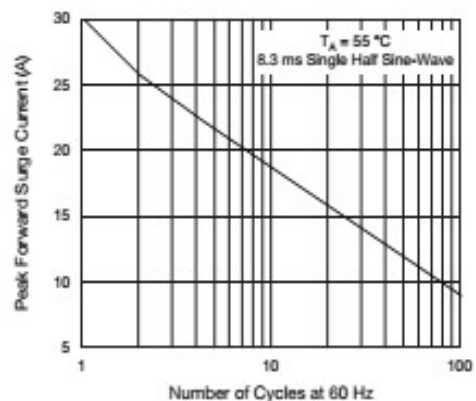


Fig. 2 - Maximum Non-repetitive Peak Forward Surge Current



# 1N4001 thru 1N4007

Vishay General Semiconductor

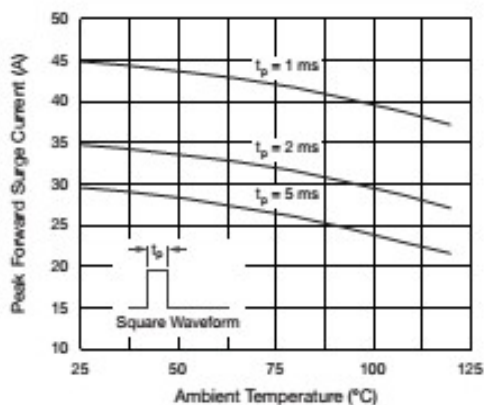


Fig. 3 - Non-Repetitive Peak Forward Surge Current

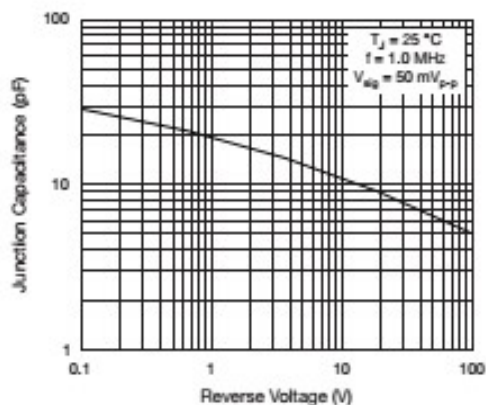


Fig. 6 - Typical Junction Capacitance

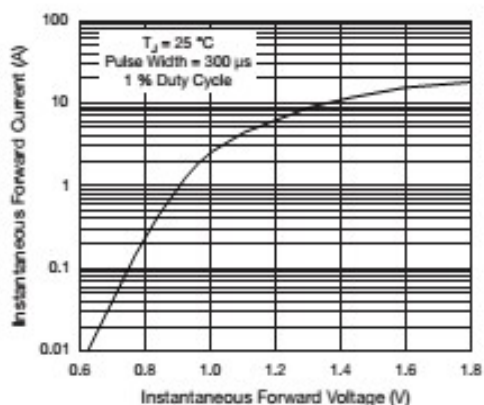


Fig. 4 - Typical Instantaneous Forward Characteristics

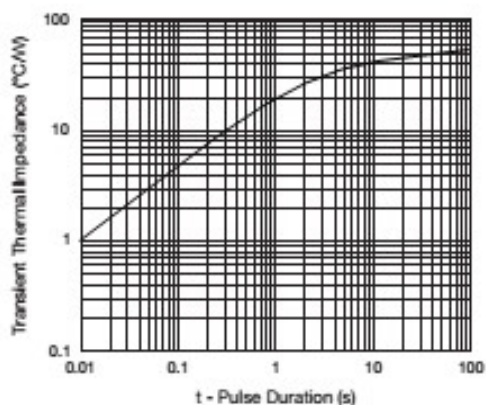


Fig. 7 - Typical Transient Thermal Impedance

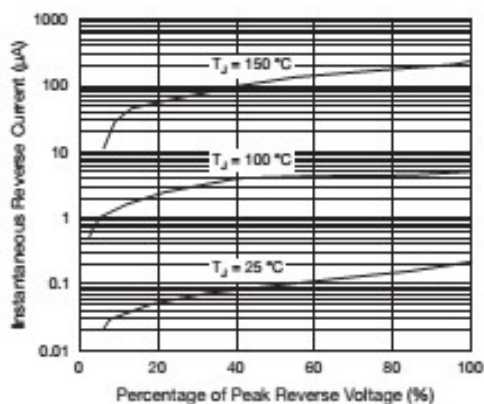
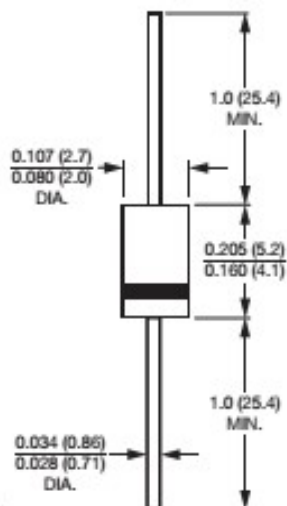


Fig. 5 - Typical Reverse Characteristics

**1N4001 thru 1N4007**

Vishay General Semiconductor

**PACKAGE OUTLINE DIMENSIONS** in inches (millimeters)**DO-204AL (DO-41)****Note**

- Lead diameter is  $\frac{0.026}{0.023}$  (0.66 / 0.58) for suffix "E" part numbers



## ANEXO II – Dados do Sensor de Corrente

## SPECIFICATION

Customer Title : XiDi Technology

Product Name: Splilt-core current

Manufacture Model : SCT-013-000

transformer

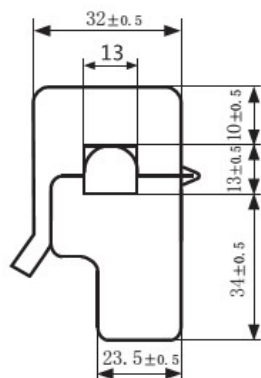
Charateristics: open size:13mm×13mm

1m leading wire

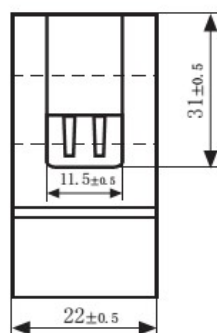
Core material:Ferrite

Fire resistance property:in accordance with  
UL 94-V0Dielectric strength: 1000V AC/1min 5mA  
(between shell and output)

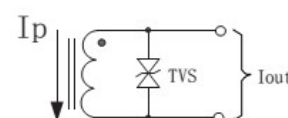
Outline size diagram:(in mm)



Front View



Side View



TVS: Transient-voltage Suppr

Current output type

Schematic Diagram

Typical table of technical parameters:

input current	output voltage	non-linearity	build-in sampling resistance (R <sub>L</sub> )
0-100A	0-50mV	±3%	Ω
turn ratio	resistance grade	work temperature	dielectric strength(between shell and output)
100A:0.05A	Grade B	-25℃~+70℃	1000V AC/1min 5mA

Customer Sign:

Beijing YaoHuadechang Electronic Co.,Ltd

Phone: 0355-7929499-803

Cell: 13693334514

Contact Name: Engineer Chen

Approve Sign:Chenjianping

2011-7-26