



IDENTIFICAÇÃO NÃO INVASIVA DE CARGAS ELÉTRICAS RESIDENCIAIS

Diego Machado do Nascimento

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Alexandre Pinto Alves da Silva

Rio de Janeiro

Julho de 2012

IDENTIFICAÇÃO NÃO INVASIVA DE CARGAS ELÉTRICAS RESIDENCIAIS

Diego Machado do Nascimento

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. Alexandre Pinto Alves da Silva, Ph.D.

Prof. Antonio Carlos Siqueira de Lima, D.Sc.

Prof. Luiz Pereira Calôba, Dr.Ing.

Prof. Marcus Theodor Schilling, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

JULHO DE 2012

Nascimento, Diego Machado do

Identificação não invasiva de cargas elétricas residenciais/ Diego Machado do Nascimento – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2012.

VIII, 94 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Alexandre Pinto Alves da Silva

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2012.

Referencias Bibliográficas: p. 90-94.

1. Medição Inteligente. 2. Assinatura Energética.
3. Processamento de sinais. I. Silva, Alexandre Pinto Alves da II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos os professores da COPPE/UFRJ , em especial Alexandre Alves, Antonio Carlos Siqueira e Vitor Hugo, por me guiarem ao longo do caminho e pelo apoio na elaboração deste trabalho. Também agradeço a importante contribuição de Eduardo, Pedro e Daniel no tocante a medição dos dados, sugestões de trabalho e dicas de programação.

Não posso deixar de mencionar e agradecer a equipe que esteve comigo nas horas boas e más deste projeto: Rafael Oliveira, Débora Reis, Carolina Pinto e João Pedro Lopes.

Por último, gostaria de agradecer a Deus, aos meus pais Delmário e Márcia, ao meu irmão Douglas, minha sobrinha Maria Clara, a minha namorada Ingrid e a todos os meus amigos pelo apoio e suporte que me deram ao longo dessa jornada.

*"Grandes descobertas e progressos invariavelmente
envolvem a cooperação de várias mentes"*

Alexander Graham Bell

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

IDENTIFICAÇÃO NÃO INVASIVA DE CARGAS ELÉTRICAS RESIDENCIAIS

Diego Machado do Nascimento

Julho/2012

Orientador: Alexandre Pinto Alves da Silva

Programa: Engenharia Elétrica

Sistemas não invasivos de medição de cargas possuem aplicações variadas tanto para consumidores quanto para concessionárias de distribuição de energia elétrica. Esses sistemas permitem a discriminação da fatura e a detecção de furto de energia elétrica. Podem fornecer ainda informações valiosas para programas de eficiência energética, além de possibilitar uma melhor caracterização das cargas atendidas do ponto de vista temporal.

Este trabalho desenvolve um sistema de medição de cargas não invasivo com base nas assinaturas energéticas fornecidas pelos diversos equipamentos existentes em um domicílio. Com o auxílio de algumas técnicas de análise de sinais, é criado um fluxo de processamento inovador que permite ao usuário identificar e classificar qualquer equipamento existente na residência a partir do seu acionamento.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.).

NON INVASIVE IDENTIFICATION OF RESIDENTIAL ELECTRICAL LOADS

Diego Machado do Nascimento

July/2012

Advisor: Alexandre Pinto Alves da Silva

Department: Electrical Engineering

Nonintrusive Appliance Load Monitoring is a modern technique that has several applications for both consumers and electrical distribution companies. These techniques allow bill discrimination and detection of energy losses. It also provides valuable information for energy programs, and creates a better characterization of the loads.

This dissertation presents a non invasive system based on the unique electrical events supplied by each equipment in a house. The methodology developed uses advanced signal processing analysis to build an innovative processing flow that permits any user to perform a load disaggregation algorithm in order to identify and classify any equipment in the house using only its electrical signature.

ÍNDICE

1	Introdução.....	1
1.1	Objetivo.....	1
1.2	Descrição do Problema.....	1
1.3	Revisão da Literatura.....	2
2	Formulações Matemáticas.....	13
2.1	Transformada Hilbert.....	13
2.2	Transformada Wavelet.....	15
2.2.1	Transformada Wavelet Contínua.....	15
2.2.2	Transformada Wavelet Discreta.....	17
2.2.3	Análise em Multirresolução.....	17
2.2.4	Transformada Wavelet Estacionária.....	18
2.2.5	Filtro.....	21
2.3	Método de Burg.....	22
2.3.1	Método da Máxima Entropia.....	22
2.3.2	Predição Linear <i>Forward</i> e <i>Backward</i>	23
2.3.3	Recursão Levinson-Durbin.....	24
2.3.4	Modelo Autorregressivo.....	25
2.3.5	Burg.....	26
3	Modelo Proposto.....	27
3.1	Descrição da Modelagem.....	27
3.2	Cargas Consideradas.....	29
3.3	Implementação computacional.....	55
3.3.1	Classificação.....	63
3.4	Simulações.....	67
3.4.1	Dados.....	67
3.4.2	Módulo da TH e Angulo da TH.....	68
3.4.3	TH-TW e TW-TH.....	68
3.4.4	Fator de Potência.....	68
3.4.5	Importância dos níveis da TWE.....	69
3.5	Resultados.....	69
3.5.1	Dados.....	70
3.5.2	Módulo da TH e Angulo da TH.....	71

3.5.3	TH-TW e TW-TH.....	72
3.5.4	Fator de Potência	74
3.5.5	Níveis da TWE.....	75
3.6	Conclusão Parcial	76
4	Testes de campo.....	78
4.1	Estrutura do equipamento de aquisição e manipulação dos dados.....	78
4.2	Testes - descrição dos casos.....	79
4.2.1	Teste com equipamentos similares mas de marcas diferentes	80
4.2.2	Teste com medidor e acionamento individual das cargas	81
4.2.3	Teste com agregado de cargas.....	83
4.3	Discussão dos resultados	84
5	Conclusões.....	86
5.1	Principais conclusões.....	86
5.2	Propostas de trabalhos futuros.....	87
	Referências Bibliográficas	90

1 Introdução

No primeiro capítulo é apresentado o objetivo da dissertação e uma abordagem geral da área de monitoração de cargas, incluindo uma revisão da literatura referente ao tema e a descrição da estrutura do texto da dissertação.

1.1 Objetivo

O objetivo dessa dissertação é desenvolver um sistema de monitoramento não invasivo de cargas elétricas residenciais, aplicando, as técnicas de processamentos de sinais (Transformada Hilbert, Transformada Wavelet e o Método de Burg) é possível extrair características únicas das assinaturas energéticas dos aparelhos existentes em uma residência, facilitando a tarefa de identificação de cargas.

1.2 Descrição do Problema

A preocupação com o fornecimento de energia elétrica vem crescendo a cada dia. Recentemente, entrou em vigor uma nova versão dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) sob responsabilidade da Agencia Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) [1]. Nele são detalhados os eventos de qualidade da energia, tais como afundamentos ou elevações de tensão, variações de frequência, presença de harmônicos na rede entre outros fatores. Além disso, são estabelecidos os limites aceitáveis para um fornecimento eficiente e sem prejuízo aos clientes finais da distribuição.

Um dos desafios está no monitoramento eficaz que permita a fiscalização de todos os consumidores, punição através de multa aos poluidores da rede e indenização nos casos de fornecimento fora dos limites pelas concessionárias. Ainda não é possível identificar com precisão as principais fontes poluidoras do sistema. Entretanto, hoje se sabe que o consumidor residencial tem uma parcela considerável de responsabilidade na circulação de harmônico pela rede, devido ao uso de cargas não lineares presentes nos mais diversos tipos de eletrodomésticos residenciais.

Nesta dissertação é apresentado um sistema de monitoramento não invasivo para os clientes da rede de distribuição de baixa tensão. De forma completamente

independente de conhecimentos prévios e particulares dos consumidores, mantendo sua privacidade, é avaliado individualmente o consumo de cada cliente através de um medidor na entrada do fornecimento de energia elétrica da residência. Em seguida, esse sinal é analisado utilizando técnicas avançadas de processamentos de sinais que, combinadas, fornecem um algoritmo para desagregar a carga total do cliente, ou seja, que permite identificar e classificar corretamente o equipamento que tenha entrado ou saído de operação.

Os sistemas de medição de cargas não invasivos (SMCNI) possuem uma série de aplicações tanto para o consumidor quanto para a concessionária. Para a concessionária, este sistema permite a discriminação da fatura de energia elétrica dos clientes, possibilita a identificação de furtos de energia, contribui significativamente para programas de eficiência energética pois indica a concessionária zonas aonde o fornecimento de energia pode ser realizado de maneira mais inteligente. Adicionalmente, este sistema auxilia a empresa na avaliação de equipamentos e/ou zonas críticas para a companhia funcionando como uma ferramenta a mais na tomada de decisão.

O consumidor se beneficia igualmente desta tecnologia, pois ela permite um controle maior dos gastos da residência proveniente de uma fatura discriminada. Outra vantagem deste sistema é o diagnóstico da carga, ou seja, a concessionária pode informar ao cliente se a bomba que ele usa é boa ou não devido ao consumo de energia da mesma. Por último, a empresa pode fornecer dicas de eficiência energética para os clientes sugerindo, por exemplo, mudar o banho de um horário para outro a fim de reduzir a conta no final do mês, no caso da aplicação de tarifas diferenciadas ao longo do dia.

1.3 Revisão da Literatura

O interesse por técnicas de sensoriamento com o intuito de fornecer suporte para aplicações residenciais surgiu na década de 80 e obteve uma expansão significativa nos últimos 5 anos. Basicamente, duas abordagens de monitoramento de cargas residenciais ganharam destaque: não invasivo e invasivo.

Na abordagem invasiva, os trabalhos [2], [3] e [4] utilizam sistemas de áudio e vídeo para determinar atividades na residência, como por exemplo, uso de chuveiro, máquina de lavar entre outros aparelhos. Embora forneça características únicas, esse

modelo requer um custo elevado de instalação e manutenção dos sensores bem como possui restrições no tocante a invasão de privacidade.

Nessa mesma abordagem, Tapia *et al.* [5] e [6] sugeriu um modelo de reconhecimento de atividades residenciais por meio de sensores de baixo custo que detectam, basicamente, mudanças de estado dos equipamentos através de contato do consumidor. Os dados obtidos são armazenados em algum lugar da residência e registram eventos específicos de consumo durante um determinado período de tempo. A vantagem deste método em relação ao [2], [3] e [4] é a facilidade de detectar uma gama maior de atividades na residência respeitando mais a privacidade das pessoas. Contudo, este trabalho possui sérias desvantagens como a energização dos sensores, o local de armazenamento dos dados e o impacto negativo na estética da residência, que dificulta a adoção deste modelo por parte dos consumidores.

A abordagem não invasiva, que é adotada nesta dissertação, elimina as desvantagens dos trabalhos [2], [3], [4], [5] e [6], pois utiliza a infraestrutura já existente na residência para realizar inferências básicas acerca do consumo residencial, podendo ser através do monitoramento de equipamentos específicos [7] ou utilização das linhas do sistema de distribuição para identificação dos aparelhos na residência [8].

O trabalho [9] foi pioneiro na técnica de identificação de cargas residenciais de forma menos intrusiva. Na residência é plugado um único medidor em uma tomada que passa a coletar os dados de consumo dos moradores e transmite, via linha telefônica, os dados de consumo do cliente.

Neste projeto, o medidor detecta o aparelho da residência a partir da variação de potência ativa (ΔP) e reativa (ΔQ) consumida com a entrada em operação do aparelho. A classificação do equipamento residencial identificado pode ser realizada de duas maneiras:

- Setup Manual - O aparelho necessita um conhecimento *a priori* sobre quais equipamentos existem na residência para poder comparar o valor medido com o já conhecido a fim de inferir a classificação
- Setup Automático - O aparelho automaticamente cria uma tabela de dados com informações de possíveis equipamentos na residência e depois os compara com os valores medidos para inferir a classificação.

Tanto o setup manual quanto o automático classificam a carga com o mesmo princípio. Cada equipamento possui uma faixa de valores de potência ativa e reativa que

o caracterizam. Portanto, os valores de ΔP e ΔQ medidos são comparados com os valores já conhecidos. O equipamento é identificado quando o valor medido de ΔP e ΔQ do aparelho pertence a uma determinada faixa de valores de potências ativa e reativa do banco de dados.

Uma virtude deste trabalho foi considerar equipamentos com vários modos de operação como freezer (ligado, desligado, "*defrost*"), secador de cabelo (desligado, motor e motor e aquecedor), entre outros.

Embora seja um trabalho pioneiro e base para muitos projetos hoje em dia, este artigo possui algumas limitações como, por exemplo, a dificuldade de detectar eventos elétricos ocasionados pelos acionamentos de lâmpadas devido ao baixo consumo de potência ativa das mesmas. Além disso, o algoritmo apresenta problemas de identificação com os equipamentos não lineares, tendo em vista que os mesmos não fornecem uma mudança nos planos ΔP e ΔQ instantaneamente tal como um degrau na curva de consumo, mas sim como uma rampa que aumenta gradativamente até alcançar o seu patamar mais elevado.

O aperfeiçoamento desta ideia apareceu em 2007 no artigo [10]. Com o avanço tecnológico dos equipamentos não lineares, em especial os eletrônicos de fonte chaveada, ficou extremamente difícil a identificação dos aparelhos residenciais unicamente por meio do plano ΔP - ΔQ , pois os harmônicos gerados por estes equipamentos provocam a sobreposição de cargas distintas.

A solução proposta em [10] é utilizar um terceiro eixo de coordenadas ao plano ΔP - ΔQ representando as harmônicas dos aparelhos, ou seja, além de comparar os valores de ΔP e ΔQ é medido um espectro de potência que é comparado com os espectros de potência previamente registrados. Através do critério de Máxima Verossimilhança é determinado qual o rótulo do equipamento.

Apesar de interessante, o artigo é basicamente teórico tendo em vista que os únicos testes realizados foram com lâmpada incandescente dimerizada, fluorescente compacta e ventilador. Além disso, o autor não explica porque apenas a terceira harmônica deve ser utilizada a fim de classificar o equipamento analisado.

O sistema de monitoração não invasivo desenvolvido por DRENKER e KADER [11] também utiliza o plano ΔP - ΔQ sugerido em [9] para identificação de um aparelho que entra ou sai de operação na residência. Além disso, são criados grupos de equipamentos com características específicas de P e Q para serem comparados com os

valores medidos. Um *software* de reconhecimento de padrões é aplicado com o intuito de encontrar o grupo com um comportamento similar ao da medida adquirida, para depois determinar a classificação do equipamento. Caso apareçam grupos "anômalos" provenientes, por exemplo, de dois aparelhos que mudam de estágio simultaneamente, o algoritmo tenta através da soma e diferença das cargas individuais existentes no banco de dados descobrir quais equipamentos foram acionados.

Naturalmente, com o avanço da eletrônica de potência e a expansão de equipamentos de fonte variável, tal como inversor de frequência, o problema de identificação de cargas torna-se mais complexo, inviabilizando este tipo de abordagem devido a poluição do plano ΔP - ΔQ causado pela inserção de harmônicos na rede. Além disso, utiliza apenas 7 aparelhos residenciais para testes, uma quantidade de pouca relevância no tocante a quantidade total de aparelhos por domicílio.

Apesar de se encontrar em estágio inicial, o trabalho [12] é muito promissor. Neste projeto, os dados de tensão e corrente dos aparelhos são medidos bem como as características destas formas de ondas são analisadas. Em seguida, é utilizado um algoritmo para identificar os aparelhos que entraram em operação.

O algoritmo desenvolvido é dividido em três etapas:

1. Aplica-se um filtro com o intuito de diminuir ruídos de medição no valor da corrente considerando o valor de tensão medido
2. Utiliza-se um algoritmo de estimação de sinal para separar os eventos individuais que compõe um agregado de cargas compreendido entre uma medição e outra.
3. Cria-se um arquivo e depois um classificador com várias características ou uma tabela de cargas para a identificação precisa do equipamento acionado.

Cada equipamento é dividido em 3 padrões: transitório, período estacionário e padrão de operação sendo que este último representa as mudanças contínuas no modo de operação ao longo do tempo. Todos estes padrões possuem forma de onda e as seguintes características: formato, padrão, magnitude, fator de potência, componentes harmônicos e alterações de potência. O classificador utiliza cada um desses fatores para diferenciar e classificar as cargas.

O projeto se encontrava em fase preliminar, logo não produziu resultados robustos acerca de taxa de acerto e eficiência do programa. Também possui a seguinte

desvantagem: é preciso criar um dicionário de cargas que contemple a combinação de cada aparelho individual, o que demanda um esforço computacional considerável no momento de desagregação de cargas. Além disso, possui um número limitado de equipamentos de teste, não contemplando aparelhos importantes e que possuem peso considerável no consumo residencial como ar condicionado e bomba d'água.

O trabalho [13] emprega técnicas de programação inteira para solucionar o problema de identificação dos equipamentos residenciais de forma não invasiva. A técnica desenvolvida utiliza apenas um ciclo do sinal de corrente para determinar a condição de operação do aparelho residencial.

O interessante deste modelo é o fato de que ele atende razoavelmente bem os equipamentos de dois modos de operação (ligado ou desligado) e os com múltiplos modos de operação. Caso o aparelho tenha apenas dois modos de operação o algoritmo promove a identificação do mesmo através de um problema de minimização do erro quadrático entre o valor medido e o estimado. O equipamento da base de dados que apresentar o menor erro quadrático é a solução do problema, ou seja, o equipamento que se deseja identificar.

Por outro lado, quando o problema analisado possui equipamentos com múltiplos modos de operação são inseridas restrições no cálculo do erro quadráticos, tais como tempo de operação. Apesar de ter obtido uma taxa de acerto da ordem de 96,2%, em alguns casos essa abordagem possui algumas desvantagens. Aparelhos com formas de onda similares provocam confusão no classificador, que acaba errando na inferência da condição de operação do equipamento, situação esta que é agravada pelo fato de se usar apenas um ciclo da forma de onda de corrente. Além disso, a única base de dados foi adquirida com os hábitos de consumo de um casal durante 6 dias, em horários distintos durante cada dia.

No trabalho [14] é aplicado Algoritmo Genético (AG) para separar um agregado de carga em várias cargas individuais para, a partir desse ponto, realizar as inferências necessárias para identificar o equipamento analisado. O autor envolve os equipamentos residenciais em 3 grupos: senoidais, não senoidais e quase senoidais. A razão entre a componente fundamental da forma de onda da corrente e o valor médio quadrático total obtido após o cálculo da FFT determina o grupo ao qual um aparelho pertence. Quanto maior essa relação mais senoidal é a forma de onda do equipamento e vice versa.

A classificação, que considera apenas o regime permanente do sinal de corrente, ocorre em duas partes, intragrupo e intergrupo. No modo intragrupo, é criada uma série de combinações de aparelhos do mesmo grupo e utiliza-se o algoritmo para quebrar estas combinações de modo a identificar corretamente cada carga que compõe esse conjunto. Os testes intergrupos servem para determinar se uma carga é senoidal ou quase senoidal ou não senoidal.

Assim como em [13], a classificação é feita através da minimização do erro quadrático entre o valor medido e o previamente registrado. A vantagem do AG é que pode fornecer uma solução ou um conjunto de prováveis soluções, o que auxilia na tomada de decisão em caso de dúvidas ou ruídos no sinal original.

O método desenvolvido possui mais de 90% de acerto nos testes intergrupo e mais de 80% nos testes intragrupos não senoidais. Contudo, quando vários equipamentos quase senoidais são utilizados conjuntamente a taxa cai para 40%. Na mesma situação, o grupo dos senoidais obtém 3% de acerto. Provavelmente, o algoritmo apresenta dificuldades de discriminação de carga quando as formas de ondas são muito parecidas no caso dos grupos senoidais e quase senoidais. Outro problema grave reside nas combinações de cargas, que dependendo da quantidade de aparelhos considerados, pode levar a uma explosão combinatória, o que aumenta consideravelmente o esforço computacional, podendo levar o AG a não encontrar solução para o problema.

PATEL [15] desenvolveu um modelo promissor para monitorar equipamentos residenciais. O sistema criado consiste em um equipamento que fica plugado em uma tomada da residência e transmite, via USB, os dados de consumo da residência para um computador que analisa os dados e realiza as classificações. Todo o processo de detecção de eventos elétricos (entrada ou saída de operação de um aparelho) e classificação é realizado tendo como base o transitório gerado por cada equipamento.

Inicialmente, o autor dividiu as cargas residenciais em três grandes grupos: resistivos, indutivos e aparelhos com sólida mudança de fase. Cargas puramente resistivas como lâmpadas incandescentes e torradeira são do grupo resistivo, motores e bombas pertencem ao grupo dos indutivos e sólida mudança de fase representa todos os aparelhos com multiestágios de operação como lâmpada dimmer, liquidificador e outros equipamentos.

Os sinais adquiridos pelo hardware desenvolvido passam por dois filtros: baixa frequência (100HZ-100kHz) e alta frequência (50kHz-100MHZ). O objetivo destes

filtros é facilitar a extração das assinaturas energéticas dos aparelhos residenciais. Os equipamentos do grupo indutivo possuem ruídos de longa duração nas baixas frequências, ao passo que o filtro de alta frequência são indicados para detectar os ruídos contínuos obtidos nos equipamentos de sólida mudança de fase.

O hardware aquisita continuamente a curva de consumo da residência e aplica a Transformada Rápida de Fourier (FFT) para obter o espectro de potência a fim de analisar o sinal. Em seguida, o algoritmo varre o sinal com uma janela de tamanho fixo, quando a diferença entre uma janela e a sua imediatamente posterior for superior a um limite pré estabelecido então o programa considera que ocorreu um evento elétrico e registra o sinal contido na janela.

O algoritmo de classificação emprega a técnica de reconhecimento de padrões conhecida como Máquinas de Vetor Suporte (SVM) para criar N- hiperplanos que separam otimamente cada equipamento na residência. Os testes foram realizados durante seis semanas em uma casa nos estados Unidos e obtiveram, em média, uma taxa de acerto de 85%.

Apesar de promissor e com uma taxa de acerto razoável, este trabalho apresenta algumas limitações. Aplicar apenas filtros de alta ou baixa frequências em um grupo de equipamentos restringe o espaço de características. Um espectro de frequência maior poderia melhorar a classificação. Além disso, dois eventos elétricos em intervalo de tempo pequeno ocasiona erro na classificação, porque transitórios combinados produzem vetores de características diferentes. Por último, este método requer grande quantidade de dados para treinamento, problema este que é agravado quando o número de aparelhos na casa é grande, visto que a quantidade de dados de treinamento é proporcional ao número de equipamentos no domicílio.

No trabalho [16] é aplicado Redes Neurais (RN) na identificação não invasiva de cargas elétricas residenciais. Nesse artigo são utilizadas as componentes harmônicas como uma informação valiosa das características únicas de cada equipamento. As redes Perceptrons de Multi Camadas (MLP), Função de Base Radial (RBF) e SVM foram avaliadas nesse experimento [17].

Nessa experiência o espectro de frequência é obtido com analisador de harmônicos que utiliza a FFT para determinar a amplitude e a fase dos harmônicos gerados por cada aparelho. Vale a pena ressaltar que são consideradas apenas as

harmônicas ímpares, da fundamental até a 15^a harmônica, em regimes estacionários e com modo de operação específico.

No tratamento MLP foram utilizados 16 neurônios na camada de entrada, 20 neurônios na camada intermediária e 8 neurônios na camada de saída. A quantidade de neurônios na entrada depende da quantidade de harmônicos que se deseja considerar, sendo que cada harmônico corresponde a 2 neurônios na camada de entrada (para a parte real e imaginária do número complexo). Por outro lado, a quantidade de neurônios na camada de saída depende da quantidade de aparelhos que se deseja analisar. Por último, o algoritmo de treinamento aplicado foi o Resilient Backpropagation [17].

A RBF é estruturalmente similar a MLP, os dois métodos funcionam como um classificador universal e um aproximador de funções não lineares. A diferença principal entre estas duas abordagens reside na forma como os neurônios da camada escondida combinam as entradas das camadas anteriores; a MLP usa produto interno ao passo que a RBF usa distância Euclidiana [17].

O modelo SVM foi avaliado com três configurações distintas, kernel linear, kernel polinomial e kernel RBF no formato "um contra todos", tendo em vista que esse classificador é inerentemente de duas classes [17]. Todos os modelos utilizados separam os dados em grupos de treinamento, validação e teste, sendo a taxa de acerto calculada como a razão entre a quantidade de classificações corretas pelo tamanho do grupo de validação.

Os testes realizados foram:

1. Treinamento com as medições obtidas em laboratório - De posse de todas as medidas foram aplicados os 3 classificadores e foi obtida a taxa de acerto média superior a 95% para todos os classificadores.
2. Treinamento criando matematicamente um grupo de padrões - Usando um vetor com a soma de todos harmônicos individuais de cada equipamento para treinamento foi obtida uma taxa de acerto média de 85% para os três classificadores.
3. Treinamento com ruído - Aplica-se ruídos nos harmônicos a fim de verificar a robustez do classificador. Mesmo com ruídos que aumentam em 1,5 vezes a magnitude dos harmônicos, foi obtida uma taxa de acerto de 70% na classificação.

4. Testes com 10 equipamentos - Adiciona-se 2 equipamentos com o intuito de verificar a capacidade de generalização da rede e modifica-se a estrutura da RN para o formato 16-20-10. A taxa de acerto encontrada foi superior a 85%
5. Equipamentos trifásicos - Utilizando apenas equipamentos trifásicos e uma RN com o formato 48-20-8 encontra-se uma taxa de acerto superior a 90% em quase todos os equipamentos , com exceção das lâmpadas fluorescentes que obtiveram, em média, 67%.
6. Equipamentos de marcas diferentes - Constatou-se que equipamentos de diferentes marcas não geravam harmônicos significativamente diferentes entre si, portanto não influencia na tomada de decisão do classificador.

Embora apresente uma abordagem sofisticada ao problema, o modelo possui as mesmas desvantagens do trabalho [14], isto é, quanto maior é o número de equipamentos analisados mais esforço computacional é necessário. A mudança de 8 para 10 equipamentos fez os autores criarem matematicamente as harmônicas provenientes da combinação de todos os aparelhos. Além disso, utilizou-se apenas equipamentos com estágios de operação bem definidos tendo em vista que transitórios rápidos, múltiplos modos de operação e equipamentos de tensão variável produzem assinaturas harmônicas significativamente distintas, confundindo o classificador.

A plataforma desenvolvida nos artigos [18] e [19] é um dos trabalhos mais consistentes na área atualmente. Inicialmente, o artigo [18] aprofunda os conceitos previamente desenvolvidos no trabalho [20] para, na segunda etapa, descrever a metodologia aplicada bem como a estrutura dos algoritmos de extração de características. Dois formatos são apresentados pelos autores, o *snapshot*, que representa o comportamento instantâneo da carga, e o *delta*, que representa a diferença entre dois *snapshots* consecutivos.

A metodologia proposta emprega diversos algoritmos de extração de características a fim de representar, da melhor maneira, a maior quantidade de equipamentos da residência. A forma de onda da corrente, o plano ΔP - ΔQ , análise de harmônicos, admitância instantânea, potência ativa instantânea, autovalores e mudança no transitório são as características extraídas pelo algoritmo.

O processo de desagregação de cargas é composto de 5 etapas: aquisição dos dados, pré processamento dos dados, detecção de eventos (os autores consideram como

qualquer variação superior a 100W como um evento elétrico), extração de características e decomposição de cargas.

A etapa de decomposição de cargas é realizada com duas abordagens distintas

1. Otimização - A desagregação de cargas é resolvido por meio de um problema de otimização. Assim como no trabalho [13], é adotado como solução o equipamento que apresenta o menor erro quadrático entre o valor medido e o existente na base de dados.
2. Reconhecimento de Padrões - Utiliza-se redes neurais artificiais para identificar os equipamentos. As redes adotadas foram a RBF e a MLP com treinamento *backpropagation*.

Naturalmente, por utilizar 7 características distintas, o resultado do algoritmo de desagregação de cargas é um *pool* de possíveis soluções. A fim de resolver este problema, os autores criaram o chamado *Committee Decision Mechanism* (CDM) para, de posse de todas as soluções, eleger o melhor candidato possível.

Nesse projeto foram criados 3 CDMs distintos:

1. Most Common Occurrence (MCO) - O candidato selecionado é o que aparece mais vezes no *pool* de soluções.
2. Least Unified Residue (LUR) - Método desenvolvido pelos autores que representa a relação entre a assinatura energética desconhecida com a assinatura energética dos equipamentos da base de dados.
3. Maximum Likelihood Estimation (MLE) - O MLE consiste em um critério estatístico que maximiza a probabilidade de uma estimativa \hat{o} ser igual ao valor verdadeiro e desconhecido do vetor de variáveis do estado o .

Adicionalmente, os autores desenvolvem os conceitos de *Similarity* e *Complementary Ratio* (CR) que determina, respectivamente, a diferença entre dois equipamentos distintos e a complementaridade entre duas análises distintas. A CR determina abordagens que, se combinadas, agregam performance ao classificador.

Na segunda etapa [19] foram realizados múltiplos testes para verificar a eficácia do algoritmo. Com uma base de dados de 27 equipamentos foi utilizado o método de Monte Carlo para simular as combinações possíveis de equipamentos que podem entrar e sair de operação em uma residência. Em seguida, foram criados cenários para testar o algoritmo como, por exemplo, simulações de dinâmica de carregamento, perturbação na

rede e comportamento (nessa situação são aplicadas probabilidades de uso de aparelhos durante o dia). Todos os testes foram realizados no formato *delta*, sendo acionado um equipamento por vez e mudanças no modo de operação não foram permitidos com o aparelho ligado.

Após os testes, o melhor resultado obtido foi pela forma de onda da corrente, com algoritmo de otimização para decompor as cargas, e pela admitância instantânea com rede neurais MLP. Ambos obtiveram uma taxa de acerto média de 80%. O pior resultado foi com harmônicos e MLP com uma taxa de acerto de 40%. O melhor CDM foi o MLE desagregando corretamente 92% das cargas.

Contudo, algumas limitações permeiam este trabalho. Primeiramente, o fato de usar o limiar de 100W para detectar o evento elétrico. Nota-se que muitos eventos irão ocorrer sem que o sistema desenvolvido venha a detectá-los. Apesar de bem estruturado, o conceito de *Similarity* externou que equipamentos com alta "similaridade" entre si tendem a dificultar a identificação de seus pares, ou seja, na experiência constatou-se que após o acionamento de um aparelho o classificador apresenta dificuldades na identificação dos equipamentos "similares" ao mesmo.

Nos próximos capítulos dessa dissertação será apresentada uma técnica inovadora de identificação de cargas residenciais de forma não invasiva que concatena diversas técnicas de processamento de sinais como a Transformada Hilbert, Transformada Wavelet e o Método de Burg para estimação do espectro de potência a fim de inferir o tipo de equipamento utilizado.

A vantagem do método desenvolvido é que dispensa a necessidade de realizar uma análise combinatória dos aparelhos residenciais, conforme aplicado no trabalho [16]. Adicionalmente, o modelo contempla equipamentos com mais de um modo de operação, como ventilador e batedeira por exemplo, superando a limitação imposta ao trabalho [9].

O transitório oriundo do acionamento de equipamentos em um curto intervalo de tempo não impacta na tomada de decisão do classificador como no modelo descrito no artigo [15]. Por último, o sistema projetado identifica todos os eventos elétricos que ocorram na residência, diferente dos trabalhos [18] e [19].

Além dos motivos expostos nos parágrafos anteriores, a metodologia proposta neste trabalho representa uma contribuição à área de monitoração de cargas porque apresenta um modelo robusto que extrai, eficientemente, atributos relevantes na

identificação dos equipamentos residenciais, com resultados superiores aos disponíveis na literatura tida como o estado da arte.

O presente trabalho está estruturado em 5 capítulos a saber: Introdução, Formulações Matemáticas, Modelo Proposto, Testes e Resultados, Conclusões e Referências Bibliográficas.

2 Formulações Matemáticas

O algoritmo de classificação dos equipamentos residenciais possui uma sequência de operações que consiste na aplicação das técnicas de processamento de sinais Transformada Hilbert, Transformada Wavelet e Método de Burg.

Nesse capítulo é apresentado uma breve revisão dos fundamentos teóricos da Transformada Hilbert da Transformada Wavelet e do Método de Burg.

2.1 Transformada Hilbert

A Transformada Hilbert (TH) é um operador linear que converte uma função $u(t)$ em $H(u(t))$ de mesmo domínio. Matematicamente, a TH no conjunto \mathfrak{R} pode ser representada da seguinte forma :

$$H(f(x)) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{f(y)dy}{x-y} \quad \forall x \in \mathfrak{R} \quad (2.1)$$

O símbolo $PV \int$ representa a extensão do conceito de Valor Principal de Cauchy [22]. A integral se torna bem comportada para uma série de funções desde que uma seção infinitesimal centrada na singularidade do intervalo seja excluída.

A TH possui uma gama de propriedades, das quais destaca-se:

- 1 Complexo Conjugado - O sinal analítico associado a TH mantém o módulo da função original e defasa o ângulo em 90° com respeito a função original.
- 2 Linearidade - Uma importante característica da TH é ser um operador linear. A função do operador linear é mapear um vetor X no vetor Y da seguinte forma:

$$H\{\alpha f(x) + \beta g(x)\} = \alpha Hf(x) + \beta Hg(x) \quad (2.2)$$

sendo f e g funções pertencentes a X enquanto que α e β representam constantes complexas.

- 3 Inversão - Basicamente, a inversa da TH é determinada da seguinte maneira:

$$H^{-1} = -H \quad (2.3)$$

Naturalmente, o objetivo deste trabalho não é apresentar uma discussão profunda acerca de todas as propriedades da TH nem utilizar o rigor matemático necessário para comprovar estas teorias. Portanto, será explorado apenas o essencial para o desenvolvimento do algoritmo.

A TH contribui para o desenvolvimento de várias áreas, tais como matemática, engenharia e medicina. Esta técnica é utilizada para determinar o sinal analítico de uma função [23], análise de harmônicos, detecção de envelopes de amplitudes, demodulação de sinais e extração da componente fundamental de um sinal [24].

Nesse trabalho é utilizado o módulo do sinal analítico discreto via TH para discriminação das cargas residenciais. O sinal analítico é composto pela soma do sinal medido com a parte imaginária que, na realidade, representa a TH do sinal original. Nesta dissertação, sempre que for empregado o termo TH significa que está sendo utilizado o sinal analítico gerado através da Transformada Hilbert. Matematicamente, a TH do sinal adquirido é processado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} X &= X_R \\ \text{Transformada Hilbert}(X) &= X_i \\ TH(X) &= X_R + jX_i \\ MOD(TH(X)) &= \sqrt{(X_R)^2 + (jX_i)^2} \end{aligned}$$

X representa o sinal medido, X_R a parte real do sinal medido, X_i representa a Transformada Hilbert de X e TH representa o sinal analítico discreto via Transformada Hilbert.

2.2 Transformada Wavelet

As transformações matemáticas são ferramentas largamente utilizadas em diversas técnicas de processamentos de sinais avançados. A Transformada de Fourier (TF), que descreve uma função periódica em um somatório de senos e cossenos, é considerada o pilar das técnicas de processamento de sinais com aplicações em uma série de tecnologias disponíveis atualmente.

A TF apresenta limitações no tocante a representação de descontinuidades ou transitórios. Com base nisso, foi criado na década de 1980 uma classe de transformações matemáticas que apresentaram resultados mais expressivos que uma TF, chamada de Transformada Wavelets (TW) [25].

A TW é um operador matemático que permite a representação de uma função a partir do suporte local ao invés do suporte global. Aliado com a técnica de análise multirresolução e as famílias de decomposições feitas para a TW [26] é possível representar o sinal original em vários níveis de resolução, permitindo a extração e compactação de sinais de forma mais eficiente que na análise por Transformada de Fourier, por exemplo.

Uma vantagem desta análise é a conservação de energia, ou seja, o sinal original pode ser reconstruído independente do número de decomposições utilizada.

2.2.1 Transformada Wavelet Contínua

A Transformada Wavelet (TW) representa um conjunto de funções que devem ser pertencentes ao subespaço L^2 , conterem média zero, centralizadas em $t=0$ e oscilatórias. As equações abaixo são usadas para descrever estas características:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \|\psi\|^2 dt < \infty \quad (2.4)$$

$$\psi(w=0) = \int_{-\infty}^{\infty} \|\psi\|^2 dt = 0 \quad (2.5)$$

$$\|\psi\| = 1 \quad (2.6)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (2.7)$$

A equação 2.7 significa que a TW pode ser deslocada, comprimida ou esticada, gerando uma família de funções novas. Contudo, as funções desenvolvidas continuam com as características fundamentais da função de origem.

O parâmetro **b** permite deslocar a função ao passo que o parâmetro **a** determina o quanto a função pode ser comprimida ou dilatada. A variável **t** representa o tempo. A manipulação dos parâmetros **a** e **b** da função $\psi_{a,b}$ pode ser analisado, de maneira indireta, como uma manipulação da escala tempo frequência da função, visto que quando o parâmetro **a** é muito pequeno a wavelet é muito comprimida com conteúdo de frequência na faixa das altas frequências, o que possibilita a captura dos detalhes contidos no sinal que ocorrem em um curto espaço de tempo. Caso o módulo do parâmetro **a** seja elevado a wavelet é muito expandida, ou seja, a função é analisada no que se refere as baixas frequências, o que corresponde a uma informação global do sinal.

De maneira geral, a TW pode ser representada como uma varredura no plano tempo frequência feita por uma janela de área constante na qual o aumento da escala (parâmetro **b**) diminui o suporte no plano de frequências e um aumento no plano de frequências (parâmetro **a**) diminui o suporte temporal.

Assim, para uma função $f(t)$ pertencente ao subespaço L^2 de funções quadraticamente integráveis e de energia finita a Transformada Wavelet Contínua (TWC) é obtida através da fórmula:

$$f(a,b) = W\{f(t)\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) [\overline{\psi_{a,b}(t)}] dt \quad (2.8)$$

onde $\overline{\psi_{a,b}}$ representa o complexo conjugado de $\psi_{a,b}$.

Na TWC é mensurada a variação de $f(t)$ com tamanho proporcional ao parâmetro **a** nas vizinhanças de **b**, ou seja, é obtido uma grau de similaridade entre a função $f(t)$ e a função de análise $\psi_{a,b}$ para uma posição (b,a) no plano escala-tempo.

Desta forma, a Transformada Wavelet Contínua (TWC) mostra-se como uma ferramenta muito poderosa e flexível, podendo ser ajustada de acordo com a

necessidade. Cada problema pode ter sua formulação baseada em um tipo de wavelet, o que garante mais precisão e eficiência, além de aumentar a confiança no método.

2.2.2 Transformada Wavelet Discreta

A Transformada Wavelet Discreta (TWD) surge através da discretização dos parâmetros \mathbf{a} e \mathbf{b} para os valores tipicamente de $\mathbf{a}=2^{-s}$ e $\mathbf{b}=k2^{-s}$, pois permite que a transformada discreta mantenha mínima quantidade possível de informação do sinal original todavia permitindo que a reconstrução do mesmo seja feita sem erros [27]. As principais aplicações da TWD são algoritmos de decomposição de sinais, dentre as quais é importante destacar a teoria de análise em multirresolução.

2.2.3 Análise em Multirresolução

A Análise em Multirresolução (AMR) é uma técnica que busca representar sinais através das decomposições dos mesmos em vários níveis, ou seja, desta forma sinais complexos são decompostos em sinais mais simples que contenham características específicas do sinal original e com isso possam ser analisados individualmente. Esta técnica é baseada na TWD, na teoria de espaços lineares e suas formações [26].

O sinal é decomposto utilizando-se um filtro passa-baixa e outro passa-alta, gerando um determinado nível de aproximação que é acompanhado por uma quantidade de níveis de detalhamento da mesma ordem do nível de aproximação. Por exemplo, no nível 7 da decomposição, há 1 sinal de aproximação e 7 níveis de detalhamento para o mesmo sinal. Matematicamente, a decomposição é expressa da seguinte forma:

$$\left[a_{M+N}, (d_n)_{M < n \leq M+N} \right] \quad (2.9)$$

onde a_M representa o sinal original em sua aproximação de maior resolução e a_{M+N} caracteriza o sinal em sua aproximação de menor resolução $M+N$ desejada, enquanto d_n contém os detalhes de cada uma das N aproximações.

Para reconstruir o sinal original a partir da sua aproximação e detalhes correspondentes basta realizar a operação inversa:

$$a_j \Leftrightarrow a_{j+1} + d_{j+1} \quad (2.10)$$

onde a_j representa o sinal de aproximação de ordem imediatamente inferior enquanto que a_{j+1} e d_{j+1} simbolizam, respectivamente, o nível de aproximação e detalhe de ordem superior.

Na Figura 1 são apresentados 4 sinais aleatórios (à esquerda) e o sinal de aproximação dos mesmos (à direita) determinados pela TW.

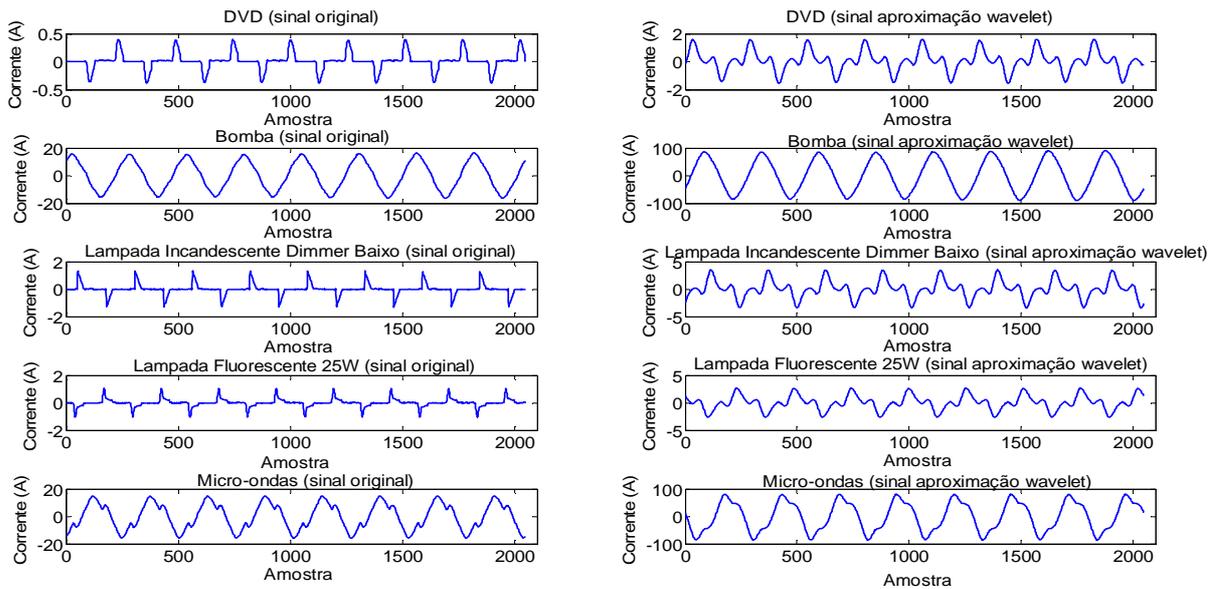


Figura 1: Sinais de Aproximação

2.2.4 Transformada Wavelet Estacionária

Nos tópicos anteriores foram apresentadas duas TWs: contínua e discreta. Contudo, no caso particular de identificação de cargas e eliminação de ruídos, a Transformada Wavelet Estacionária (TWE) é a mais indicada, conforme descrita nos trabalhos [21], [28] e [29].

A TWD possui a desvantagem de ser variante no tempo, ou seja, a TWD de um sinal X transladado não é necessariamente igual ao translado da TWD do sinal original. Esta propriedade é indesejável neste projeto tendo em vista que requer mais atenção no momento de aquisição dos dados e extração de características peculiares de cada equipamento, pois o mesmo sinal analisado de posições diferentes pode gerar dois

resultados distintos. Mesmo quando o sinal é periódico o problema da variância no tempo ocorre.

A TWE resolve este empecilho da variância no tempo com a não decimação do sinal de entrada, ou seja, enquanto a DWT divide o sinal original pela metade a cada nível, a TWE mantém o sinal do mesmo tamanho que o original em cada etapa da decomposição. Com isso, o tratamento de aquisição de dados e extração de características é mais confiável. A Figura 2 e Figura 3 ressaltam as diferenças entre os dois métodos:

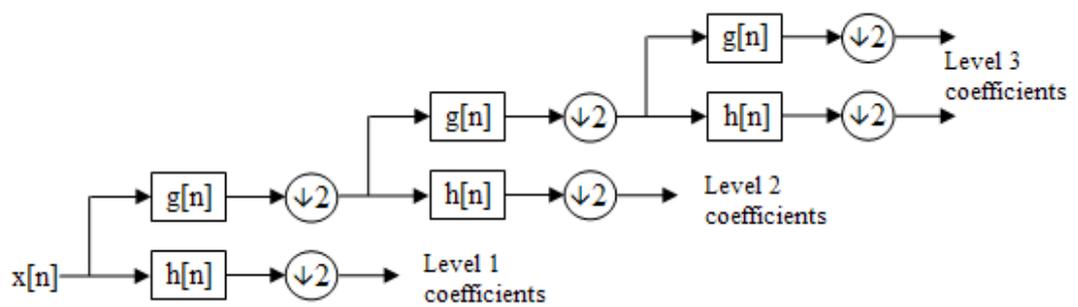


Figura 2: TWD

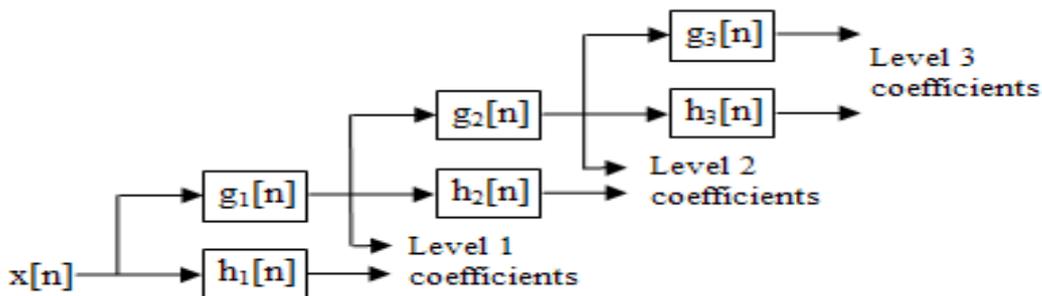


Figura 3: TWE

A TWE pode ser determinada a partir da TWD. Na Figura 2 realiza-se um *upsampling* do resultado da convolução do sinal com o filtro para que o número de amostras seja igual em cada etapa do processo, ou seja, na prática isso é o equivalente a Figura 4.

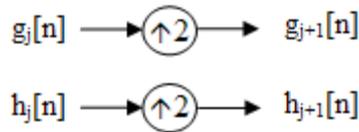


Figura 4: Modificação na TWD para criar a TWE

O próximo desafio consiste na escolha da quantidade de níveis de resolução a ser utilizados no sistema projetado. Após uma série de testes, optou-se por usar a STW com cinco níveis de detalhe, pois com o nível de aproximação A5 e todos os níveis de detalhe (D1 a D5), proporciona níveis ricos em informações para distinguir as diversas cargas residenciais. A Figura 5 mostra um exemplo da decomposição em multirresolução, com cinco níveis de detalhe, para a forma de onda da cafeteira.

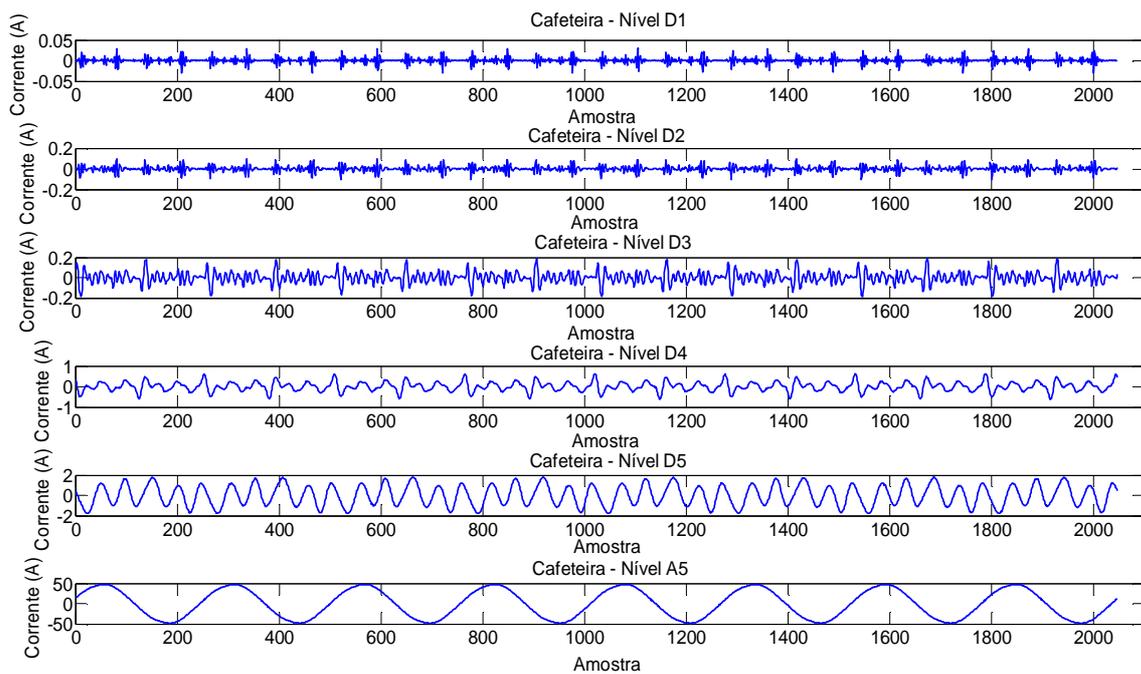


Figura 5: Decomposição do sinal de corrente de uma cafeteira por uma TWE nível 5

Nota-se na Figura 5 que o nível A5 representa praticamente a forma de onda senoidal pura da corrente da cafeteira ao passo que os níveis de resolução mais baixos (D1 e D2) ilustram características de alta frequência contida no sinal original. Vale a pena ressaltar que o somatório de todos os níveis de resolução (D1 a D5) com o sinal A5 corresponde ao sinal original.

2.2.5 Filtro

Conforme apresentado na Figura 2 e na Figura 3 a cada nível de decomposição é realizado uma convolução entre o sinal de entrada e um filtro passa-baixo ($g_i[n]$) e passa-alto ($h_i[n]$) para gerar os níveis de detalhe e aproximação.

O filtro utilizado para a decomposição wavelet deste trabalho é baseado na wavelet "mãe" db4 visto que este filtro possibilita uma análise e síntese de sinais mais eficiente do que em outras wavelets "mãe", como por exemplo a wavelet "mãe" Haar, além de conferir um caráter ortonormal a wavelet.

As wavelets ortonormais, como a baseada na db4, formam um sistema de funções com suportes compactos [21] e [29], ou seja, esta é a razão pela qual elas podem distinguir características locais de sinais em diferentes escalas e, por translação, toda a região do sinal analisado é coberta.

Assim como na TH, não é o escopo deste trabalho uma discussão profunda acerca de todas as propriedades dos filtros de uma TW nem abordar a matemática que envolve estas teorias. Portanto, só foi descrito nessa seção os conceitos fundamentais que servem de alicerce para o sistema projetado.

2.3 Método de Burg

O algoritmo de Burg é um método de estimação paramétrica do espectro de potência de um sinal baseado no método de máxima entropia (MEM). A entropia representa o grau de desordem de um sistema termodinâmico. De acordo com a segunda lei da termodinâmica, o trabalho pode ser completamente convertido em calor e, por conseguinte em energia térmica. Contudo, energia térmica não pode ser completamente convertida em trabalho. Na entropia procura-se mensurar a parcela de energia que não pode mais ser transformada em trabalho nas transformações termodinâmicas [30].

2.3.1 Método da Máxima Entropia

Basicamente, o espectro do MEM de um processo estacionário de amostragem uniforme é aquele que gera a máxima entropia do processo. No trabalho [31] é demonstrado a relação entre entropia e informação, tendo como alicerce o fato de que os dois conceitos são associados com medidas que descrevem processos por meio de um conjunto de probabilidades. A entropia é zero quando um sistema é perfeitamente determinado, ou seja, caso a probabilidade de um evento acontecer seja 1 (100%) enquanto que todas as outras são 0.

Os métodos convencionais de estimação paramétrica do espectro de potência utilizam premissas acerca dos dados que residem fora do espaço de busca, gerando, na maioria dos casos, restrições, como, por exemplo, assumir que os dados fora do espaço de busca são periódicos ou nulos. Naturalmente, estas restrições não são necessariamente válidas, acarretando em estimações errôneas que não refletem a realidade do fenômeno analisado.

O modelo de estimação paramétrica consistente com os dados já conhecidos e ao mesmo tempo o mais independente possível dos dados que não estão disponíveis corresponde ao MEM [32].

Matematicamente, a relação entre entropia e densidade espectral é definido da seguinte forma:

$$H = \frac{1}{4f_N} \int_{-f_N}^{f_N} \log S(f) df \quad (2.11)$$

onde H representa entropia, $S(f)$ a densidade espectral de um processo Gaussiano estacionário e f_N representa a frequência de Nyquist.

O trabalho [33] reescreveu a equação 2.11 em função da autocorrelação $\phi(k)$ obtendo:

$$H = \frac{1}{4f_N} \int_{-f_N}^{f_N} \log \left[\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \phi(k) \exp(-i2\pi f k \Delta t) \right] df \quad (2.12)$$

sendo que Δt é a taxa de amostragem uniforme do processo estacionário. A maximização da equação 2.12 com valores conhecidos de $\phi(0), \phi(1), \dots, \phi(M-1)$ (sendo M a quantidade de dados disponíveis de um processo qualquer) consistentes com $S(f)$ e, paralelamente, com o mínimo de dependência aos valores desconhecidos de $\phi(k)$ representa o MEM da densidade espectral.

A variação da equação 2.12 sugeridas nos trabalhos [33] e [34] geram a seguinte equação:

$$P_E(f) = \frac{P_M}{f_N \left| 1 + \sum_1^{M+1} \gamma_i \exp(-i2\pi f j \Delta t) \right|^2} \quad (2.13)$$

onde P_E é a densidade espectral pelo MEM, P_M é uma constante e γ_i representa a previsão dos erros dos coeficientes determinados pelos dados disponíveis.

A grande desvantagem do MEM para densidade espectral é a falta de métodos para determinar γ_i de maneira satisfatória.

2.3.2 Predição Linear *Forward* e *Backward*

Nesse tópico é realizado uma revisão dos conceitos do erro do filtro de predição *forward* e *backward*. Seja um conjunto de N valores x_n com n definido entre $[0, N]$, são utilizados k coeficientes para aproximar os valores N pela fórmula:

$$y_n = - \sum_{i=1}^k a_i x_{n-i} \quad (2.14)$$

$$z_n = - \sum_{i=1}^k a_i x_{n+i} \quad (2.15)$$

A equação 2.14 representa a predição linear forward enquanto que a equação 2.15 a predição linear backward, ou seja, cada valor de y_n é uma combinação linear dos k valores prévios conhecidos ao passo que z_n é uma combinação linear dos k valores seguintes conhecidos.

Tradicionalmente, a método usado para encontrar a_n tanto para a predição *forward* quanto para a predição *backward* é minimizando a soma quadrática do erro entre a medida original e a aproximada por cada método. A seguir, são apresentadas as fórmulas do erro de predição do filtro *forward* e *backward*:

$$F_k = \sum_{n=k}^N (x_n - y_n)^2 = \sum_{n=k}^N \left(x_n - \left(- \sum_{i=1}^k a_i x_{n-i} \right) \right)^2 \quad (2.16)$$

$$B_k = \sum_{n=k}^N (x_n - z_n)^2 = \sum_{n=0}^{N-k} \left(x_n - \left(- \sum_{i=1}^k a_i x_{n+i} \right) \right)^2 \quad (2.17)$$

Na equação 2.16 é apresentado o erro do filtro *forward* de predição ao passo que na equação 2.17 o erro do filtro *backward* de predição.

2.3.3 Recursão Levinson-Durbin

No trabalho [35] foi desenvolvida uma técnica de álgebra linear com o intuito de solucionar equações de maneira recursiva, empregando Matrizes de Toeplitz [36]. Nos anos 60 o trabalho original foi aprimorado por Durbin [37], originando a recursão Levinson-Durbin.

Na recursão Levinson-Durbin os coeficientes a_n , com n pertencente ao intervalo $[1, k]$, dos filtros *forward* e *backward* são armazenados nos vetores $A_k = [1 \ a_1 \ a_2 \ \dots \ a_k]$ e no vetor $V_k = [0 \ a_k \ a_{k-1} \ \dots \ a_2 \ a_1 \ 1]$. A predição dos dados é obtida com a seguinte recursão:

$$A_{k+1} = A_k + \mu V_k \quad (2.18)$$

O método de Levinson-Durbin é muito utilizado em processamento de sinais para *design* de filtros e espectro de potência.

2.3.4 Modelo Autorregressivo

Uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo [38]. O estudo das séries temporais é importante para identificar o mecanismo gerador da série temporal, fazer previsões de valores futuros da série, descrever o comportamento da série e procurar periodicidades relevantes nos dados analisados.

Matematicamente, o modelo de filtro linear é determinado pela seguinte expressão:

$$Z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots \quad (2.19)$$

onde Z_t representa a saída do filtro linear, μ é um valor de desvio dos dados observados em relação a média (nível da série) e a_t representa o ruído branco, ou seja, um valor constante com independência temporal e estacionário.

Assume-se que o filtro linear possui a seguinte expressão:

$$\psi(B) = 1 + \psi_1(B) + \psi_2(B) + \dots \quad (2.20)$$

logo tem-se que:

$$Z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots = \mu + \psi(B)a_t \quad (2.21)$$

Aplicando uma transformada z na equação 2.21 é encontrada a seguinte expressão:

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + a_t \quad (2.22)$$

onde

$$\tilde{Z}_t = Z_t - \mu \quad (2.23)$$

$$\phi(B) = \psi^{-1}(B) \quad (2.24)$$

Na teoria, a equação 2.22 torna inviável a descrição de modelos lineares devido a quantidade infinita de parâmetros necessários para caracterizar o modelo. Contudo, na prática, a maioria dos processos estocástico (uma família de variáveis aleatórias pertencentes a determinado intervalo temporal representa um processo estocástico) são bem representados por uma quantidade finita de parâmetros, conforme ilustra a equação 2.25.

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t \quad (2.25)$$

A equação 2.25 é uma representação discreta do modelo Autorregressivo (AR) de ordem p . Os modelos AR são de extrema importância na representação de processos físicos lineares e randômicos.

No trabalho [39] é demonstrado a relação entre a análise espectral por MEM e a representação de um processo randômico através de modelos autorregressivos.

2.3.5 Burg

O método proposto por Burg em [40] e [41] soluciona de maneira eficiente o problema do cálculo de γ_i na equação 2.13. A grande ideia de Burg foi utilizar a recursão do método de Levinson-Durbin para realizar a predição dos dados.

Burg aplicou uma mudança na equação 2.18 que consiste em aplicar um filtro *forward* e *backward* nos dados, ou seja, no cálculo de μ não é usado as condições iniciais do problema mas a minimização da soma dos valores F_k e B_k das equações 2.16 e 2.17.

Analogamente, conforme apresentado nos trabalhos [31], [39], [40], [41] e [42] o método de Burg pode ser interpretado como um método de estimar os parâmetros de um modelo autorregressivo AR, ou seja, é uma técnica que determina os coeficientes de erro dos filtros de predição.

A vantagem do algoritmo de Burg é não necessitar informações *a priori* do conjunto de dados. Abordagens distintas de Burg, como por exemplo Yulie-Walker [31], [43] e [44], também realizam o cálculo dos coeficientes de erro dos filtros de predição de um conjunto de dados, todavia é necessária uma estimativa *a priori* da função de autocovariância dos dados, o que viola o princípio básico do MEM cujo objetivo é descrever um processo sendo independente de dados desconhecidos.

3 Modelo Proposto

No capítulo 3 é realizado uma descrição do modelo de identificação de cargas desenvolvido nessa dissertação. Adicionalmente, são especificadas as cargas residenciais contempladas neste projeto bem como toda a implementação computacional requerida. Por último, são realizadas simulações de modo a validar os métodos adotados na dissertação.

3.1 Descrição da Modelagem

A metodologia desenvolvida neste trabalho consiste em aplicar uma sequência de operações com o objetivo de extrair informações específicas que permitam identificar exatamente o equipamento que foi acionado ou desligado pelo consumidor residencial. Na Figura 6 é apresentado o fluxograma que sintetiza toda a cadeia de processamento concebida neste trabalho.

Conforme apresentado na Figura 6, todo o processo de classificação está dividido em dois grandes blocos: Medidor e Classificador. Nos parágrafos seguintes, será explorado o funcionamento destas duas etapas bem como todas as ramificações existentes no processo até o resultado final, ou seja, a informação para o usuário a respeito do equipamento que foi acionado ou desligado.

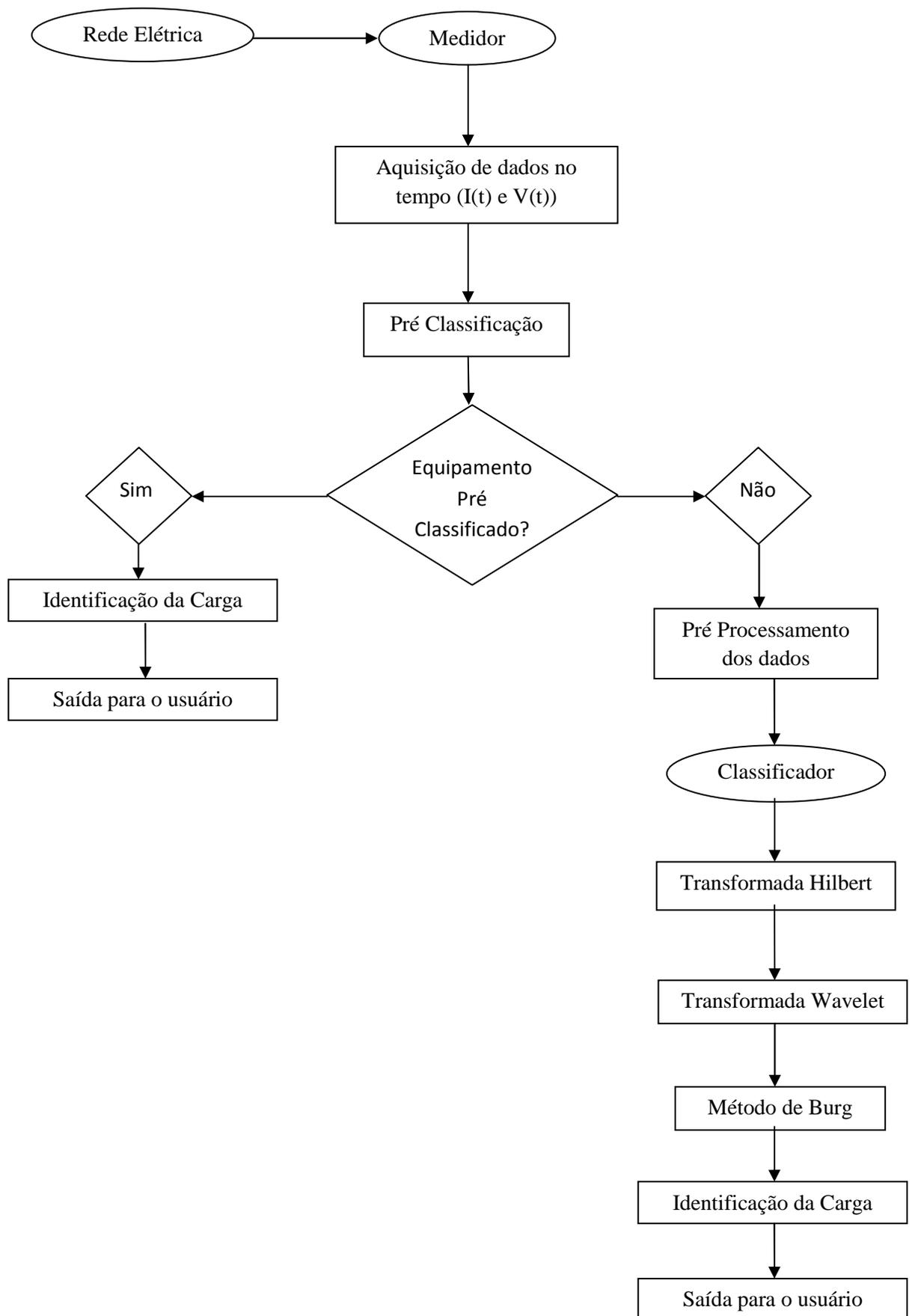


Figura 6: Fluxograma da cadeia de operações

3.2 Cargas Consideradas

O banco de dados do modelo desenvolvido nessa dissertação é composto por 29 equipamentos residenciais. Na Tabela 1 são apresentados todos os equipamentos utilizados no projeto.

Tabela 1: Equipamentos usados para formar o banco de dados

Equipamentos
Aparelho de Som
Ar Condicionado
Aspirador de Pó
Batedeira (4 velocidades)
Bebedouro (acionando e em regime)
Bomba
Cafeteira
Chuveiro Elétrico
DVD
Desktop (ligando e em regime)
Espremedor de Laranja
Ferro de Passar
Geladeira (acionando e em regime)
Lâmpada Fluorescente (15 e 25W)
Lâmpada Incandescente (40,60 e 100W)
Lâmpada Incandescente Dimmer
Lâmpada LED
Lâmpada Tubular Reator Eletromagnético (20 e 40W)
Lâmpada Tubular Reator Eletrônico (20 e 40W)
Liquidificador (4 velocidades)
Micro-ondas
<i>Notebook</i>
PS3 - <i>Video Game</i>
Sanduicheira
Telefone sem Fio
TV LCD
TV Tubo
Torradeira
Ventilador (3 velocidades)

As figuras abaixo representam os gráficos de corrente elétrica ao longo do tempo de todos os equipamentos. Na seção 3.3 (Implementação Computacional) é abordado a importância desse gráfico para o agrupamento de cargas similares.

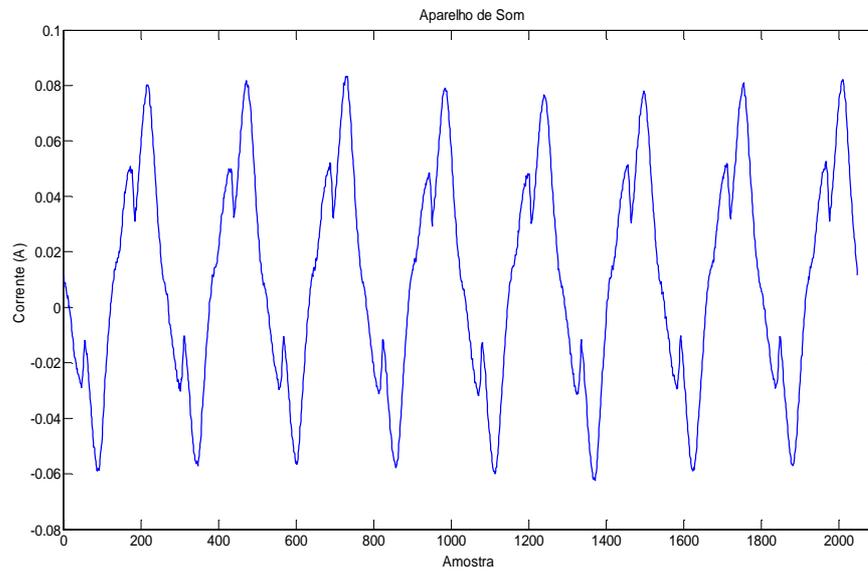


Figura 7: Aparelho de Som

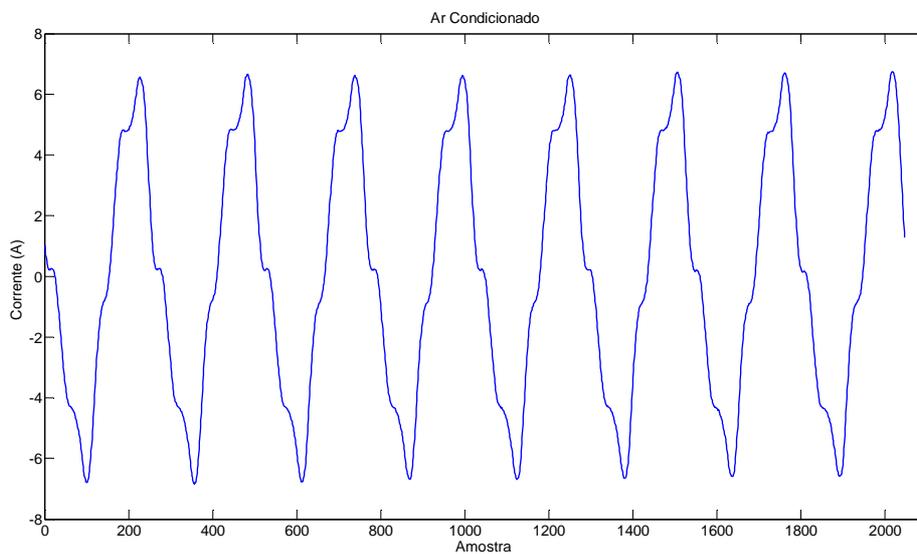


Figura 8: Ar Condicionado

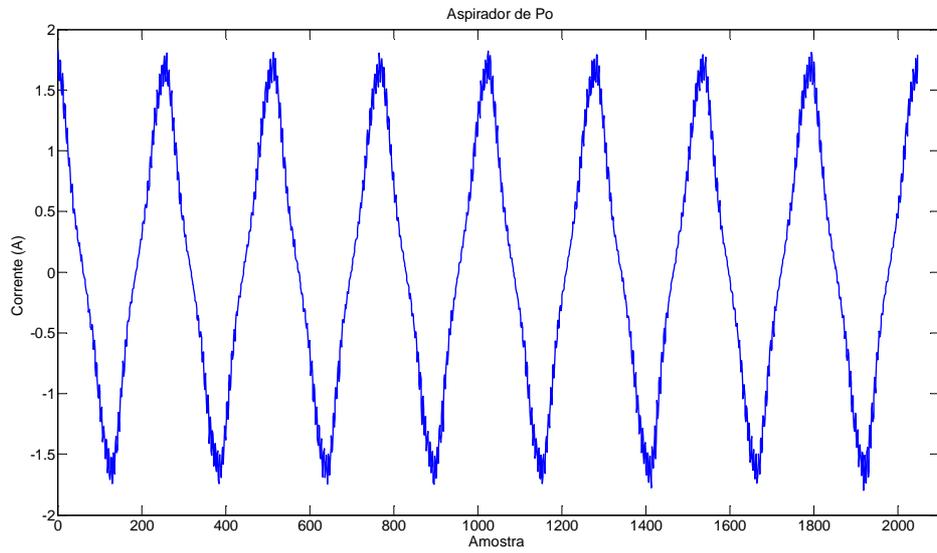


Figura 9: Aspirador de Pó

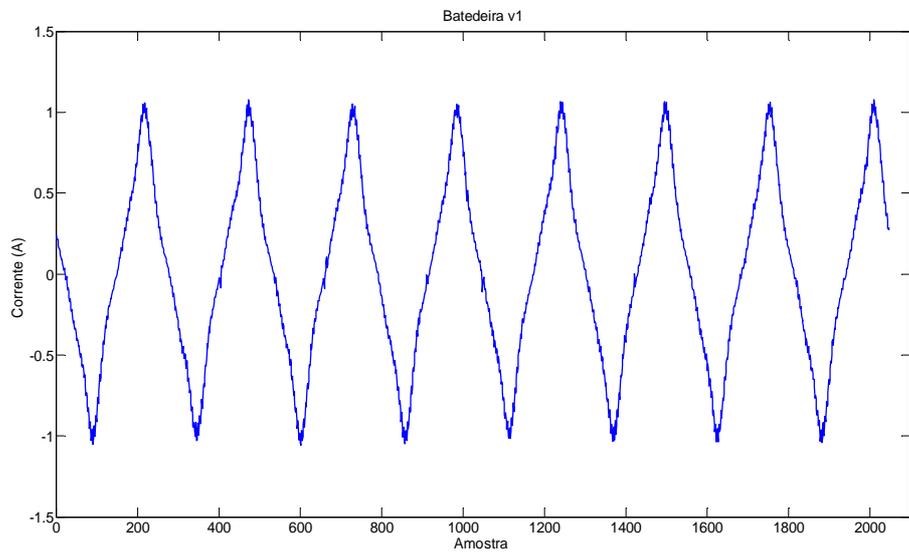


Figura 10: Batedeira velocidade baixa

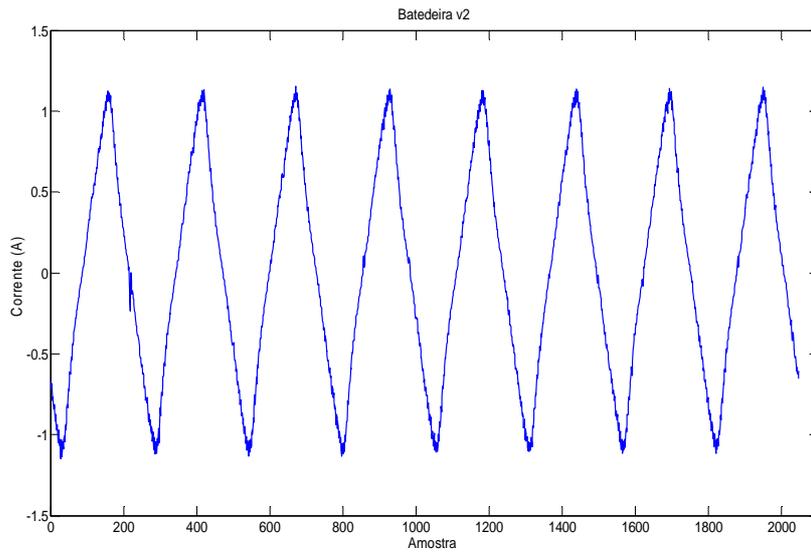


Figura 11: Batedeira velocidade média

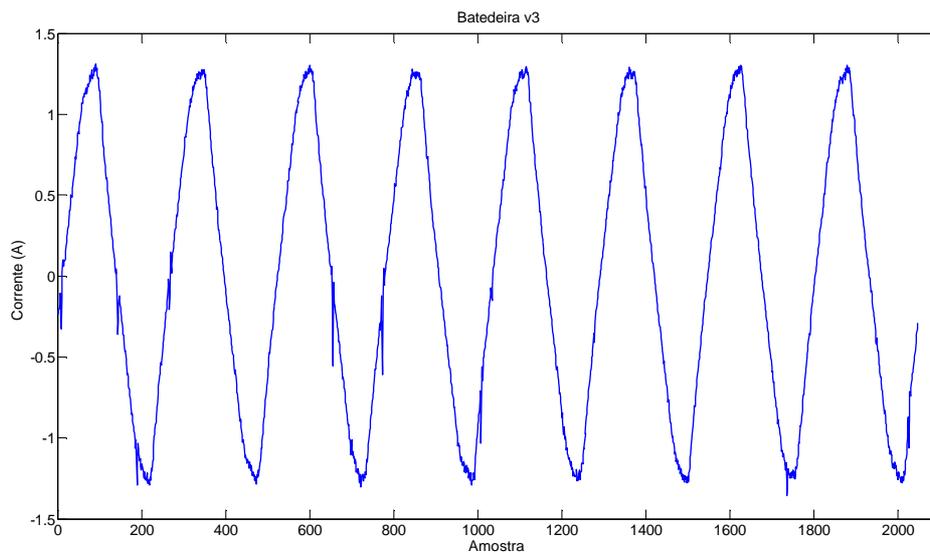


Figura 12: Batedeira velocidade alta

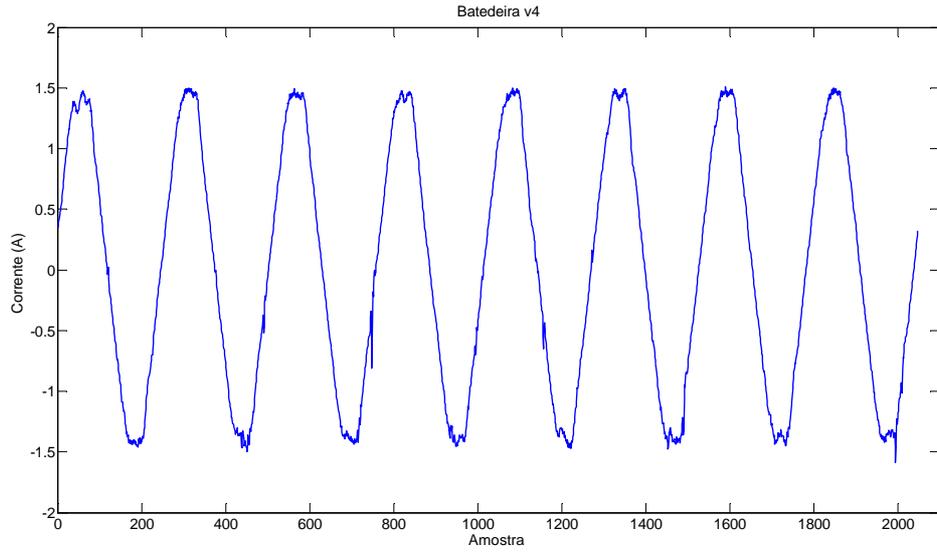


Figura 13: Batedeira velocidade mais alta

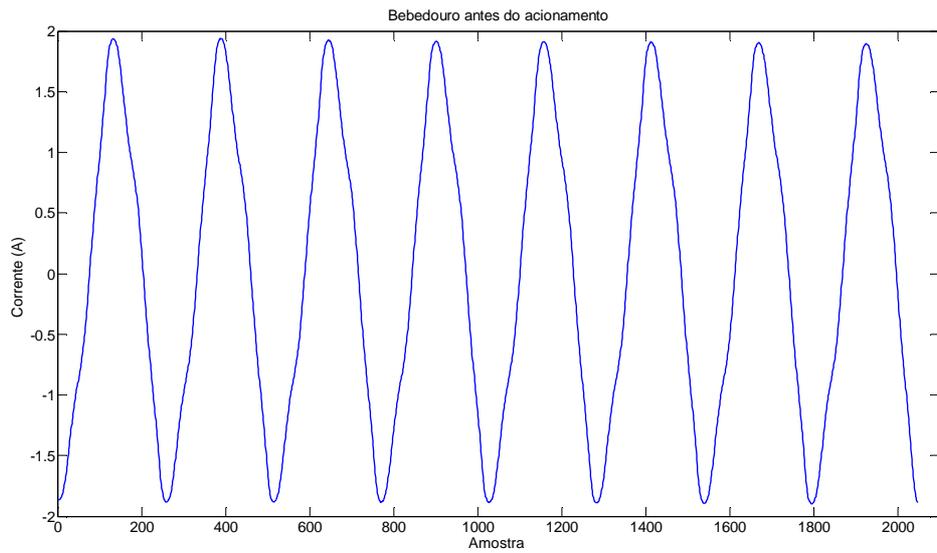


Figura 14: Bebedouro antes do acionamento

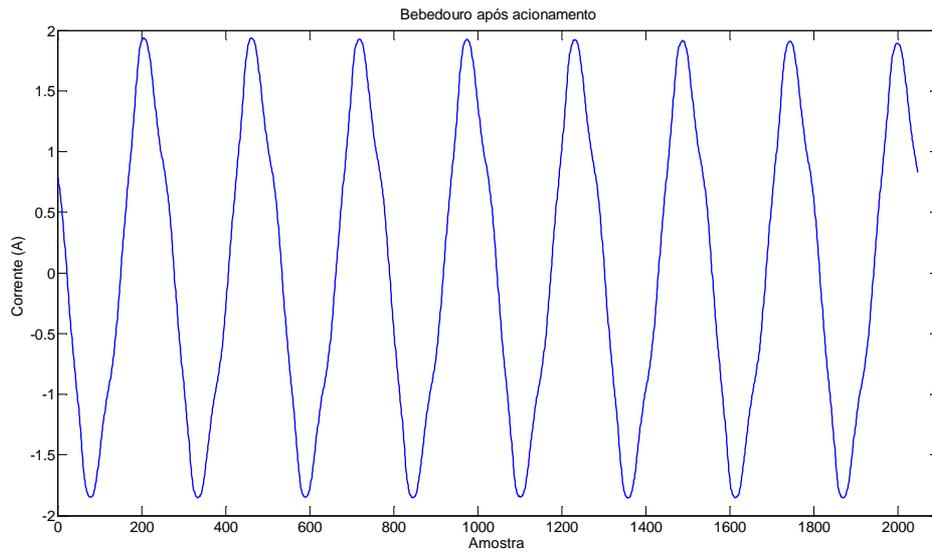


Figura 15: Bebedouro após o acionamento

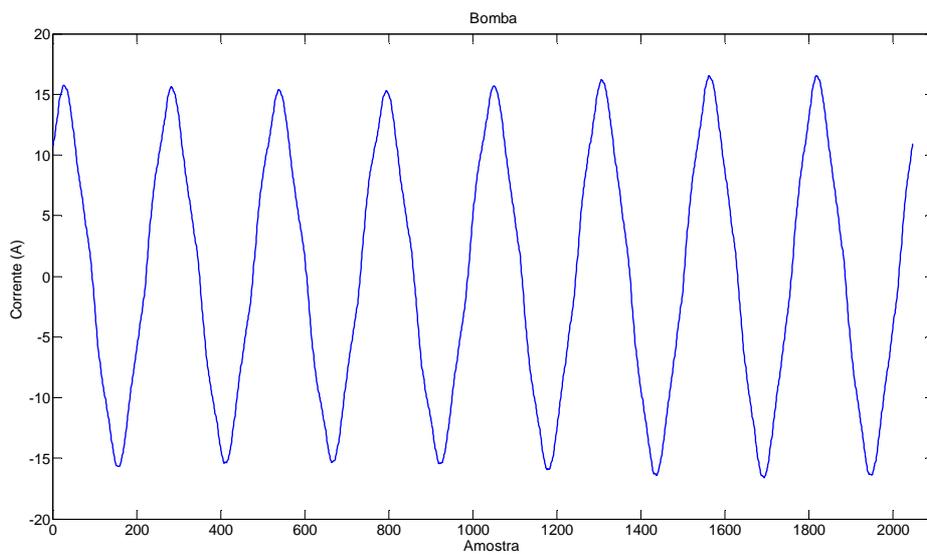


Figura 16: Bomba

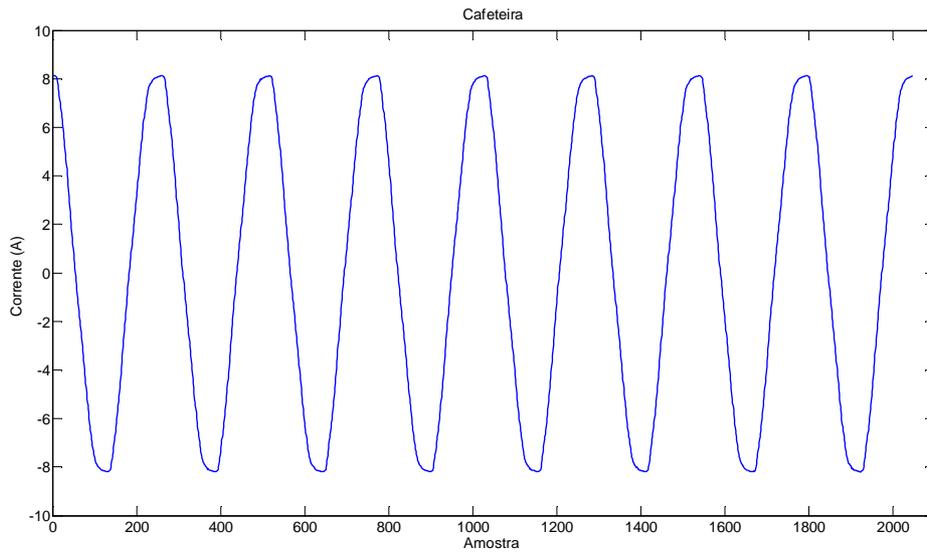


Figura 17: Cafeteira

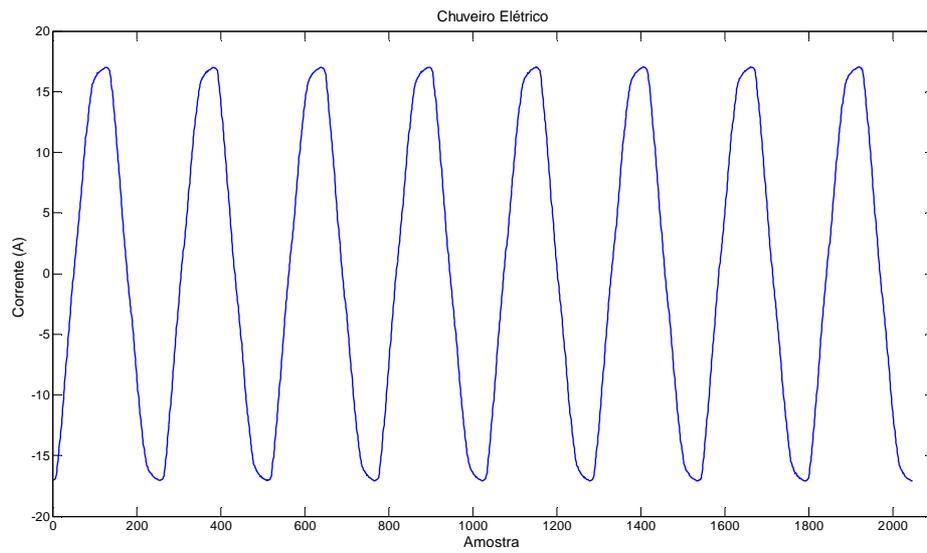


Figura 18: Chuveiro Elétrico

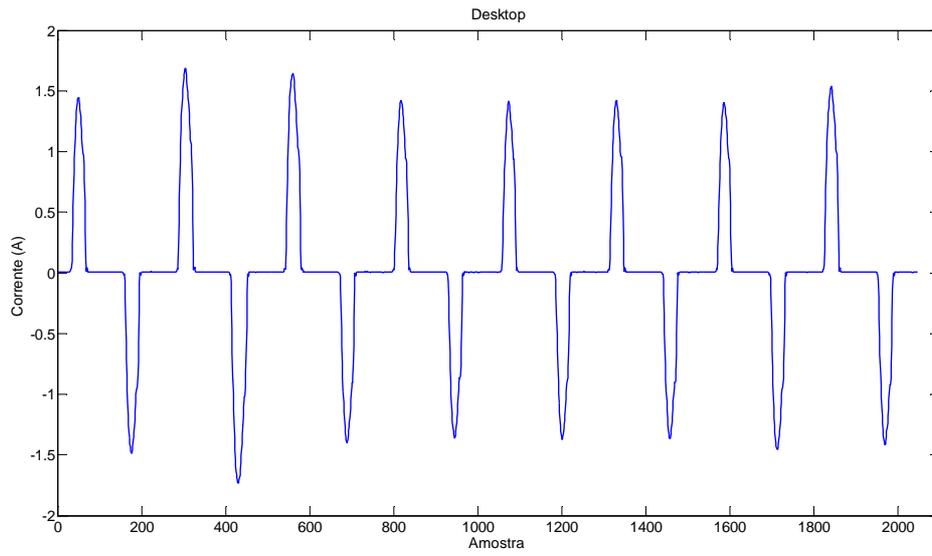


Figura 19: Desktop

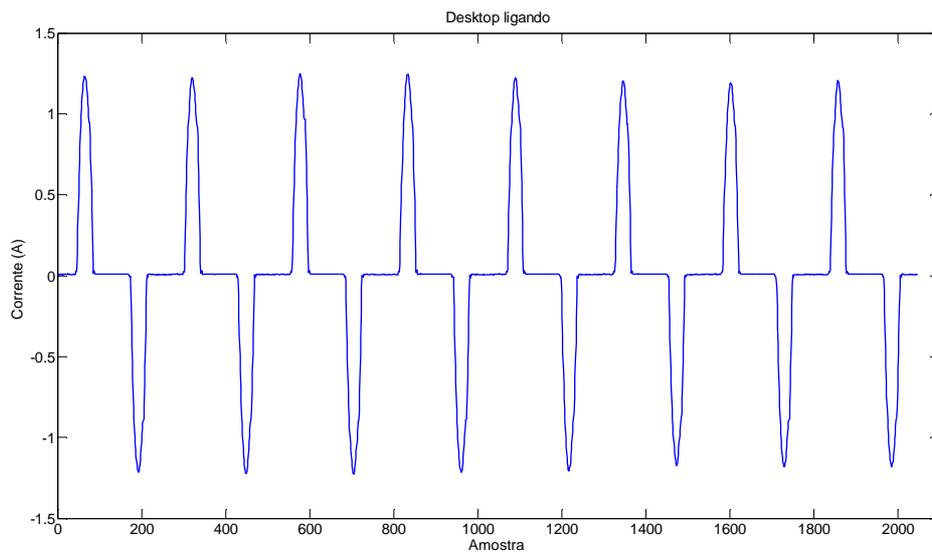


Figura 20: Desktop ligado

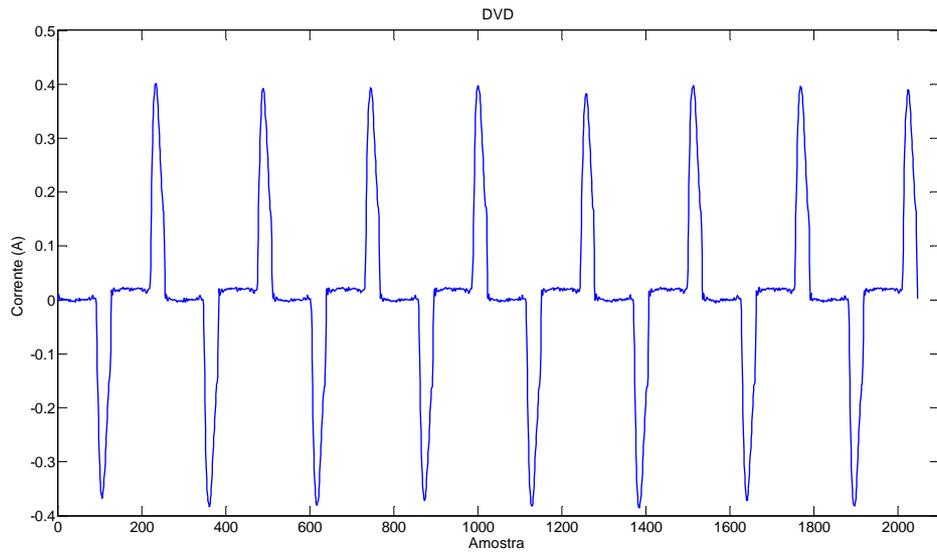


Figura 21: DVD

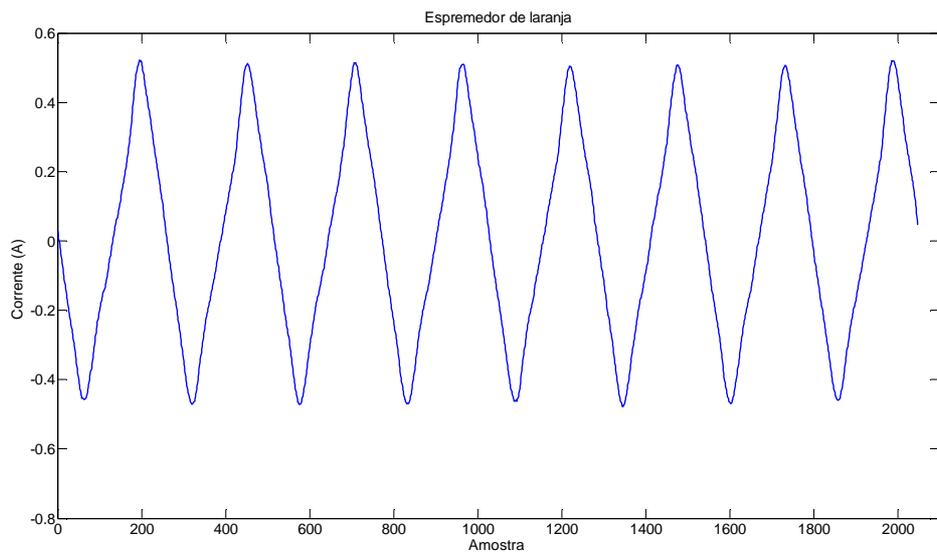


Figura 22: Espremedor de laranja

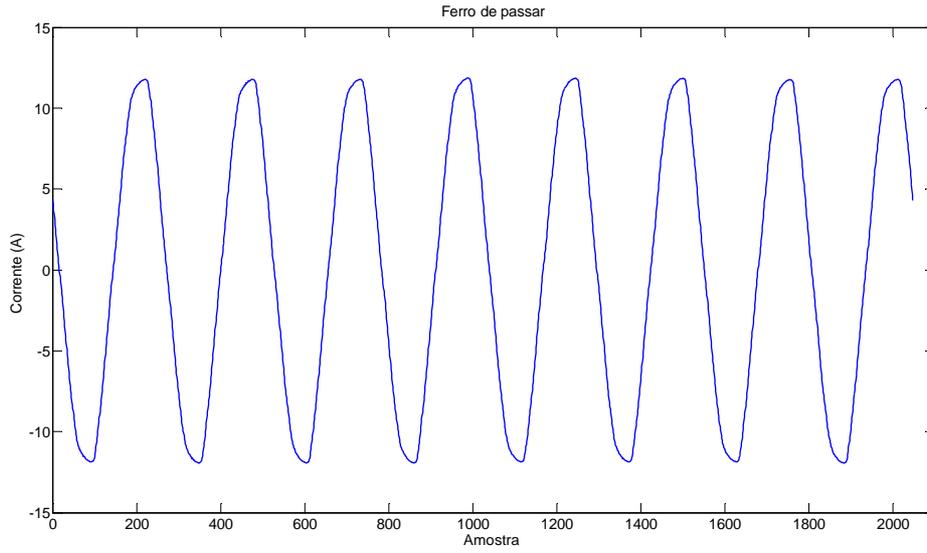


Figura 23: Ferro de Passar

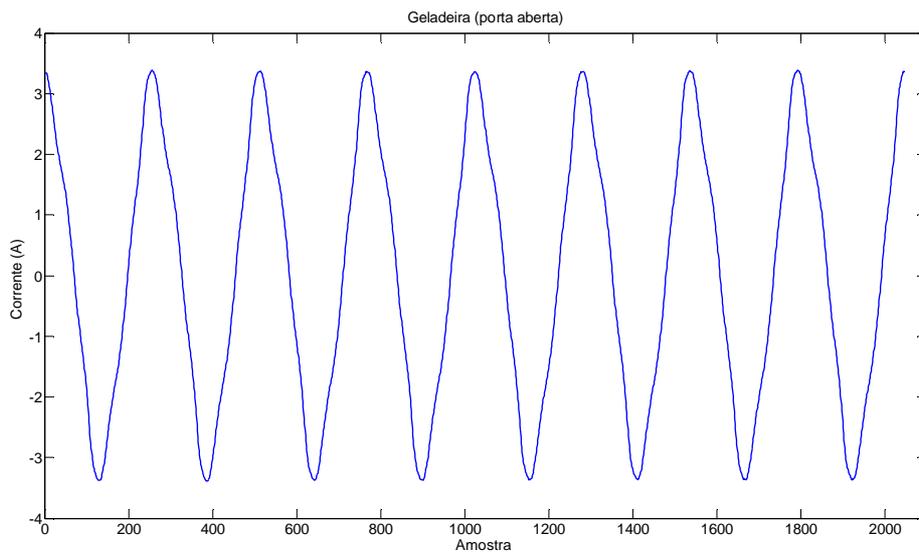


Figura 24: Geladeira (porta aberta)

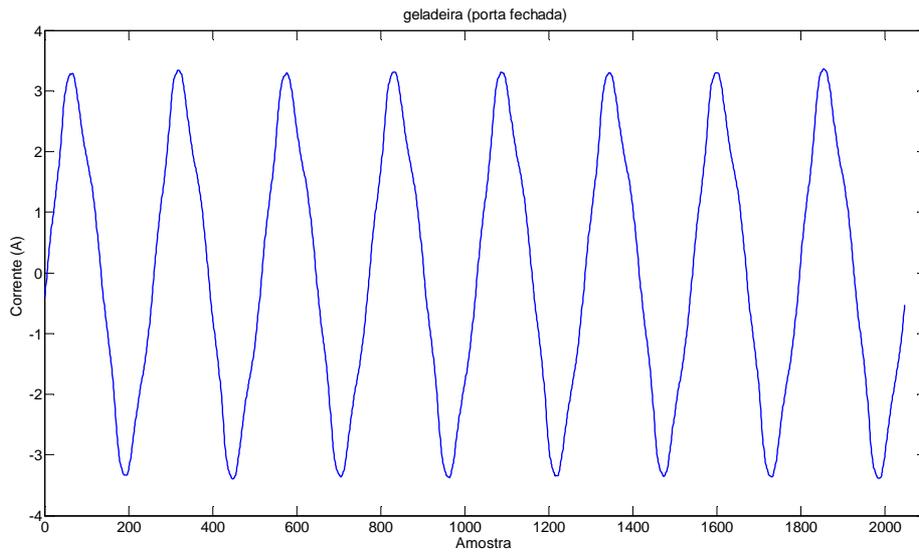


Figura 25: Geladeira (porta fechada)

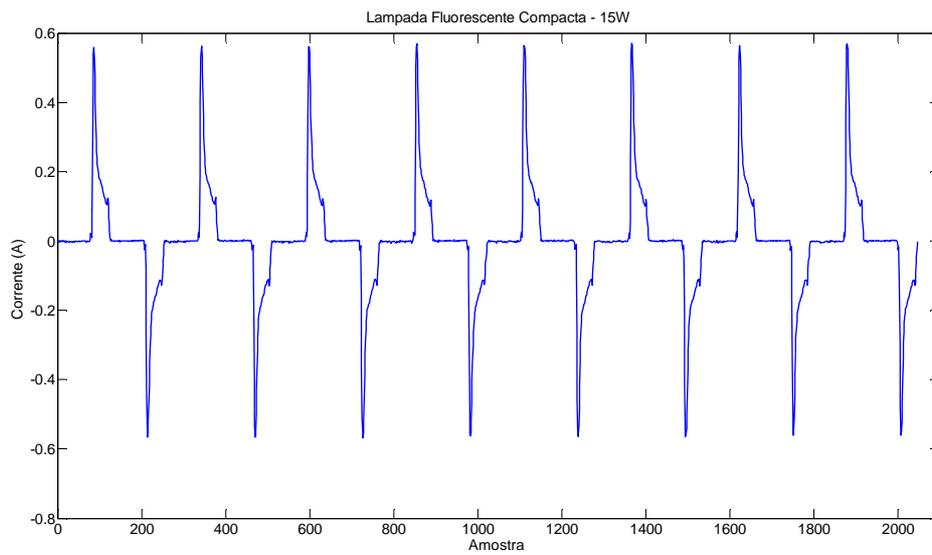


Figura 26: Lâmpada Fluorescente Compacta 15 W

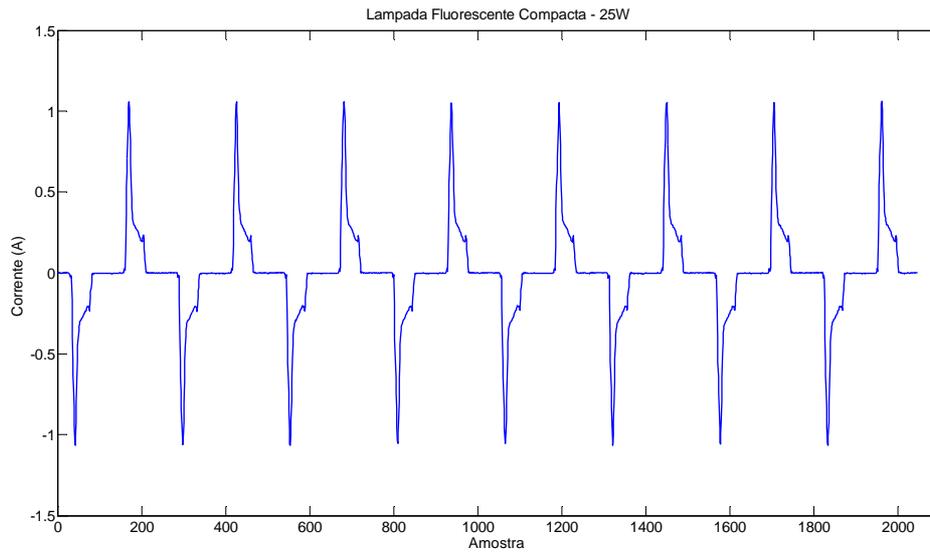


Figura 27: Lâmpada Fluorescente Compacta 25 W

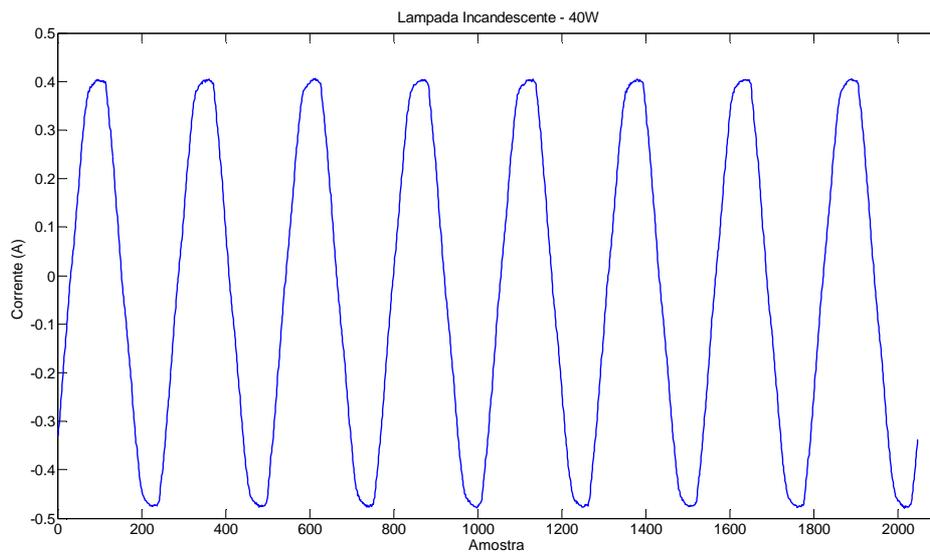


Figura 28: Lâmpada Incandescente 40 W

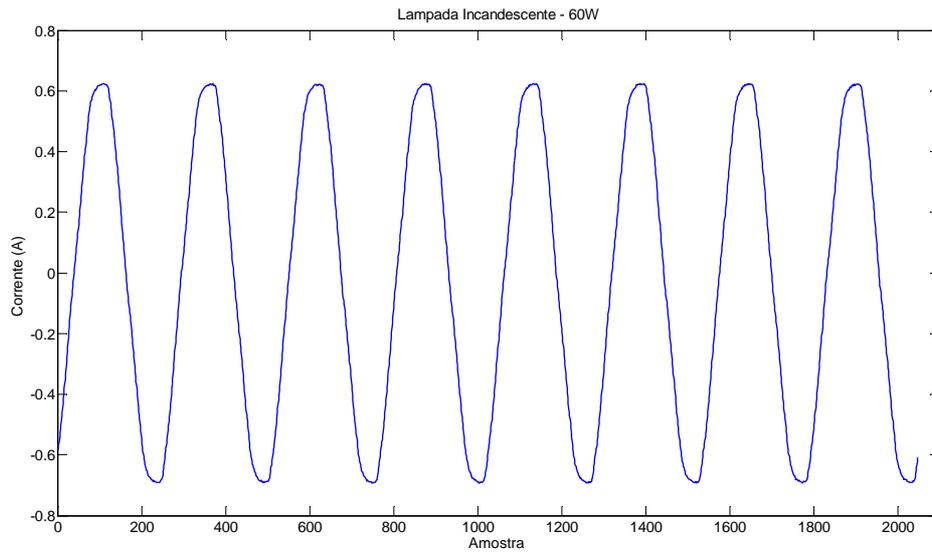


Figura 29: Lâmpada Incandescente 60 W

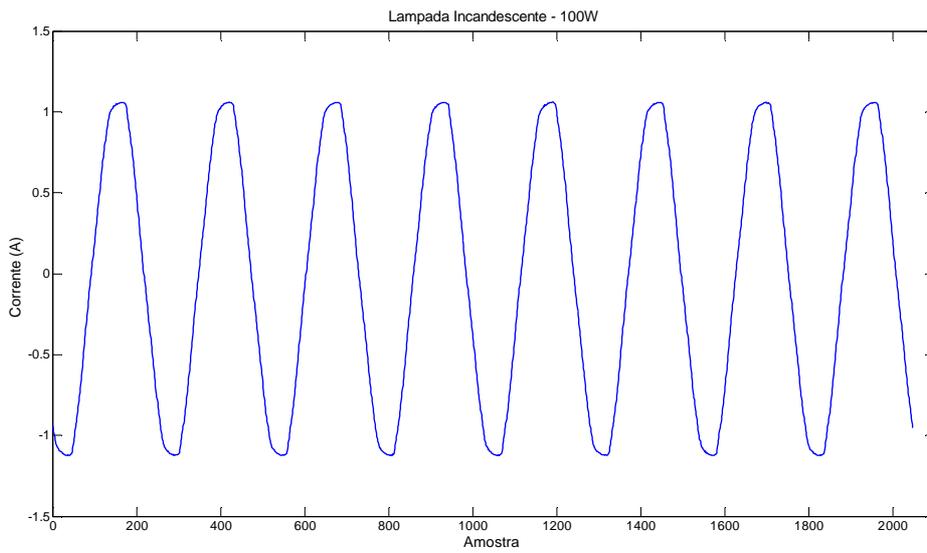


Figura 30: Lâmpada Incandescente 100 W

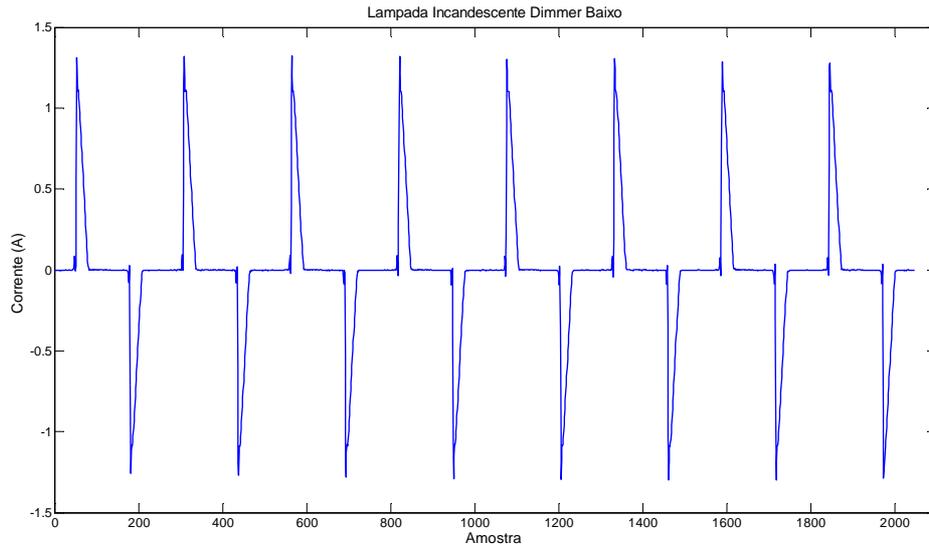


Figura 31: Lâmpada Incandescente Dimmer Baixo

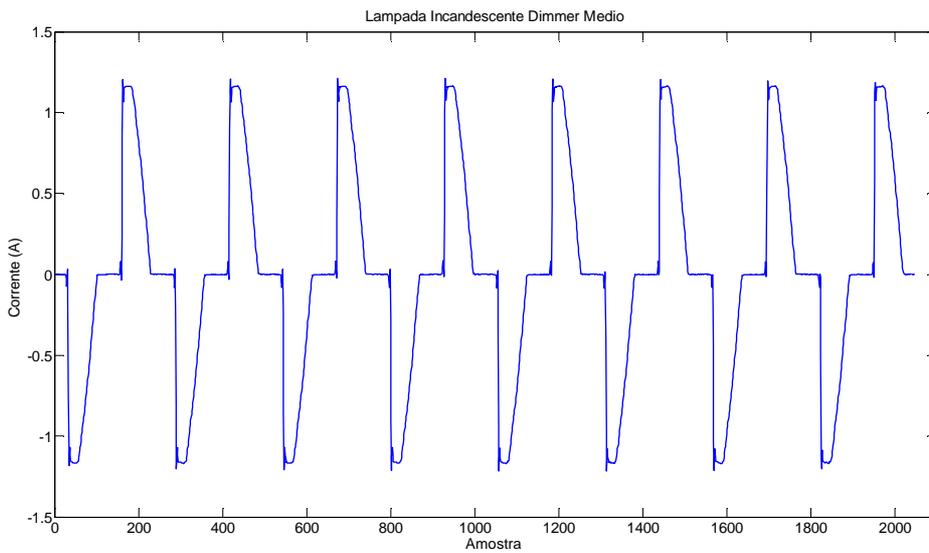


Figura 32: Lâmpada Incandescente Dimmer Médio

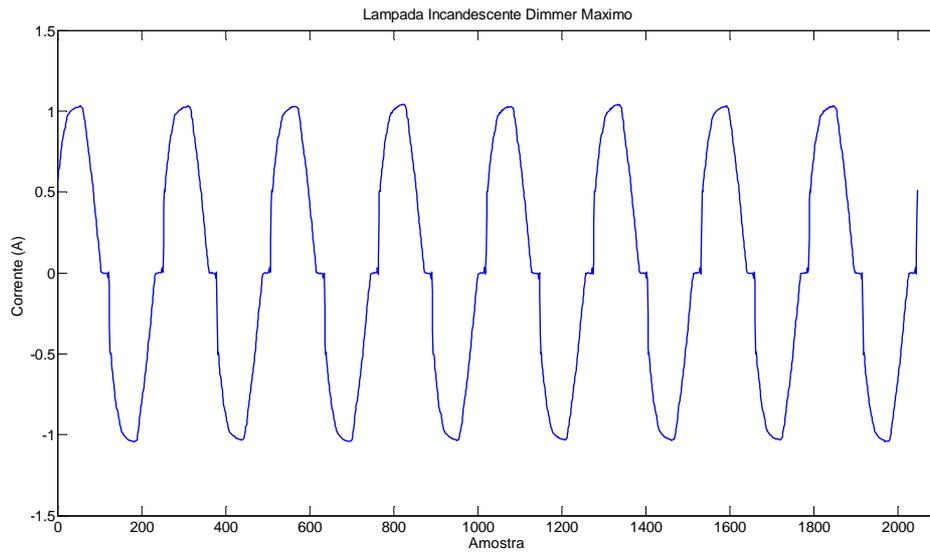


Figura 33: Lâmpada Incandescente Dimmer Máximo

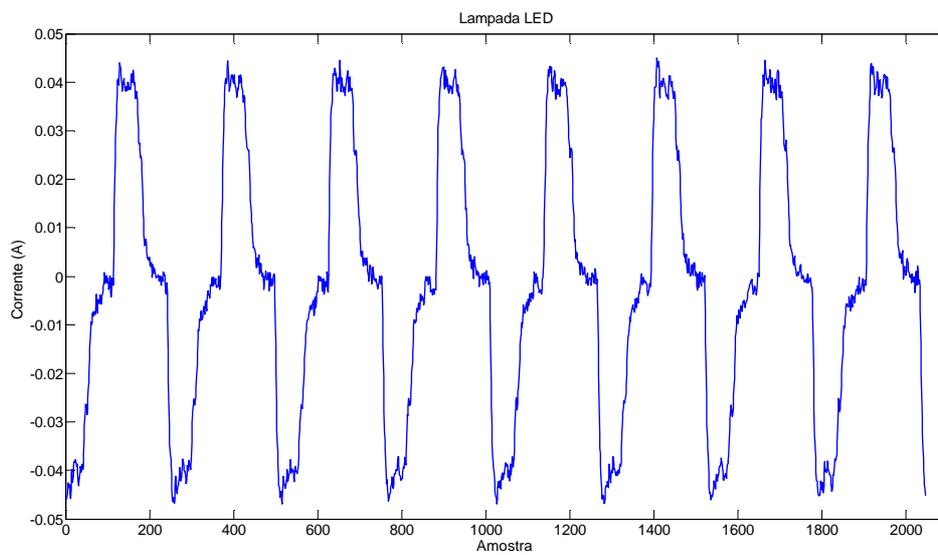


Figura 34: Lâmpada LED

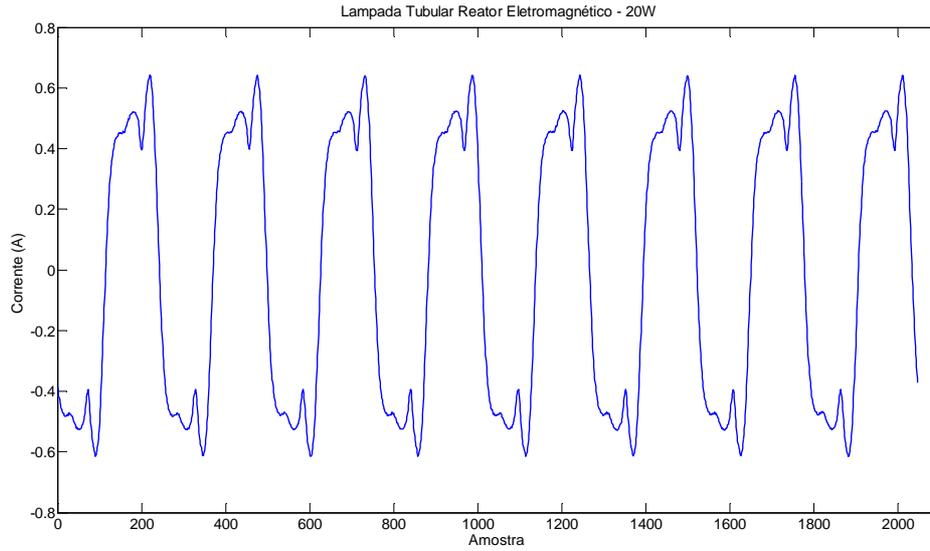


Figura 35: Lâmpada Tubular Reator Eletromagnético 20 W

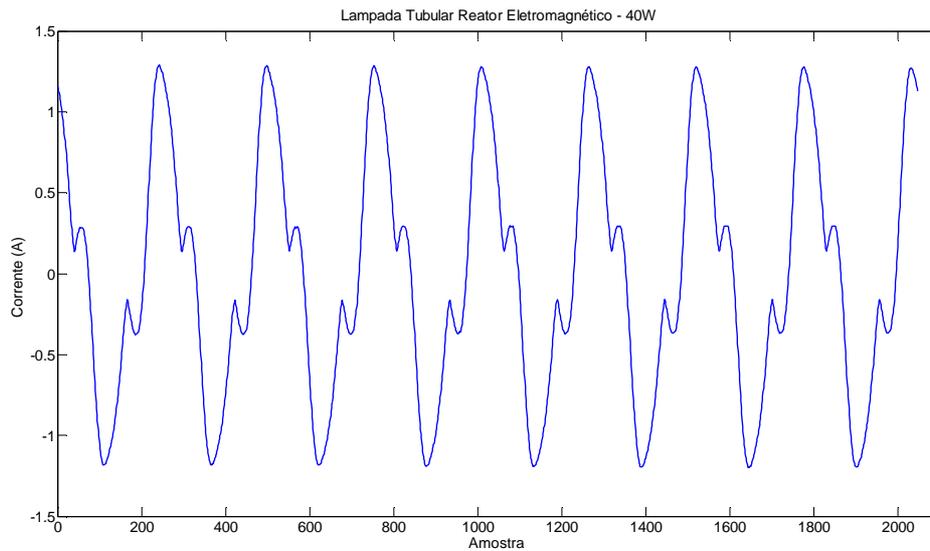


Figura 36: Lâmpada Tubular Reator Eletromagnético 40 W

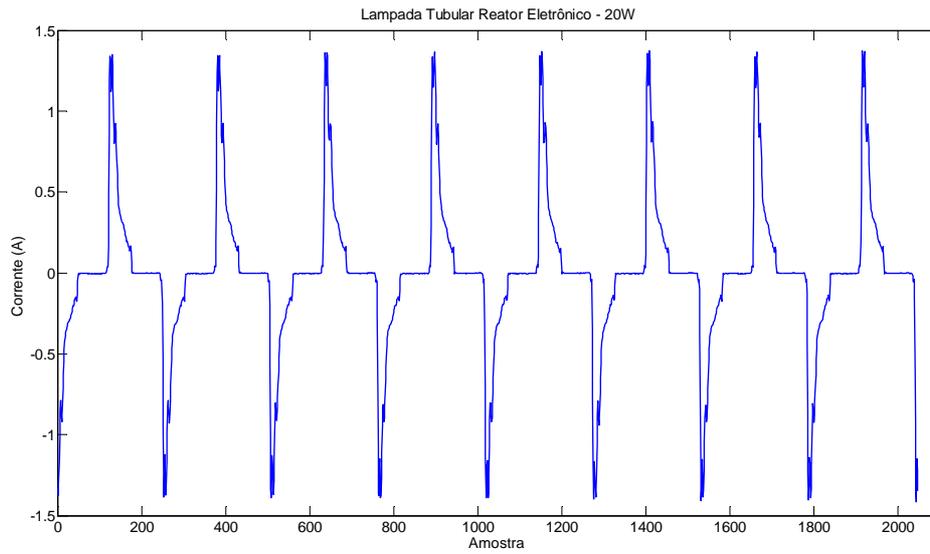


Figura 37: Lâmpada Tubular Reator Eletrônico 20 W

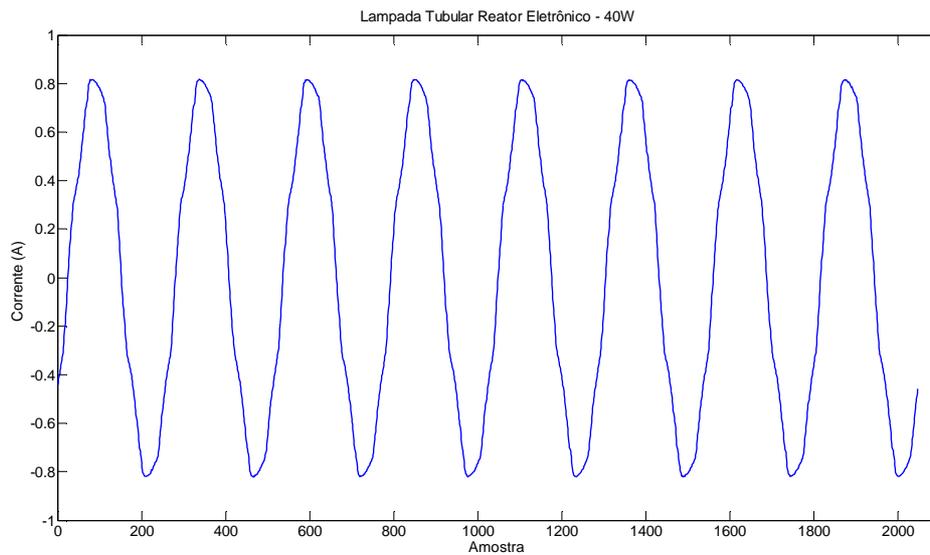


Figura 38: Lâmpada Tubular Reator Eletrônico 40 W

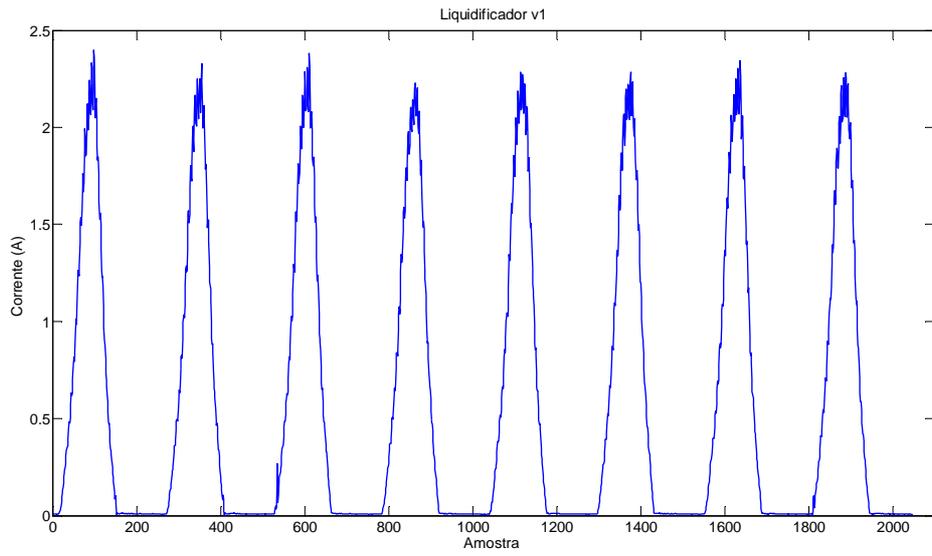


Figura 39: Liquidificador velocidade baixa

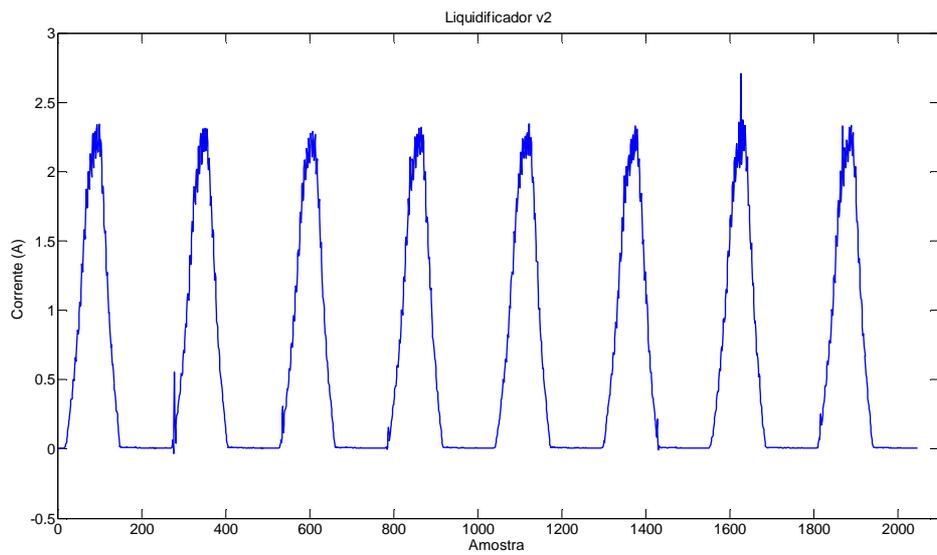


Figura 40: Liquidificador velocidade média

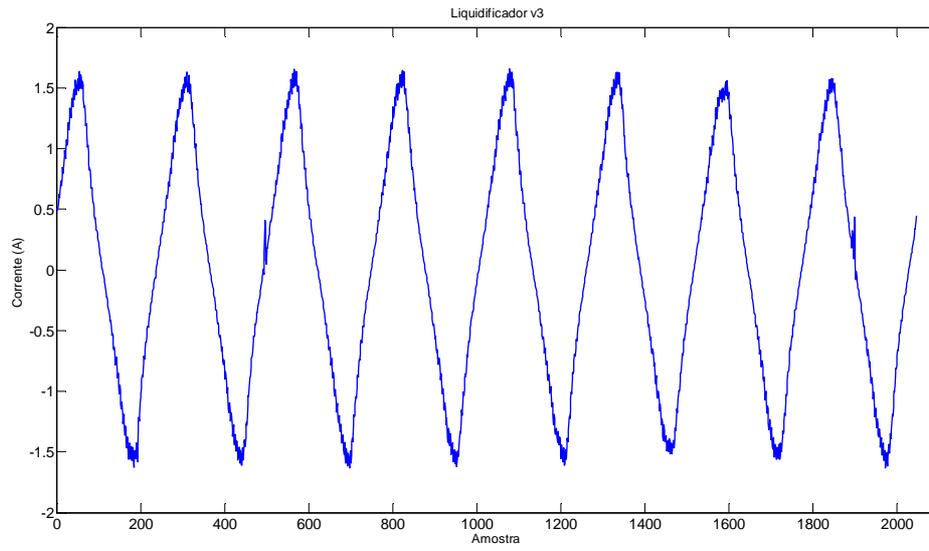


Figura 41: Liquidificador velocidade alta

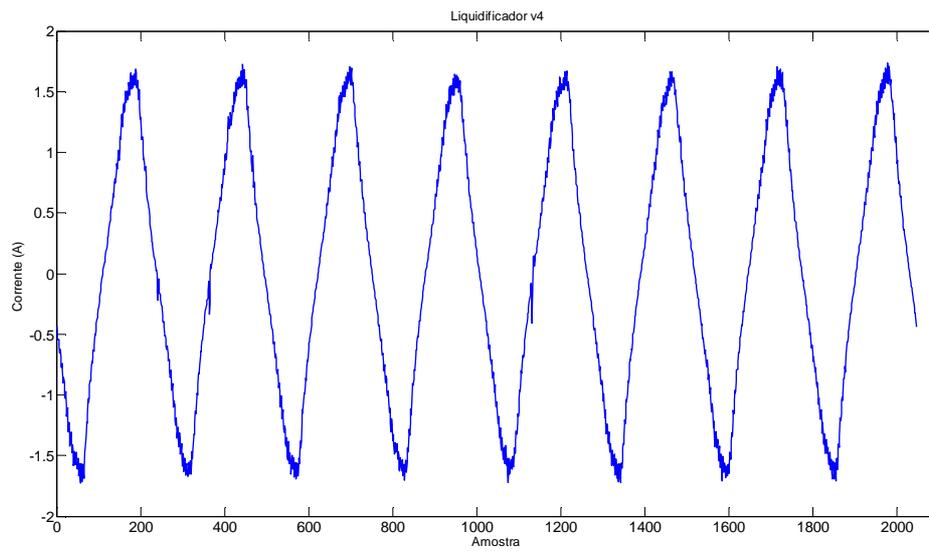


Figura 42: Liquidificador velocidade mais alta

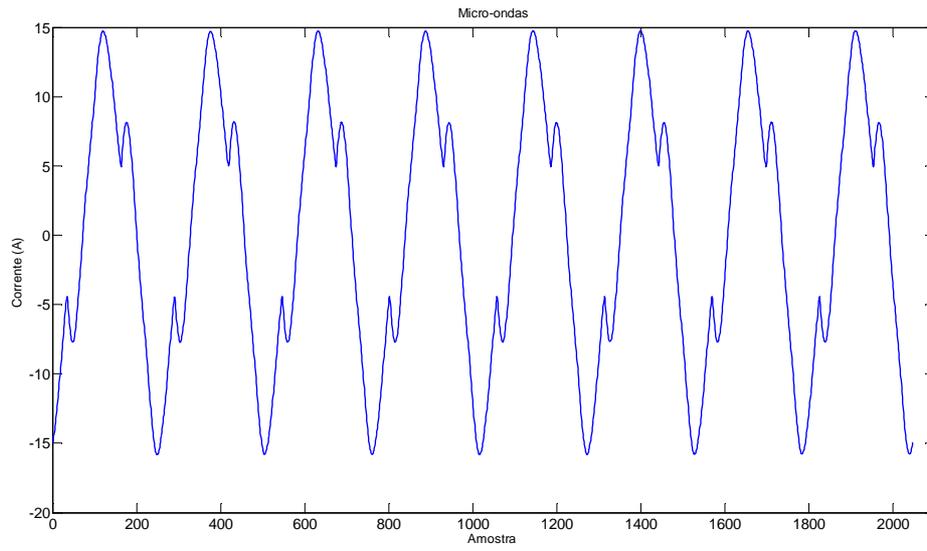


Figura 43: Micro-ondas

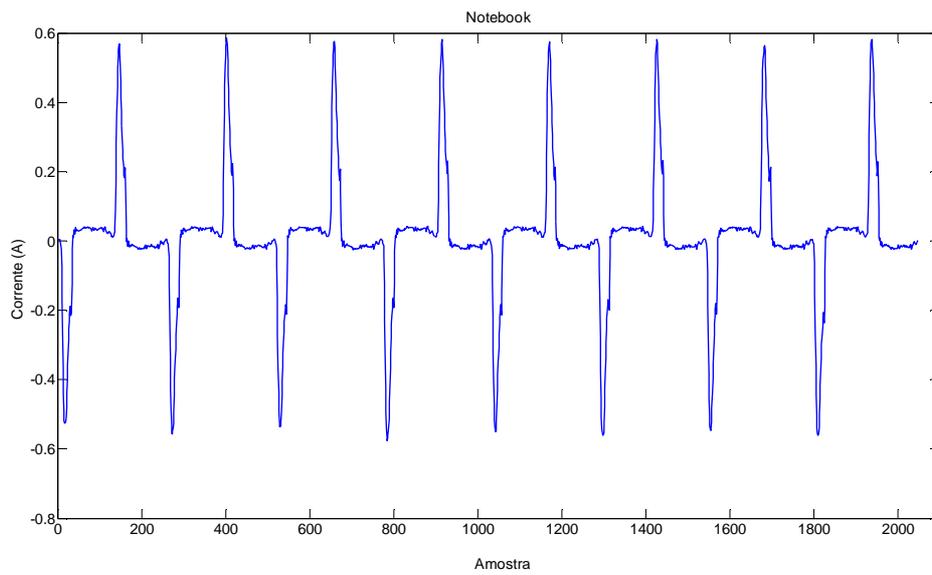


Figura 44: Notebook

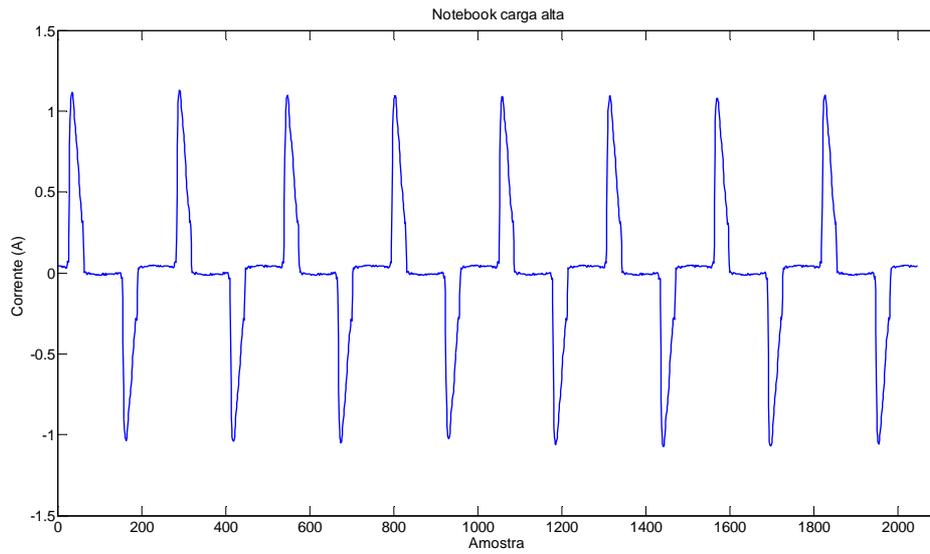


Figura 45: *Notebook* alimentação com bateria carregada

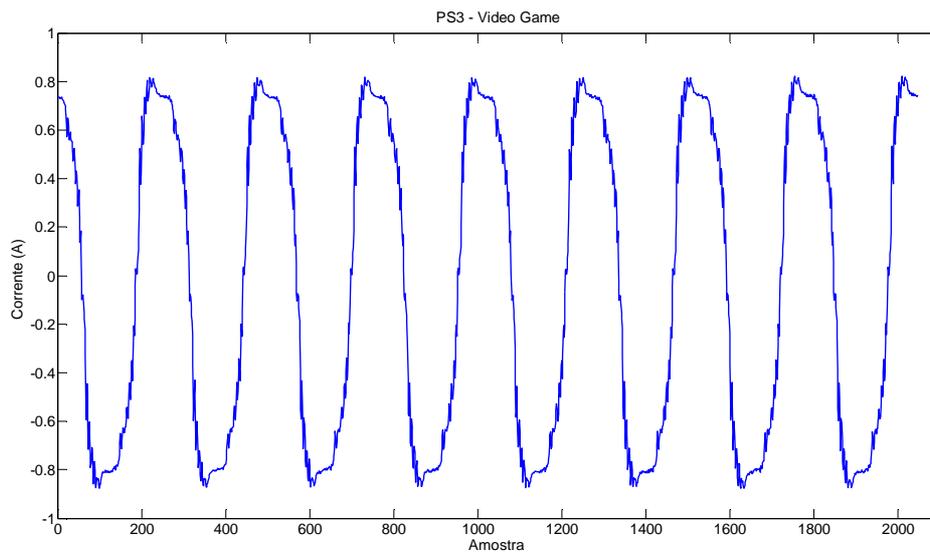


Figura 46: *PS3 Video Game*

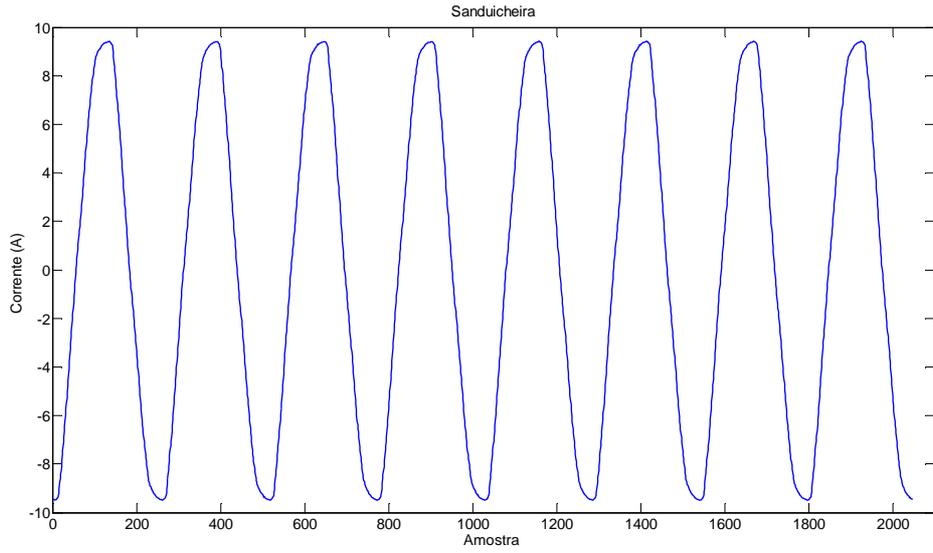


Figura 47: Sanduicheira

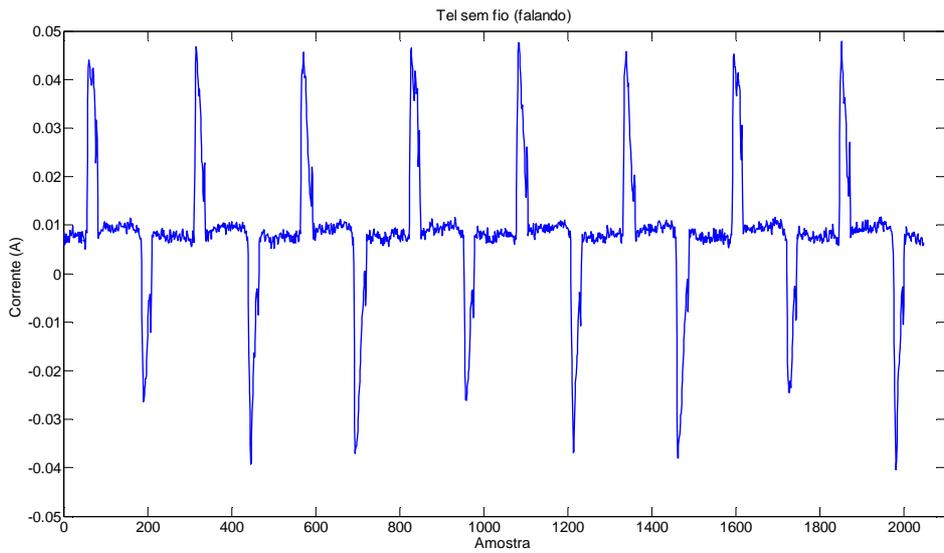


Figura 48: Telefone sem fio (em operação)

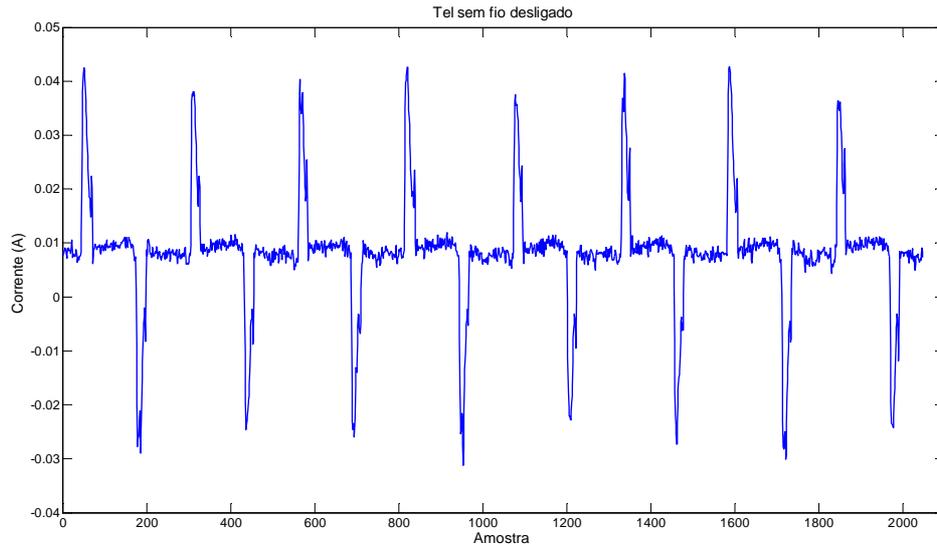


Figura 49: Telefone sem fio (na base)

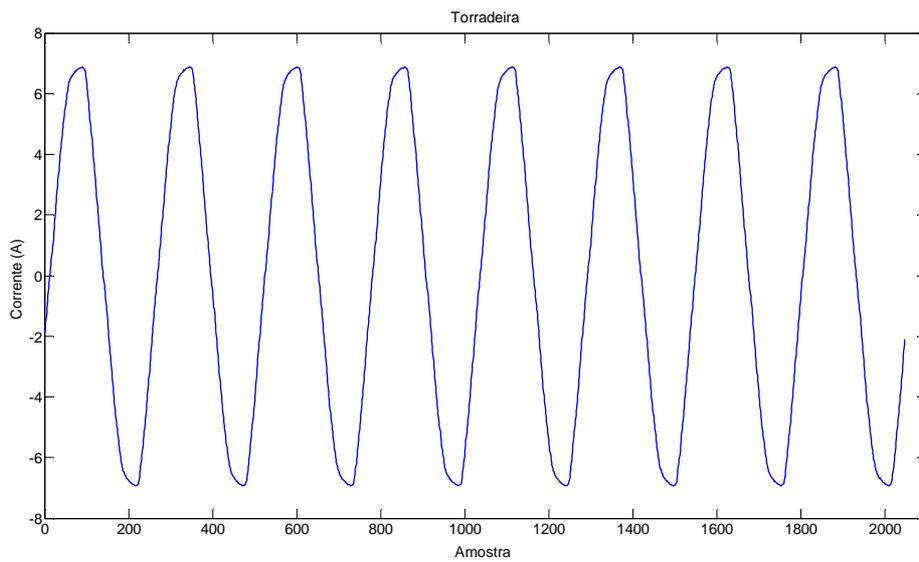


Figura 50: Torradeira

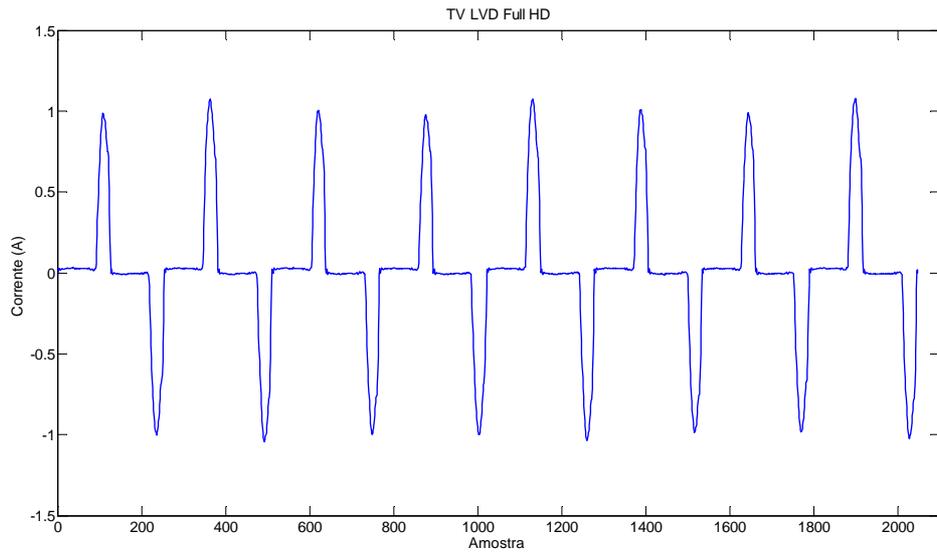


Figura 51: TV LCD

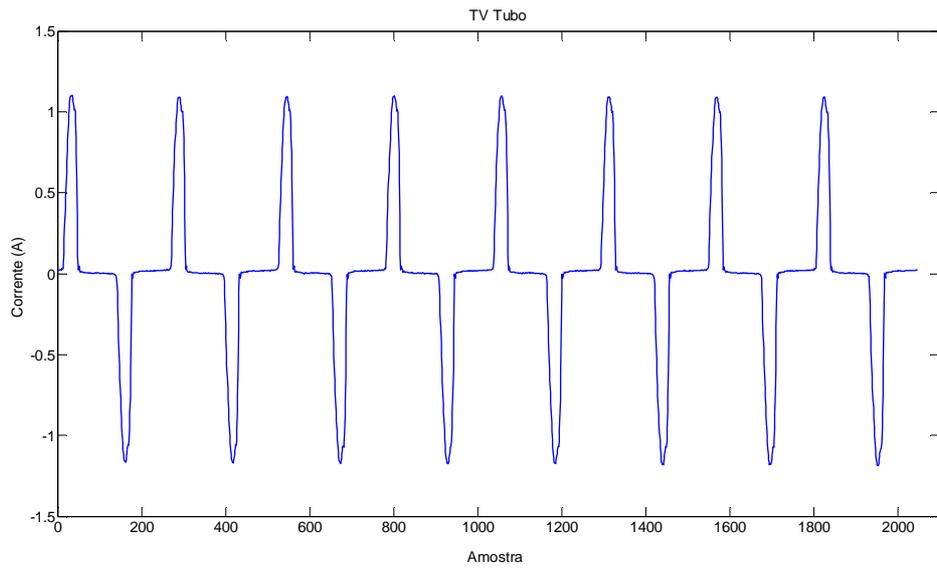


Figura 52: TV Tubo

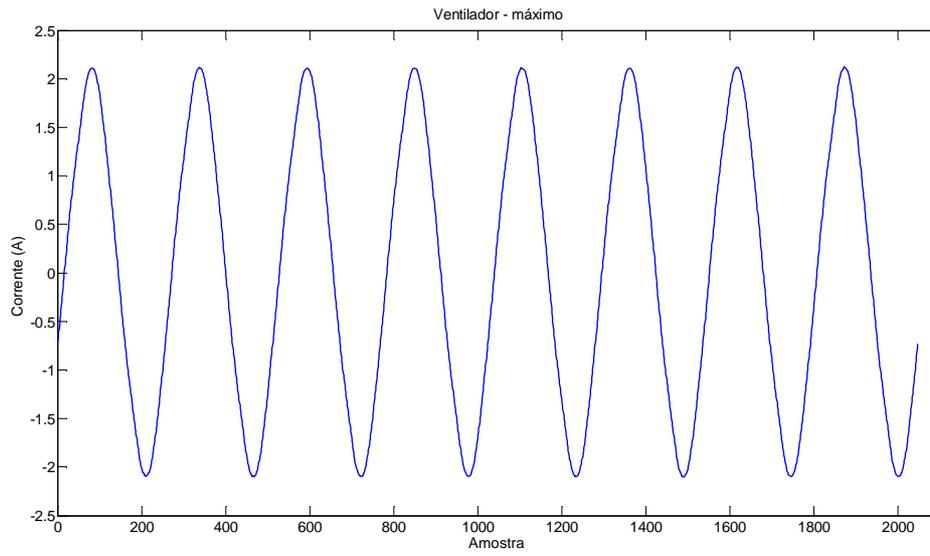


Figura 53: Ventilador - vel. máxima

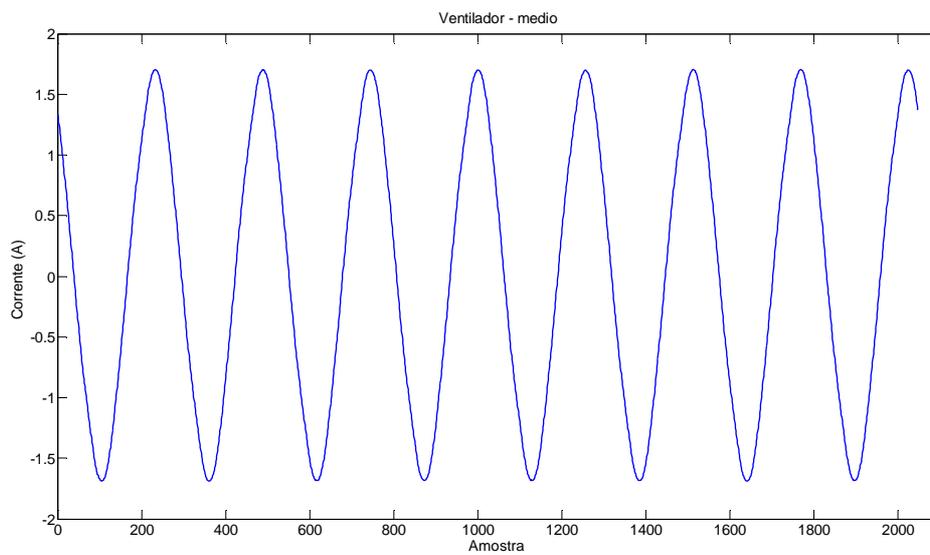


Figura 54: Ventilador - vel. média

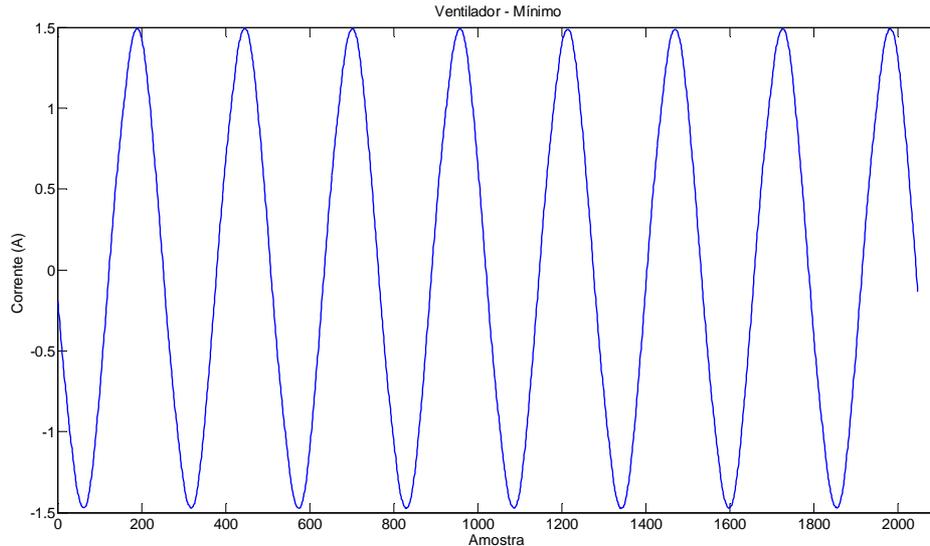


Figura 55: Ventilador - vel. mínima

3.3 Implementação computacional

A metodologia de classificação é baseada no conceito de árvore de decisão. As árvores de decisão tomam como entrada uma situação descrita por um conjunto de atributos e retorna uma decisão, que representa nesse caso o equipamento acionado ou desligado.

A árvore de decisão consiste na execução de uma sequência de testes aonde cada nó interno da árvore corresponde a um teste específico e os ramos destes nós simbolizam os resultados obtidos e tarefas a serem implementadas na camada seguinte. Basicamente, o problema é dividido em vários subproblemas mais simples e a cada etapa é aplicada uma estratégia para simplificar o problema até obter a solução esperada. O hardware funciona como um nó da árvore, pois identifica, preliminarmente, equipamentos com valores específicos de potência ativa e reativa.

Os dados adquiridos pelo medidor são enviados para o algoritmo de classificação a fim de rotular o equipamento acionado ou desligado. A Figura 56 ilustra a os dados de uma cafeteira adquiridos pelo medidor.

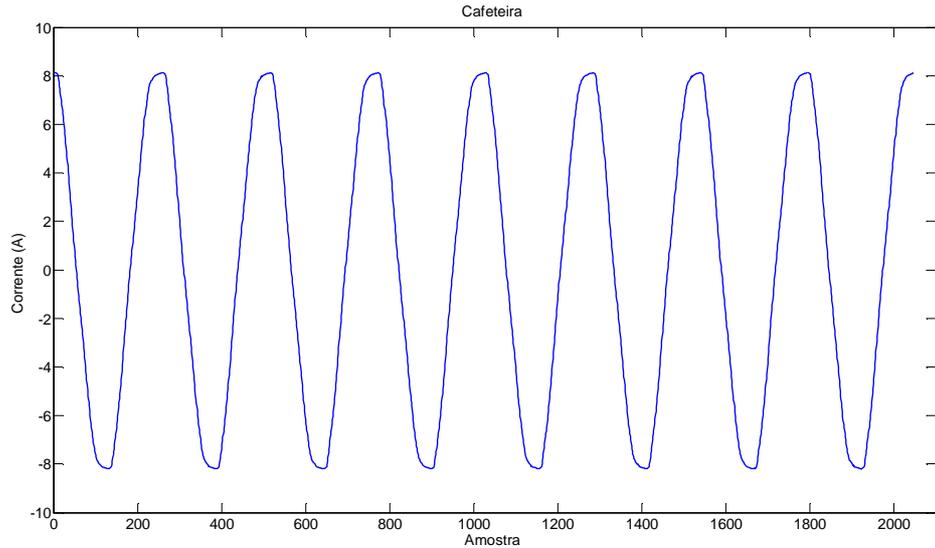


Figura 56: Forma de onda da corrente da cafeteira

A próxima etapa consiste em aplicar as técnicas de processamentos de sinais exploradas no capítulo 2 com o objetivo de extrair informações que permitam caracterizar a assinatura energética de cada equipamento residencial.

Primeiramente, após a aquisição dos dados por parte do medidor é utilizado a Transformada Hilbert (TH) nas medições adquiridas. O sinal analítico resultante possui a mesma frequência do sinal original, porém adquire uma informação de fase que é diretamente influenciada pela fase do sinal original. A Figura 57 e a Figura 58 ilustram o comportamento do sinal de corrente da cafeteira após a aplicação da TH.

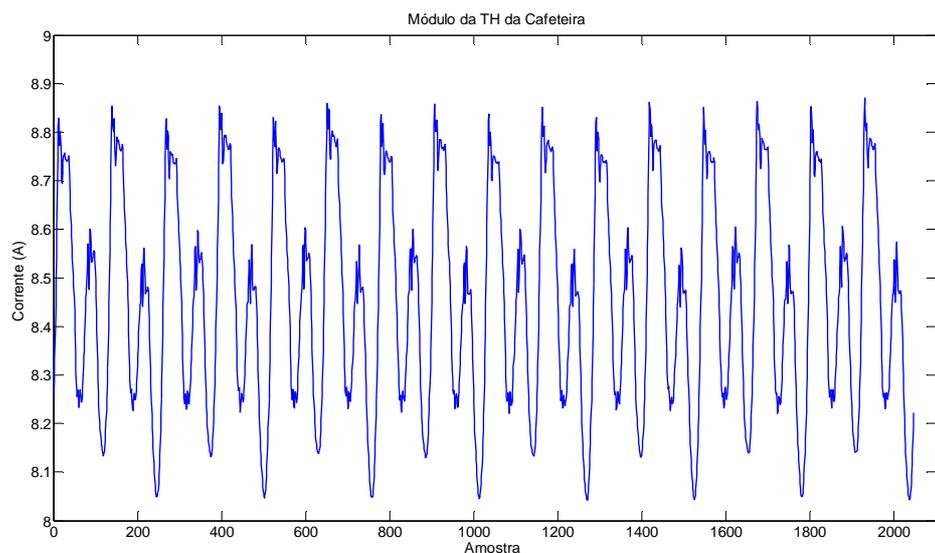


Figura 57: Módulo da TH da forma de onda da corrente da cafeteira

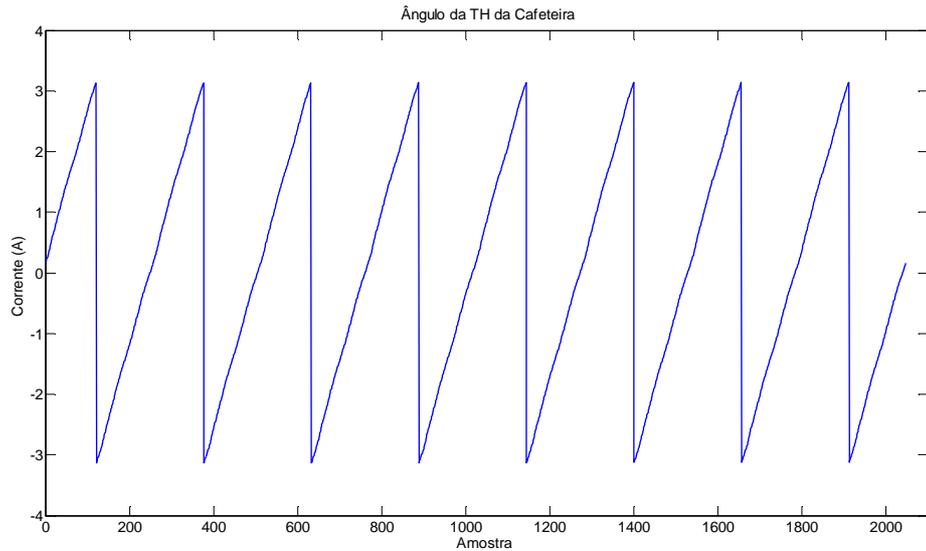


Figura 58: Ângulo da TH da forma de onda da corrente da cafeteira

Inicialmente, foi utilizado a Transformada Rápida de Fourier (FFT) para o tratamento inicial dos dados. Analogamente ao processo com a TH, era utilizado o módulo da FFT para realizar uma discriminação inicial entre as cargas. Contudo, conforme ilustrado na Figura 59 e na Figura 60, essa abordagem não apresentou uma distinção das cargas adequada para o problema de monitoração. Por outro lado, a TH, mantendo as características do sinal original mas com uma defasagem de 90° da parte imaginária, proporciona uma boa diferenciação das cargas, facilitando o processo de tomada de decisão por parte classificador.

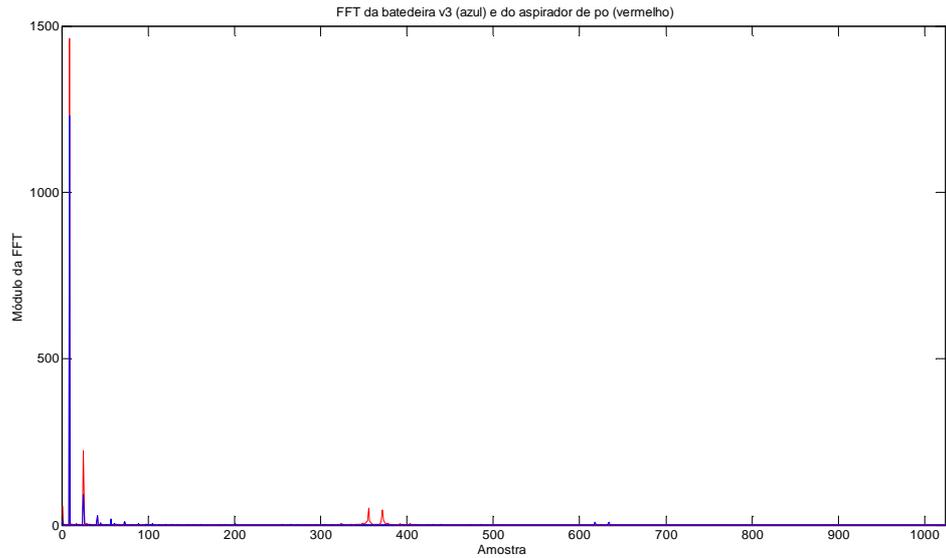


Figura 59: Módulo da FFT do aspirador de pó (vermelho) e módulo da FFT da bateadeira velocidade alta (azul)

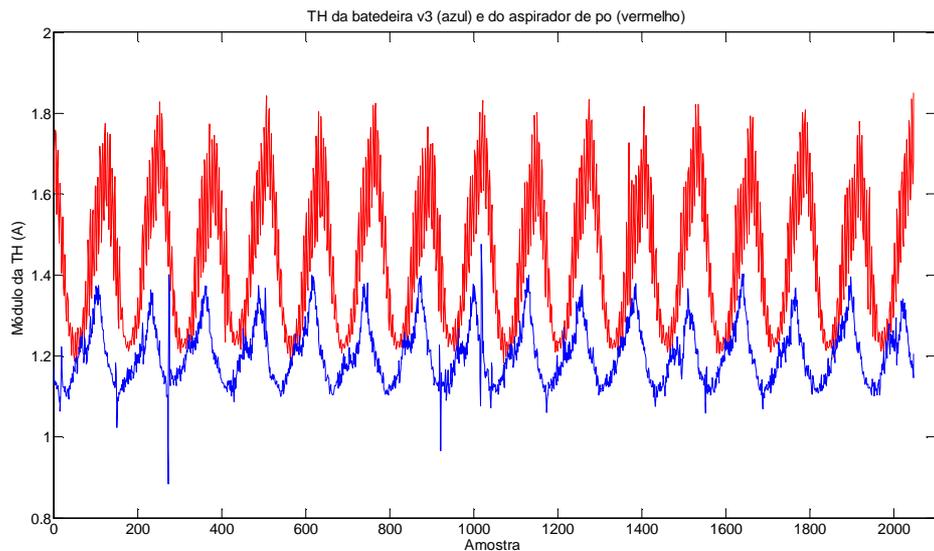


Figura 60: Módulo da TH do aspirador de pó (vermelho) e módulo da TH da bateadeira velocidade alta (azul)

A Transformada Wavelet (TW) é a segunda etapa no processamento dos dados. O resultado da TH, mais especificamente o módulo da TH, é utilizado como um sinal de entrada no qual é aplicado a Transformada Wavelet Estacionária (TWE). A TWE foi escolhida para decompor os sinais tratados pela TH porque ela é invariante no tempo, característica desejável para extração de assinaturas energéticas específicas dos equipamentos residenciais.

Conforme mencionado no capítulo 2, utilizar a TWE com a Análise em Multirresolução (AMR) permite decompor o sinal original em várias partes, ou seja, toda a informação original é diluída na quantidade de decomposições desejadas, possibilitando tratamentos distintos nas informações das bandas de alta e baixa frequência.

A escolha do nível da TWE, ou seja a quantidade de decomposições do sinal original, não é uma tarefa trivial. A aplicação de um nível baixo, como TWE nível 2 ou 3, não propicia uma discriminação adequada para os níveis de alta frequência (D2 e D3) enquanto que uma TWE de nível 7 ou 8 decompõe o sinal original em tantas partes que acaba gerando níveis com pouca informação relevante para o processo de caracterização das cargas. Empiricamente, foi adotado uma TWE de nível 5 por apresentar uma capacidade de discriminação satisfatória tanto nos níveis de baixa resolução quanto nos níveis de alta resolução.

Conforme mencionado no capítulo 2, o filtro utilizado neste trabalho é baseado na wavelet "mãe" db4 devido a capacidade de análise e a sua característica ortonormal. No capítulo 2, a Figura 5 ilustra a decomposição do sinal de corrente da cafeteira em cinco níveis de detalhe e um de aproximação.

Por último, é aplicado o método de Burg para estimação do espectro de potência em cada nível de detalhe e de aproximação da TWE. O objetivo do método de Burg é, utilizando o Método de Máxima Entropia (MME) explorado no capítulo 2 identificar o espectro de potência aplicando um filtro que suaviza a forma de onda oriunda da TWE.

Matematicamente, o método de Burg é equivalente a estimar os parâmetros do modelo Autorregressivo (AR), conforme demonstrado nos trabalhos [31], [39], [40], [41] e [42]. Analogamente à identificação do nível da TWE, determinar a ordem do modelo AR não é uma tarefa simples porque cada nível da TWE requer um tratamento específico. Inicialmente, foi adotado um modelo AR de ordem 6 para a modelagem de todos os níveis da TWE. Apesar de ser uma opção válida, aplicar o mesmo modelo AR para todos os níveis resulta em uma desvantagem ao processo de classificação de cargas. O objetivo de cada nível da TWE é explicitar, para uma determinada banda de frequência, as peculiaridades de cada assinatura energética. Portanto, é importante que o modelo AR capture da melhor forma possível as características inerentes de cada equipamento residencial.

Empiricamente, foi adotado um modelo AR de ordem 4 para os níveis de detalhe um e dois e para todos os outros níveis foram aplicados um modelo AR de ordem 2. Utilizar filtros de ordem superior a 4 nos níveis D1 e D2 implica na criação de picos espúrios oriundos de ruídos da TWE, o que não reflete o comportamento do sinal original, prejudicando a caracterização das cargas. Filtros de ordem 2, em contrapartida, tendem a simplificar demasiadamente o comportamento do sinal, descartando características importantes da discriminação de cargas em alta frequência.

Nos níveis de detalhe D3 a D5 e no de aproximação A5 foi aplicado um modelo AR de ordem 2, pois este foi o que apresentou os melhores resultados no tocante a discriminação de cargas. Modelos de ordem superior tendem a ser contaminados por ruídos da TWE. Na Figura 61 são apresentados os gráficos do método de Burg no sinal de corrente da cafeteira em cada nível da TWE.

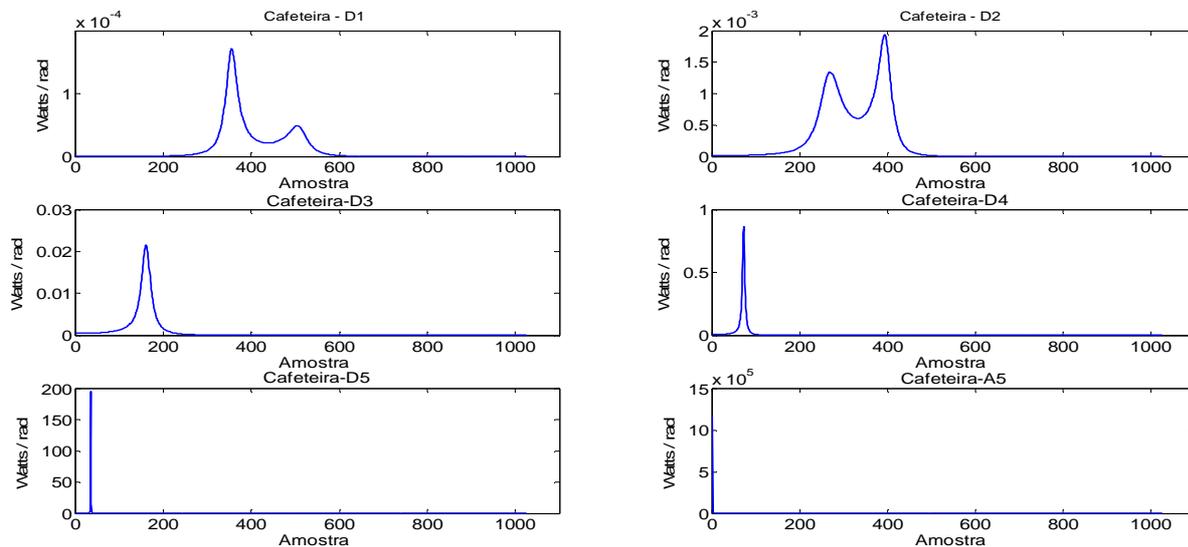


Figura 61: Método de Burg no sinal de corrente da cafeteira para cada nível da TWE

Uma alternativa ao método de Burg utilizado neste trabalho é a técnica de ajuste dos dados conhecida como *Vector Fitting* [47] e [48]. O método do *Vector Fitting* (VF) consiste em um modelo de ajuste vetorial no domínio da frequência através da aplicação de funções polinomiais racionais.

O VF utiliza a FFT para ajustar os dados obtidos pela TWE e cria polos específicos para cada equipamento. A Figura 62 apresenta o ajuste do sinal de corrente da cafeteira usando o método VF.

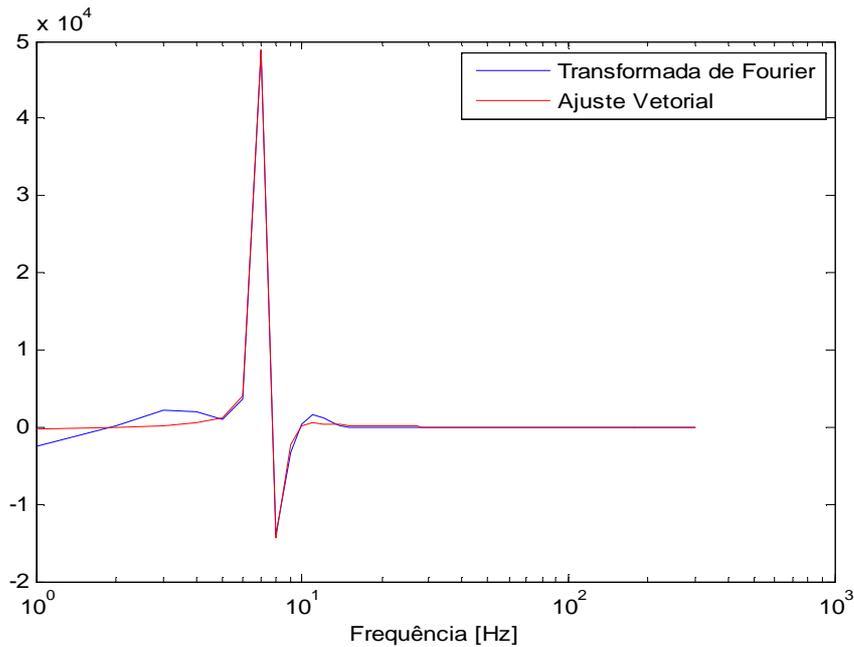


Figura 62: Ajuste feito por VF no nível de aproximação 5 da corrente da cafeteira

Acredita-se que as curvas no domínio da frequência obtidas para os níveis de detalhe e aproximação da TWE contenham informações suficientes para discriminar as cargas que compõe o banco de dados. Assim, para um equipamento desconhecido, pode-se comparar a curva em frequência do mesmo com as obtidas no dicionário de cargas. A dificuldade de uma comparação direta dessas curvas se dá no número de pontos a serem comparados. Mesmo numa comparação limitada aos picos de frequência, apesar de na curva da Figura 62 ter sido identificado apenas um pico para a cafeteira, existem equipamentos que possuem vários picos referentes aos harmônicos gerados. Conseqüentemente, fazer uma comparação ponto a ponto não seria possível na prática devido a tal variedade. Na verdade, a vantagem da aplicação do VF é a obtenção dos polos da curva de ajuste para cada equipamento, permitindo uma comparação direta por meio de distância Euclidiana, conforme apresentado na Figura 63.

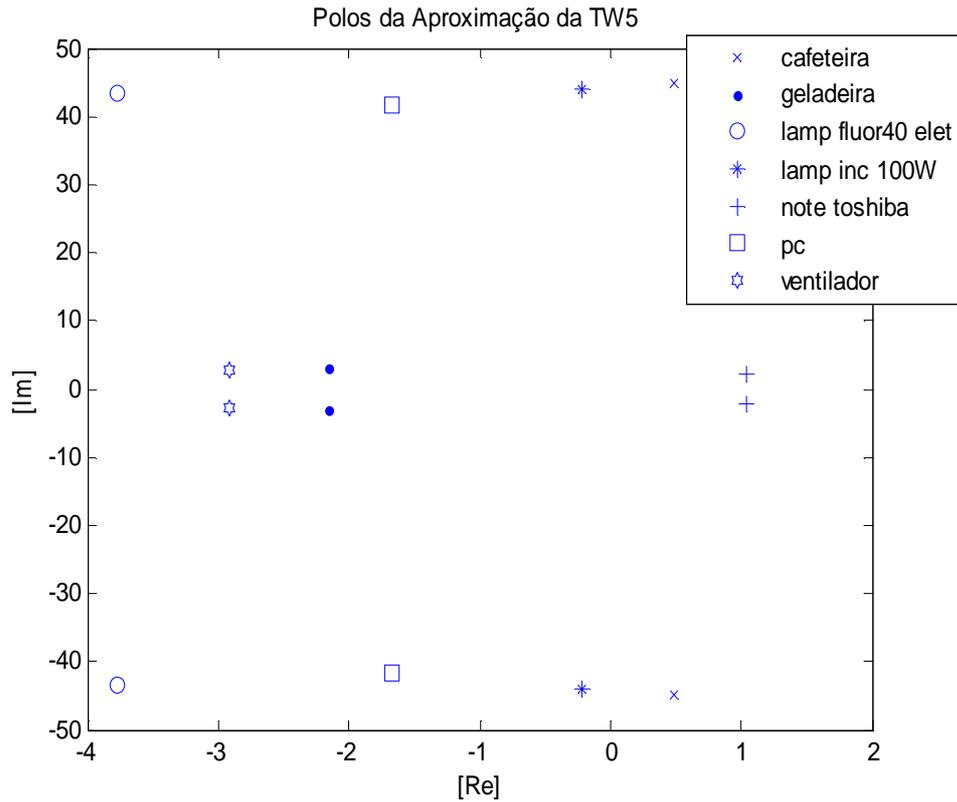


Figura 63: Polos encontrados no nível de aproximação da TW para uma gama de equipamentos

Contudo, o método se mostrou ineficaz para uma discriminação adequada dos níveis com bandas de frequências mais ruidosas, em especial nos níveis D1, D2 e D3 da TWE. A Figura 64 ilustra a dificuldade do VF em ajustar os dados de corrente da cafeteira no nível D3 da TWE.

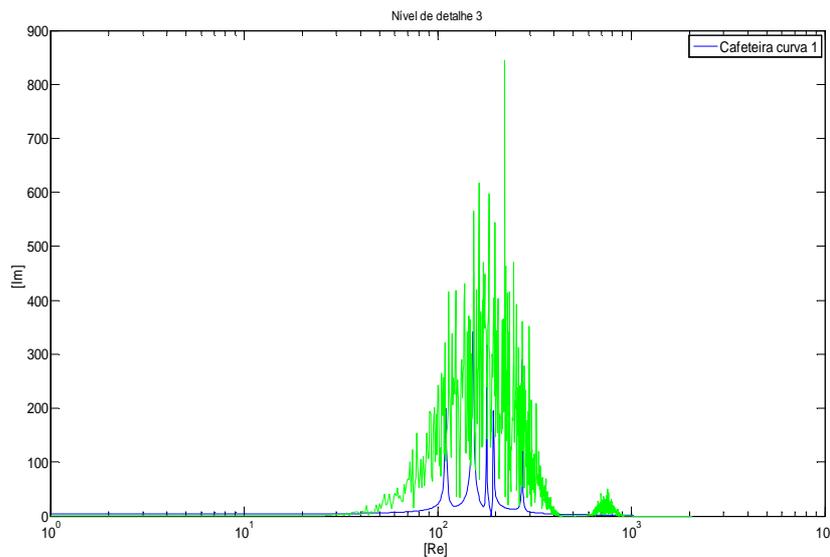


Figura 64: VF da TWE da cafeteira (verde) e ajuste pela FFT (azul) da mesma

Naturalmente, o fato de não caracterizar adequadamente os níveis de frequência com maior número de oscilações, gerando, em alguns casos, o descarte de 3 ou mais níveis da TWE que podem inferir uma classificação correta do equipamento, inviabiliza a adoção do modelo VF para identificação de cargas.

Por outro lado, o método de Burg se mostrou uma ferramenta robusta, pois proporciona uma taxa de classificação superior às obtidas na literatura, pois consegue absorver e sintetizar de maneira eficiente a vasta quantidade de informações contida em cada decomposição do sinal original por meio da TWE.

3.3.1 Classificação

A etapa a seguir consiste em analisar o espectro de máxima entropia obtido pelo método de Burg e inferir o rótulo do equipamento em questão.

A classificação é realizada por meio de *matching*, ou seja, através da comparação entre o espectro de máxima entropia do sinal medido com os espectros de máxima entropia existentes no banco de dados. Com base nessa comparação, o algoritmo realiza a identificação do equipamento acionado ou desligado.

A fim de facilitar o processo de comparação entre a medida adquirida e a existente no dicionário são utilizados os picos do método de Burg como os atributos necessário para a discriminação de cargas. Na Figura 65 é apresentado o método de Burg aplicado ao sinal de corrente de uma lâmpada fluorescente compacta de 25 W com os picos destacados pela seta vermelha.

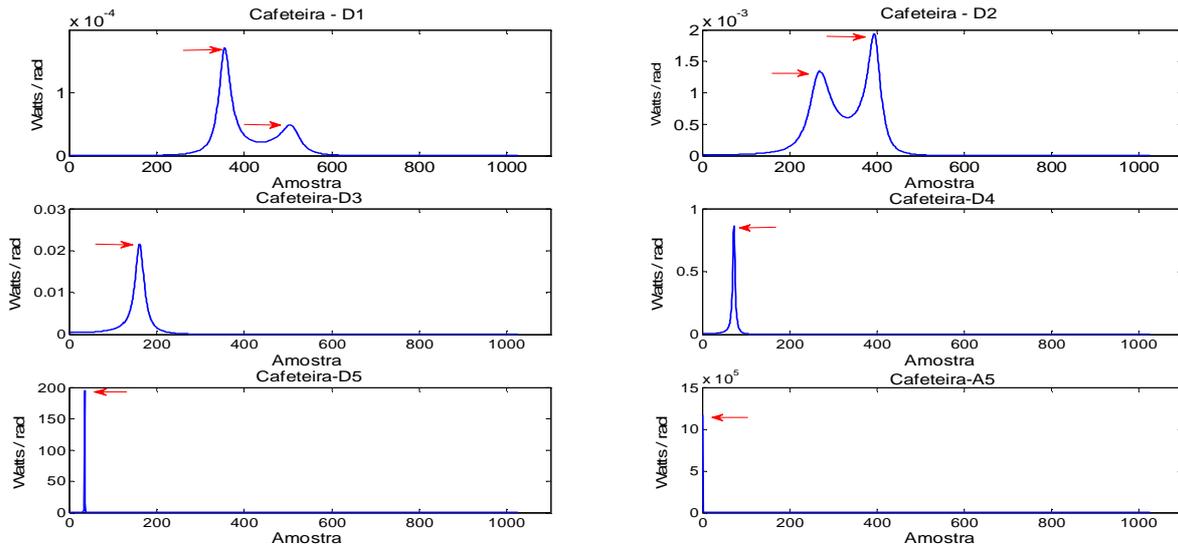


Figura 65: Picos no espectro via método de Burg para uma lâmpada fluorescente compacta de 25 W

Conforme ilustrado na Figura 65, os níveis D1 e D2 da TWE possuem dois picos, ao passo que os outros níveis possuem apenas um pico. A solução aplicada, para contornar o problema de comparação entre espectros de potência com quantidades de picos distintos, foi adotar, no último ponto do espectro de Burg, um pico "fictício" com amplitude nula.

De maneira similar a Figura 63, a medição adquirida é inserida no banco de dados contendo os picos de todos os equipamentos e a classificação é realizada através da técnica de vizinho mais próximo [49], ou seja, é calculada a distância quadrática entre a medida adquirida e a existente no banco de dados. A menor distância calculada representa o rótulo do equipamento medido.

A implementação da TWE robustece o processo de classificação, pois em cada nível é aplicado o método do vizinho mais próximo agregando um voto na classificação final. A identificação do equipamento se dá quando a maioria dos votos disponíveis apontam para o mesmo equipamento.

Naturalmente, com o intuito de não prejudicar a classificação são comparadas apenas situações semelhantes, ou seja, no cálculo do vizinho mais próximo do nível D1 da TWE é comparada a distância entre o nível de detalhe 1 da medida adquirida e o nível de detalhe 1 de cada equipamento existente no banco de dados. O mesmo procedimento é adotado em todos os outros níveis. Por esse motivo a criação do pico fictício viabiliza a solução do problema.

Outra característica relevante do processo de classificação é a estrutura formada em árvores de decisão. O problema de identificação de cargas residenciais é bastante complexo e sujeito a fatores externos que afetam o processo de classificação como transitório, acionamentos simultâneos e aparelhos com multiestágios de operação. Portanto, é importante segregar o problema em subproblemas menos complexos que o original para facilitar o processo de decisão.

Os equipamentos do banco de dados são divididos em grupos de acordo com o comportamento da corrente elétrica dos aparelhos no domínio do tempo. Inicialmente, o comportamento da fase da TH foi um bom parâmetro para determinar os grupos existentes na base de dados. Porém, com a melhora da aquisição de dados com a inserção da informação do Fator de Potência tornou-se possível criar a configuração dos grupos apresentados na Tabela 2.

Tabela 2: Grupos de equipamentos com assinaturas energéticas semelhantes

Bombeamento e Compressores	Motorizados
Bebedouro (acionando e em regime)	Batedeira (4 velocidades)
Geladeira (acionando e em regime)	Liquidificador (4 velocidades)
Ar Condicionado	Aspirador de Pó
Bomba	Espremedor de Laranja
Eletrônicos	Micro-ondas
Desktop (ligando e em regime)	Ventilador (3 velocidades)
Aparelho de Som	Resistivos
TV Tubo	Lâmpada Incandescente (40,60 e 100W)
DVD	Sanduicheira
TV LCD	Torradeira
Telefone sem Fio	Ferro de Passar
<i>Notebook</i>	Lâmpada Incandescente Dimmer
PS3 - <i>Video Game</i>	Cafeteira
	Chuveiro Elétrico
Lâmpadas Fluorescentes e LED	
Lâmpada T. Reator Eletromagnético (20 e 40W)	Lâmpada T. Reator Eletrônico (20 e 40W)
Lâmpada Fluorescente (15 e 25W)	Lâmpada LED

Finalmente, o processo de classificação é feito em duas etapas. Inicialmente, é calculado o vizinho mais próximo da medição adquirida com todas as medidas existentes no banco de dados. Contudo, nesse caso, a menor distância Euclidiana é utilizada para inferir o grupo ao qual pertence o equipamento [50]. No segundo estágio, de posse da informação de grupo de pertinência, é realizado um segundo processo para determinar o vizinho mais próximo envolvendo apenas os equipamentos pertencentes ao grupo identificado na primeira fase.

Resumidamente, a primeira etapa funciona para reduzir o espaço de busca, enquanto a segunda etapa consiste em determinar a classificação do equipamento residencial. A vantagem de dividir o processo classificatório em duas etapas é a facilidade de identificar e analisar o comportamento de determinada assinatura energética, pois mesmo que o equipamento seja identificado incorretamente o programa aponta para um *pool* de possíveis soluções.

3.4 Simulações

A fim de validar a metodologia proposta na seção 3.3, realiza-se simulações em 5 cenários distintos. Cada equipamento do banco de dados possui 9 medições distintas que caracterizam os mesmos. Todas as simulações realizadas consistem em eliminar uma linha do banco de dados e aplicá-la como uma medição "nova" para verificar a performance do classificador.

3.4.1 Dados

Os dados adquiridos pelo medidor são tensão e corrente instantânea portanto, é possível tratar uma quantidade razoável de grandezas elétricas tais como potência ativa, potência aparente, admitância e impedância, além da própria corrente.

Uma característica importante na aquisição dos dados é a quantidade de ciclos armazenados pelo *hardware* que são enviados para o algoritmo que os analisa. Empiricamente, foram adotados 8 ciclos completos de regime permanente, ou seja, 2048 amostras para cada evento elétrico que aconteça na residência, para uma taxa de amostragem de 13,6 kHz.

Infelizmente, com a metodologia utilizada, os dados de regime transitório não agregam valor no processo de discriminação das cargas, na verdade em muitos casos eles provocam confusão no processo classificatório. Por esse motivo adotou-se nesse trabalho apenas informações de regime permanente para a classificação dos equipamentos residenciais.

O *trigger* do medidor é acionado quando a variação de corrente medida ultrapassa o valor de 32 mA. Em seguida, o *hardware* espera um intervalo de tempo da ordem de 1,3 segundos a fim de eliminar o efeito do transitório para em seguida realizar a subtração entre o sinal resultante e o original antes do *trigger*. A diferença entre os dois sinais resulta no evento elétrico correspondente a entrada ou saída de um equipamento residencial.

O objetivo desse teste é alimentar o algoritmo com diferentes grandezas elétricas para descobrir em qual cenário o programa apresenta melhor performance, ou seja,

identificar quais parâmetros oferecem melhor capacidade de discriminação das cargas, segundo a metodologia proposta.

3.4.2 Módulo da TH e Angulo da TH

Conforme mencionado no capítulo 2, a TH transforma um sinal real em um sinal complexo defasado de 90° do sinal original. Portanto, é possível utilizar dois parâmetros na sequência de operação proposta no capítulo 3: o módulo ou o ângulo da TH. Nesse teste é utilizado o módulo e o ângulo da TH para identificar qual o melhor parâmetro para discriminação das cargas residenciais por parte do o classificador.

3.4.3 TH-TW e TW-TH

Nesse teste é alterada a sequência de operação de TH-TW para TW-TH para verificar a opção que fornece a maior taxa de acerto, ou seja, relação de equipamentos corretamente classificados por número de testes. Adicionalmente, o algoritmo também é alimentado com diferentes grandezas elétricas para verificar a melhor ordem de aplicação dos módulos de processamento.

3.4.4 Fator de Potência

O Fator de Potência (FP) é uma informação importante que permite a discriminação das cargas residenciais. Nesse teste é inserido no cálculo da distância para encontrar o vizinho mais próximo uma dimensão referente ao FP. Portanto, é adicionada ao banco de dados uma coluna com informações *a priori* sobre os valores de FP dos equipamentos catalogados, além dos picos do espectro de Burg.

Naturalmente, para executar este teste foram realizadas modificações no aparelho de aquisição dos dados para que o mesmo automaticamente determine o FP do evento elétrico.

O medidor determina o FP da seguinte maneira:

1. Aquisita os dados de corrente (I) e tensão (V) instantâneos
2. Realiza a média do produto de $V \cdot I$ para encontrar a potência ativa (P)

3. Realiza o somatório de V^2 e I^2 instantâneos
4. Calcula os valores rms de V^2 e I^2 com a raiz quadrada dos mesmos
5. A potência aparente (S) é determinada com o produto dos valores rms de V^2 e I^2
6. A potência reativa (Q) é encontrada com a raiz quadrada da diferença entre S^2 e P^2
7. Finalmente, o FP é calculado com o cosseno do arco tangente entre P e Q

A finalidade desse teste é descobrir se a inserção do FP agrega valor ao processo de discriminação das cargas residenciais promovido pelo classificador.

3.4.5 Importância dos níveis da TWE

Conforme explorado no capítulo 2, a TWE de nível 5 foi utilizada neste projeto para realizar as decomposições do sinal original. Portanto, cada sinal é dividido em 6 níveis (sendo 5 níveis de detalhes e 1 nível de aproximação) com ênfase em bandas de frequências distintas que se somadas retornam a condição original. Contudo, não necessariamente todas as bandas de frequência são significativas para o processo de identificação dos equipamentos, pois, eventualmente, a informação contida em um nível de detalhe pode estar presente em outro nível de detalhe ou estar relacionada a ruído de medição, não agregando informação útil para o processo de classificação.

O intuito deste teste é eliminar do sistema de votação níveis da TWE que não contribuam para o processo de identificação de cargas, ganhando velocidade de processamento no programa final.

3.5 Resultados

A seguir são apresentados os tópicos referentes a cada simulação executada bem como eventuais explicações acerca das soluções encontradas..

3.5.1 Dados

Nesse trabalho foram utilizadas 4 grandezas elétricas (potência ativa instantânea, impedância instantânea, admitância instantânea e corrente instantânea) como dados de entrada no classificador. Os resultados obtidos, segundo a cadeia de processamento exibida na Figura 66, são apresentados na Tabela 3.

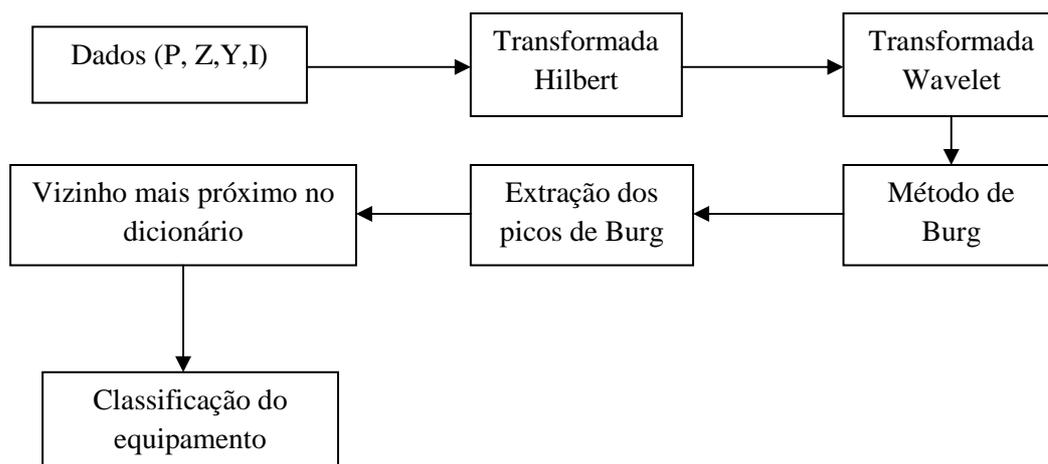


Figura 66: Sequencia de processamento dos dados

Tabela 3: Resultados obtidos no classificador com diferentes variáveis de entrada

Método	Acerto Grupo	Acerto individual
Corrente	99%	97%
Admitância	36,28%	17,24%
Potência	97,9%	95,7%

Os resultados exibidos na Tabela 3 foram obtidos considerando os equipamentos pré classificados e utilizando como dado de teste uma medida do banco de dados por vez. Na verdade, aplicar uma medida do dicionário no classificador consiste em eliminar uma das nove aquisições existentes para cada equipamento no banco de dados e utilizar a mesma como se fosse uma informação nova, ou seja, sem vínculo com as aquisições previamente adquiridas. Conseqüentemente, nesse processo de exclusão de uma medida por vez, o algoritmo realiza nove classificações por equipamento, robustecendo o processo de tomada de decisão pelo algoritmo.

A grandeza elétrica que obteve a melhor taxa de acerto foi a corrente instantânea com 99% na primeira camada e 97% na segunda camada. Curiosamente, a admitância instantânea não apresentou bons resultados, enquanto que a potência ativa instantânea

apresentou excelente resposta do classificador. Possivelmente, isto deve-se ao fato de que, em alguns casos, com o valor de tensão instantânea próximo de zero, foram geradas admitâncias elevadas que prejudicaram a atuação do classificador.

Infelizmente, não foi possível mensurar a taxa de acerto com a impedância instantânea devido a presença de valores infinitos que surgiram ao longo da cadeia de programação. Inicialmente, a divisão da tensão pela corrente apresentou, em alguns casos, impedâncias com valores infinitos em virtude do valor nulo da corrente instantânea em determinados intervalos de tempo. O *software* utilizado para as simulações não consegue executar o método de Burg com a "impedância instantânea" em virtude dos valores atípicos obtidos nas sequencias de operações anteriores.

3.5.2 Módulo da TH e Angulo da TH

Aplicando a TH nas grandezas elétricas Corrente, Admitância, Impedância e Potência Instantânea têm-se, considerando o ângulo da TH, os seguintes taxas de acerto do classificador:

Tabela 4: Resultados obtidos no classificador considerando o angulo da TH

Método	Acerto Grupo	Acerto individual
Corrente	83,22%	78%
Admitância	46,71%	27,21%
Potência	87,07 %	77,09%

Nota-se que, com exceção da Admitância Instantânea, todas as outras taxas de acerto são inferiores as encontradas na Tabela 3, que foi feita considerando o módulo da TH.

Na Figura 67 é ilustrado as diferenças entre o angulo da TH do aspirador de pó (vermelho) com o angulo da batedeira (azul). Nota-se que as diferenças entre os dois equipamentos não são acentuadas como na Figura 60, o que dificulta o processo de discriminação de cargas pelo classificador gerando uma queda na taxa de acerto do mesmo.

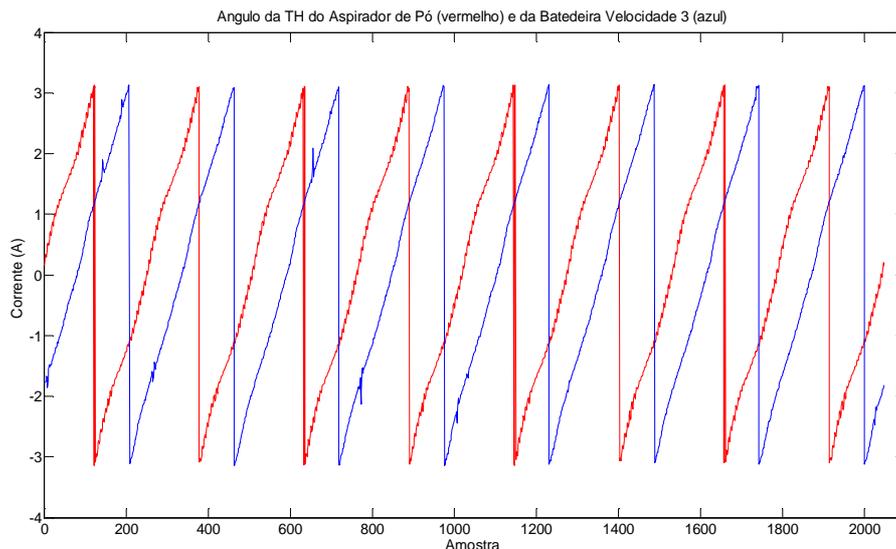


Figura 67: Angulo da TH do aspirador de pó (vermelho) e da batadeira na velocidade alta (azul)

3.5.3 TH-TW e TW-TH

A sequencia de operação exibida na Figura 66 não é necessariamente a que apresenta as melhor performance do classificador. Portanto, é importante identificar a sequencia de operação que implica em melhor performance do algoritmo de classificação.

Naturalmente, a única mudança possível na sequencia de operação é a inversão da ordem da TH com a TW. O método de Burg deve ser a última etapa em virtude da montagem do dicionário no domínio da frequência e do processo de *matching* realizado na classificação. A Figura 68 ilustra a mudança da ordem da TH com a TW na nova sequencia de operação, ao passo que na

Tabela 5 e na Tabela 6 são apresentadas as taxas de acerto obtidas em cada um dos 4 cenários analisados.

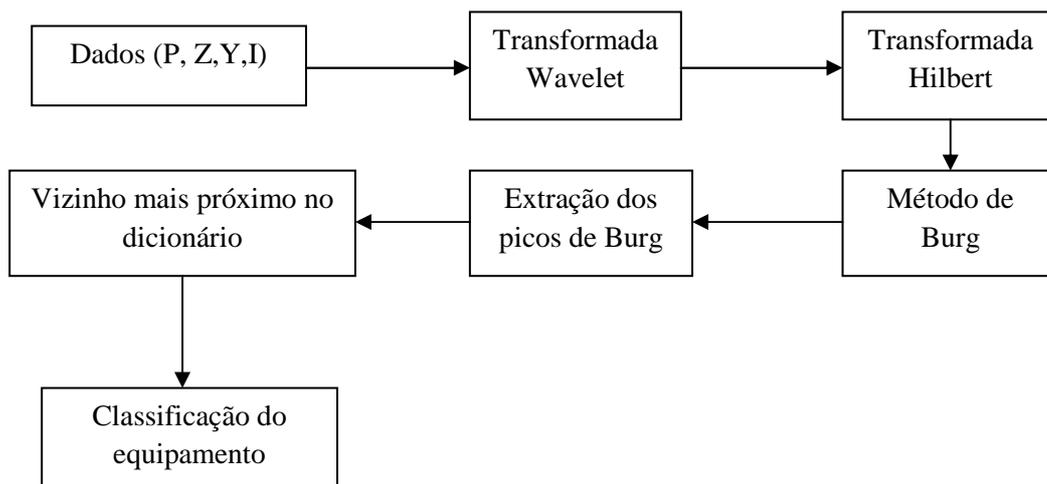


Figura 68: Nova sequencia de processamento com mudança na ordem da TH com a TW

Tabela 5: Taxa de acerto obtida com a seqüência de operação TW-TH (modulo)

Método	Acerto Grupo	Acerto individual
Corrente	97%	93%
Admitância	26,98%	9,52%
Potência	95,6%	92,7%

Tabela 6: : Taxa de acerto obtida com a seqüência de operação TW-TH (angulo)

Método	Acerto Grupo	Acerto individual
Corrente	72,56%	65,08%
Admitância	47,85%	27,89%
Potência	82,99%	77,55%

Mantendo todos os demais parâmetros inalterados, a simples mudança no processamento dos dados de TH-TW para TW-TH refletem em uma ligeira piora na performance do classificador.

O método da corrente instantânea apresenta a melhor taxa de acerto tanto para a primeira camada quanto para a segunda camada, a admitância instantânea continua apresentando os piores resultados e a potência instantânea, assim como a corrente instantânea, apresenta um bom resultado mas inferior ao obtido na sequencia de operação TH-TW.

Novamente, em virtude do valor nulo de corrente instantânea e, conseqüentemente, do valor elevado de impedância não foi possível determinar a real taxa de acerto que pode ser obtida com essa representação.

3.5.4 Fator de Potência

A ideia de aplicar o FP no processo de classificação ocorre em virtude do aperfeiçoamento de toda a estrutura de monitoração desenvolvida. O FP é uma ferramenta útil no processo de classificação, pois contém características únicas que permitem a discriminação das assinaturas energéticas residenciais. Uma lâmpada incandescente possui FP muito próximo a 1 enquanto que uma lâmpada LED possui FP da ordem de 0,34.

A fim de utilizar da melhor maneira possível a informação de FP foi inserida uma parcela no cálculo do vizinho mais próximo referente à diferença entre o FP contido no banco de dados com o obtido na medição em tempo real. Naturalmente, nesse teste foi expandido o banco de dados original de modo a conter as informações de FP dos equipamentos no dicionário de cargas.

A seguir, na Tabela 7, Tabela 8, Tabela 9 e Tabela 10 são apresentados os resultados obtidos com a inserção do FP no processo de discriminação de cargas.

Tabela 7: Taxa de acerto considerando o FP e utilizando a sequencia de operação TH (módulo)-TW

Método	Acerto Grupo	Acerto Individual
Corrente	99,77%	99,09%
Admitância	48,98%	20,40%
Potência	93,19%	85,71%

Tabela 8: Taxa de acerto considerando o FP e utilizando a sequencia de operação TW-TH (módulo)

Método	Acerto Grupo	Acerto Individual
Corrente	99%	98,4%
Admitância	47,39%	18,36%
Potência	89,34%	79,36%

Tabela 9: Taxa de acerto considerando o FP e utilizando a sequencia de operação TH (ângulo)-TW

Método	Acerto Grupo	Acerto Individual
Corrente	85,15%	80,23%
Admitância	49,8%	26,34%
Potência	90,1%	83,71%

Tabela 10: Taxa de acerto considerando o FP e utilizando a sequencia de operação TW -TH (angulo)

Método	Acerto Grupo	Acerto Individual
Corrente	74,8%	68,35%
Admitância	49,86%	29,48%
Potência	86,24%	80,25%

O classificador apresentou um comportamento inesperado com a inclusão do FP. O método da corrente continuou exibindo os melhores resultados tanto na sequência TH-TW quanto TW-TH. Conforme esperado, a taxa de acerto nesse cenário foi melhorada com a inclusão do FP.

O problema dos valores elevados de impedância, decorrentes da divisão da tensão por um valor nulo de corrente persistiram, inviabilizando a utilização da impedância como parâmetro de discriminação de cargas. Portanto, não é possível traçar uma avaliação segura a respeito desse critério.

A admitância instantânea obteve uma melhora significativa em ambas sequencias de operação, especialmente na identificação dos equipamentos na primeira camada, demonstrando que pequenas mudanças na estrutura do classificador podem alcançar um patamar melhor de identificação correta dos aparelhos residenciais considerando a admitância.

Contudo, a potência instantânea apresentou resultados ruins, tanto na primeira quanto na segunda camada, com a inclusão do FP. As taxas de acertos inferiores a representação original desestimulam a aplicação da potência instantânea juntamente com o FP para a discriminação das cargas.

3.5.5 Níveis da TWE

Conforme mencionado no capítulo 2, é importante verificar a taxa de acerto em cada nível da TWE para poder identificar eventuais níveis que possam ser eliminados, garantindo eficiência e velocidade nas inferências do classificador.

Nesse teste foram aplicados os dados de corrente instantânea para alimentar o classificador e a sequência de operação TH-TW, pois estes casos oferecem o maior percentual de acerto do programa. De forma análoga aos testes anteriores, foi utilizado um programa para simular as taxas de acerto e a medida de teste foi obtida excluindo uma linha de dados do dicionário e utilizando a mesma na entrada do classificador.

A Tabela 11 sintetiza os resultados alcançados.

Tabela 11: Taxa de Acerto por equipamento para cada nível da TWE

Nível da TWE	Taxa de Acerto
D1	87,98%
D2	93,19%
D3	85,94%
D4	86,84%
D5	84,35%
A5	71,88%

Com exceção do nível A5, todos os níveis da TWE apresentaram uma taxa de acerto dos equipamentos superior a 84%. A fim de simplificar e tornar mais eficiente a tomada de decisão do programa, alterou-se o processo de classificação de forma a considerar apenas os níveis D2, D3 e D4 da TWE para a classificação do aparelho residencial.

Contudo, a taxa de acerto alcançada com o aproveitamento de apenas 3 níveis da TWE foi da ordem de 94% na camada 2, resultado relativamente inferior ao apresentado na Tabela 3 e muito próximo da taxa de acerto encontrada apenas para o aproveitamento do nível D2 (93,19%). A diferença de 3% entre a taxa de acerto com aproveitamento de apenas 3 níveis e a taxa de acerto utilizando todos os níveis da TWE disponíveis corrobora a tese de que os níveis da TWE são complementares entre si, ou seja, a elevada taxa de acerto é fruto da combinação de todos os níveis.

3.6 Conclusão Parcial

A taxa de acerto é calculada através da relação entre medições identificadas corretamente sobre o total de medições realizadas. As simulações implementadas indicam que a metodologia proposta promove uma razoável discriminação das cargas residenciais analisadas a uma taxa de 99% de acerto. A melhor performance do classificador foi obtida utilizando a corrente instantânea como dado de entrada, o módulo do sinal analítico associado a TH, os 5 níveis de resolução da TW e com a inserção do FP no cálculo da distância Euclidiana.

De modo a facilitar a interpretação dos resultados, segue a tabela de confusão dos equipamentos analisados:

Tabela 12: Tabela de Confusão das Simulações

Equipamento	Resultado
Geladeira (medida1)	Bebedouro
Geladeira (medida 7)	Bebedouro
Ferro	Torradeira
Batedeira (medida 6)	Liquidificador
Batedeira (medida 4)	Liquidificador
Espremedor (medida 4)	Batedeira
Espremedor (medida 9)	Liquidificador
Ventilador	Batedeira
DVD	TV Tubo
TV Tubo	DVD
Torradeira	Ferro
Liquidificador	Batedeira
Lâmpada Tubular Reator Eletrônico	Lâmpada Fluorescente Compacta

Os equipamentos do banco de dados são representados, cada um, por 9 medidas distintas, sendo que, eventualmente, uma dessas medidas pode apresentar erros de classificação. Contudo, o modelo acertou na classificação final de todos os equipamentos analisados.

4 Testes de campo

Neste capítulo é apresentada as características do equipamento de aquisição de dados utilizado nessa dissertação. Em seguida, são realizados testes de campo com 3 cenários distintos a fim de estudar o comportamento do medidor frente a situações reais que ocorrem em uma residência. Por último, são exibidos os resultados encontrados em cada uma dessas situações.

4.1 Estrutura do equipamento de aquisição e manipulação dos dados

Este trabalho é fruto do programa de P&D da concessionária de energia elétrica Ampla na área de Medições Inteligentes. O escopo desta dissertação é explorar o programa de identificação de cargas desenvolvido para o programa de P&D da empresa. Contudo, com o intuito de esclarecer toda a cadeia de classificação, se faz necessária uma abordagem preliminar acerca do *hardware* que engloba o medidor.

Com uma taxa de amostragem de 256 amostras por ciclo, o *hardware* promove a aquisição dos dados de consumo da residência e realiza um pré processamento dos dados com o objetivo de facilitar a tarefa do classificador. O pré processamento dos dados por parte do *hardware* consiste em fornecer para o classificador dados compreendidos no intervalo de -1 a 1. O escalonamento dos dados entre -1 e 1 é feito de maneira trivial, com a divisão dos valores medidos pelo número de maior valor absoluto.

A contribuição mais significativa do *hardware* é o tratamento do agregado de cargas. Naturalmente, quanto mais cargas detectadas em um evento elétrico mais difícil se torna a tarefa de inferir rótulos para os equipamentos acionados. Portanto, para resolver este problema, o *hardware* trabalha com diferenças entre intervalos de tempo.

Quando a diferença nos sinais elétricos entre dois intervalos de tempo consecutivos é maior que um valor pré determinado então o *hardware* considera que ocorreu um evento elétrico (acionamento ou desligamento de um aparelho residencial) e fornece para o classificador a diferença entre estes dois intervalos. Desta forma, o classificador recebe apenas os dados do equipamento que efetivamente foi acionado ou

desligado, facilitando o trabalho do classificador e melhorando a performance do sistema como um todo.

Adicionalmente, o *hardware* realiza uma pré classificação de alguns equipamentos. Primeiramente, conforme sugerido nos trabalhos [9], [45] e [46], foi montado um dicionário de cargas com equipamentos presentes na maioria das residências dos clientes da concessionária. Consequentemente, toda a inferência do algoritmo de classificação é feita com base no dicionário de cargas montado *a priori*. A Tabela 1 contém todos os equipamentos cujas assinaturas energéticas foram adquiridas previamente:

Os equipamentos lâmpada incandescente, sanduicheira, torradeira, ferro de passar, ar condicionado, bomba, cafeteira, chuveiro elétrico e micro-ondas apresentam características peculiares nos planos ΔP e ΔQ (potências ativa e reativa, respectivamente). Conforme aplicado nos trabalhos [9], [10], [11], [18] e [19], no instante de aquisição dos dados o *hardware* computa as potências ativa e reativa do equipamento que ocasionou a variação. Caso os valores encontrados pelo *hardware* caíam em faixas pré determinadas de ΔP e ΔQ , então automaticamente é pulada a etapa de processamento dos dados no algoritmo de classificação e inferido o resultado acerca do equipamento acionado ou desligado.

4.2 Testes - descrição dos casos

Uma série de testes foram aplicadas ao classificador com o objetivo de verificar a eficiência e a confiabilidade do mesmo. Nesse capítulo são expostos os testes aplicados e informações adicionais acerca do processo de classificação.

Apesar do medidor ser uma ferramenta importante que previamente identifica os aparelhos residenciais com características típicas de potência ativa e reativa, nos testes não foi adotado esta opção, ou seja, todos os equipamentos do banco de dados são identificados pelo algoritmo de classificação. Além disso, foi considerado nos testes o acionamento de uma carga de cada vez. A finalidade desta abordagem é verificar o comportamento e a performance do algoritmo de classificação frente a situações cotidianas nas residências em geral.

Contudo, o medidor propriamente dito funciona com o sistema operacional Linux, com a linguagem de programação C++ e utilizando o programa Eclipse como IDE [51].

A seguir são apresentados os testes realizados no algoritmo de classificação dos equipamentos.

4.2.1 Teste com equipamentos similares mas de marcas diferentes

A ideia principal deste teste é avaliar a capacidade de generalização do algoritmo e verificar se equipamentos similares, mas com marcas diferentes, apresentam a mesma assinatura energética. Nesse teste foi aplicada toda a estrutura de classificação construída, ou seja, o hardware para aquisição dos dados e uma pré-classificação com respeito à potência ativa do aparelho residencial, bem como o *software* em linguagem c++.

As lâmpadas, em geral, foram corretamente identificadas no processo de classificação, mesmo utilizando duas ou três marcas distintas. As únicas exceções foram as lâmpadas fluorescentes de reator eletrônico e a lâmpada fluorescente compacta de 25 W, que provocaram erros em todos os testes com marcas diferentes da existente no dicionário.

Apesar de apresentar uma taxa de erro alta para marcas distintas, as lâmpadas tubulares de reator eletrônico adquiridas no mercado possuem comportamentos distintos entre si. Na Figura 69 é ilustrado o comportamento distinto de duas lâmpadas tubulares de 20 W de reator eletrônico, sendo a figura tracejada (azul) referente a uma marca existente no dicionário de cargas e a figura por linhas contínuas (vermelho) referente a uma outra marca. Nota-se claramente a diferença entre as duas medidas, o que justifica a identificação equivocada do classificador.

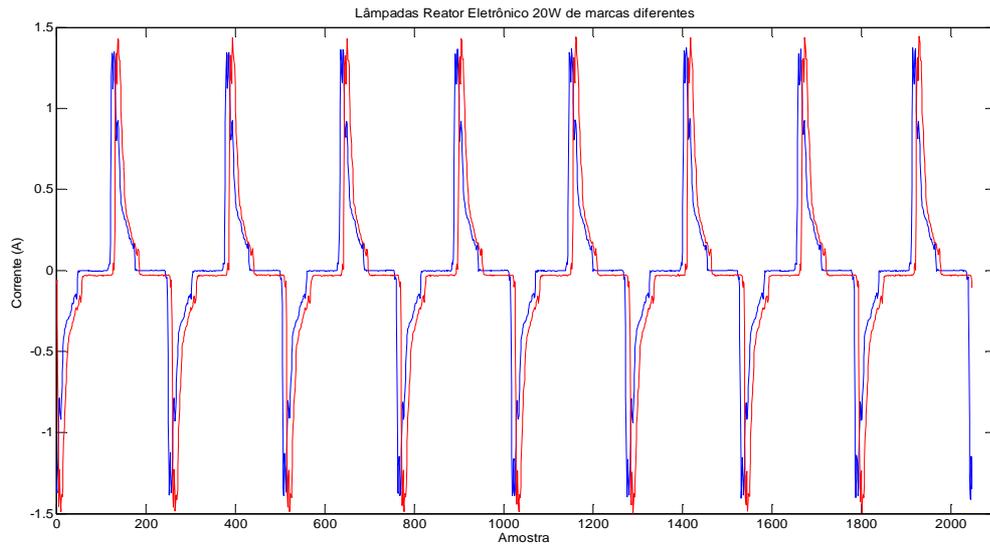


Figura 69: Gráfico da corrente de duas lâmpadas tubulares de reator eletrônico de 20 W de marcas distintas

No grupo dos eletrônicos foi possível avaliar a performance do classificador utilizando marcas distintas de aparelho de som e desktop. Conforme esperado, as marcas distintas não produziram assinaturas energéticas atípicas, portanto o classificador realizou a inferência correta nos dois casos.

O grupo dos resistivos possuem comportamentos particulares, como potência reativa zero, logo fator de potência unitário, e faixa de potência ativa típica para os seus equipamentos, o que facilita o processo de identificação dos mesmos. Não foram encontrados erros de classificação utilizando sanduicheira, cafeteira e torradeiras de marcas diferentes.

Infelizmente, nos grupos de bombeamento e compressores e motorizados, não foi possível realizar os testes de classificação para marcas diferentes em virtude da dificuldade de adquirir aparelhos de marcas distintas, em especial para os de alta potência como bomba, geladeira e bebedouro.

4.2.2 Teste com medidor e acionamento individual das cargas

Nesse teste foi utilizado novamente o medidor construído para verificar a performance do mesmo frente a situações cotidianas nas residências em geral. A diferença fundamental entre esta experiência e a anterior é o fato de que não é

considerado o agregado de cargas, ou seja, um equipamento é acionado e imediatamente é realizado a classificação do mesmo.

Novamente, foi utilizado a forma de onda da corrente, a sequência de operação TH-TW e o uso do FP nos experimentos. Adicionalmente, foram aplicados 10 testes de identificação de cargas para cada equipamento no banco de dados, sendo que a classificação final é dada quando mais de 5 testes apontam para o mesmo aparelho, caso contrário é relatado ao usuário que o equipamento não foi identificado.

A taxa de acerto obtida foi excelente: 99,7% na primeira camada e 88,8% na segunda camada. Apenas o *notebook* apresentou erro na primeira camada, enquanto que todos os equipamentos eletrônicos, com exceção da TV de LCD, aparelho de som e PS3, apresentaram erros na segunda camada.

O maior problema da TV de tubo é o aquecimento do tubo de raios catódicos que provoca distorções no comportamento da curva de corrente, dificultando a estimação do intervalo de tempo usado no medidor para aquisição dos dados em regime permanente.

O telefone sem fio, DVD, Desktop e *notebook* efetivamente erraram nas classificações da segunda camada. Contudo, no caso do *notebook*, foi identificado que os dados adquiridos pelo medidor foram corrompidos de alguma forma, pois em uma série de 10 medidas ocorreram 5 medições com valores atípicos de FP, potência ativa e reativa, por esse motivo foram descartadas do processo de classificação final.

O resultado obtido nesse experimento é relativamente diferente ao encontrado na Tabela 7. Provavelmente, o motivo dessa diferença é que as curvas que compõe o dicionário de cargas são muito parecidas entre si, já que são frutos de 9 aquisições seguidas por parte do medidor. Portanto, ao eliminar uma curva e comparar com 8 quase idênticas, é natural que o classificador sempre acerte. Em contrapartida, ao comparar com um sistema "real", ou seja, com acionamentos aleatórios ao longo do dia é normal que existam diferenças entre cada medida e que as mesmas não sejam reconhecíveis pelo programa.

A alta taxa de acerto obtida nessa teste corrobora a tese de que o transitório dos equipamentos motorizados com mais de um modo de operação dificultaram a classificação dos mesmos no teste considerando agregado de carga. No teste individual, considerando um intervalo de tempo seguro para descartar a influência do transitório de

cada aparelho, não foi apresentado qualquer problema na identificação do ventilador, bateadeira ou liquidificador.

4.2.3 Teste com agregado de cargas

Esse teste visa aplicar o sistema de monitoração de cargas residenciais em um ambiente próximo da realidade de consumo das pessoas. Em testes anteriores, o medidor foi inserido para fazer a monitoração do padrão de consumo da residência, sem considerar cargas acionadas previamente ao seu acionamento.

A fim de simular um agregado de carga é acionado previamente um aparelho. Em seguida, conecta-se o equipamento no medidor e aciona-se uma segunda carga que é identificada pelo *software* embutido no classificador. A importância deste teste é verificar a influencia do agregado de carga no acionamento de um equipamento, bem como mensurar o intervalo de tempo necessário para a aquisição das cargas no medidor.

Em virtude do número de equipamentos existentes no dicionário, a combinação de cargas dois a dois é muito grande (900 opções). Portanto, optou-se pelo seguinte procedimento: aciona-se uma lâmpada incandescente de 100 W em uma barra de cargas, em seguida conecta-se o medidor a mesma barra e por último aciona-se uma segunda carga que deve ser identificada pelo classificador. O fato de escolher a lâmpada de 100 W ou qualquer outro aparelho como carga inicial não influencia no classificador, uma vez que o processo de identificação de cargas é feito com o valor da subtração da corrente em dois instantes de tempo. Na prática, o classificador "ignora" as cargas que eventualmente foram acionadas e identifica apenas o último aparelho que entrou em funcionamento.

Adotou-se como parâmetros de teste a forma de onda da corrente dos equipamentos, a sequencia de operação TH-TW e o uso do FP no cálculo do vizinho mais próximo, pois esse cenário apresentou a maior taxa de acerto nas simulações anteriores.

No grupo das lâmpadas fluorescentes e no grupo dos resistivos, todos os aparelhos foram identificados corretamente com exceção do chuveiro que não pode ser testado devido a dificuldade de transporte do mesmo para a área onde os testes foram realizados.

No grupo dos eletrônicos só foi possível testar o aparelho de som cujo resultado foi animador: acerto em todos os testes, inclusive com aparelhos de marcas diferentes do existente no dicionário.

Contudo, o grupo dos motorizados apresentou muitos problemas. Com exceção do aspirador de pó, micro-ondas e espremedor de laranja, todos os outros equipamentos apresentaram inferências incorretas, inclusive na votação por grupo. Provavelmente, o intervalo de tempo fixo que o medidor usa para pular o efeito do transitório do acionamento elétrico seja curto para o grupo dos motorizados, contaminando o sinal em regime permanente. O maior problema deste grupo está relacionado com os equipamentos com multiestágios de operação como batedeira, liquidificador e ventilador, pois cada modo de velocidade destes aparelhos apresenta uma curva com características muito específicas, dificultando o processo de aquisição dos dados em regime permanente.

Assim como o chuveiro elétrico, os equipamentos do grupo de bombeamento e compressores não pode ser analisado devido a dificuldade de transporte dos mesmos para o local de teste.

4.3 Discussão dos resultados

Os equipamentos similares de marcas diferentes utilizados nessa dissertação são especificados na Tabela 13.

Tabela 13: Quantidade de equipamentos de marcas diferentes

Equipamento	Marcas Similares
Lâmpada Incandescente	3
Lâmpada Fluorescente	2
Lâmpada Tubular Reator Eletromag.	2
Lâmpada Tubular Reator Eletrônico	3
Lâmpada LED	2
Aparelho de Som	3
Desktop	2
Sanduicheira	3
Cafeteira	3
Torradeira	2

No teste com acionamento individual das cargas foi possível traçar a taxa de acerto considerando todos os equipamentos do banco de dados. Com o intuito de facilitar a visualização dos erros do classificador foi elaborado a tabela de confusão dos aparelhos analisados, conforme apresentado na Tabela 14.

Tabela 14: Tabela de Confusão do teste de acionamento individual das cargas

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

5 Conclusões

No último capítulo são realizadas as considerações finais sobre o projeto. As aplicações do trabalho desenvolvido são apresentados bem como os eventuais trabalhos futuros necessários para o aprimoramento do modelo proposto.

5.1 Principais conclusões

A metodologia de identificação de cargas residenciais proposta nos capítulos anteriores é bastante promissora com aplicações em diversas áreas, tais como tomada de decisão, análise de dados e medição inteligente (*smart metering*).

Adicionalmente, o sistema desenvolvido possibilita às concessionárias de energia elétrica e aos consumidores residenciais uma gama de serviços inovadores que são indisponíveis no modelo atual. As ramificações deste projeto dão origem a várias aplicações práticas no mercado de energia elétrica, dentre as quais destaca-se:

- Desagregação da conta de luz - Medições de cargas individuais são baseadas em medições diretas ao invés de estimativas
- Tarifa em tempo real - O melhor serviço disponível para concessionária. Ao invés de aplicar uma tarifa constante para qualquer hora do dia é possível empregar preços diferenciados de acordo com a hora do dia.
- Discriminação da conta de luz - As reclamações do cliente a respeito do consumo de energia podem ser explicadas apontando equipamentos e hábitos do mesmo responsáveis pelo valor da fatura.
- Diagnóstico de Carga - Com a permissão do consumidor, a concessionária pode informar ao cliente eventuais equipamentos que estejam com rendimento abaixo do desejado ou com um consumo de energia acima do tolerável.
- Melhora nos agentes regulatórios - A metodologia proposta pode auxiliar os agentes regulatórios a produzir fiscalização mais adequada e melhores políticas no setor de energia elétrica.
- Aperfeiçoamento da indústria de equipamentos - A indústria que produz equipamentos eletrodomésticos em geral, geladeiras e outros produtos residenciais também são beneficiadas. O modelo desenvolvido melhora a

previsão de demanda do mercado, o que favorece a construção de produtos mais eficientes por parte da indústria.

- Monitoramento de áreas críticas - O modelo concede a concessionária uma ferramenta adicional no tocante a monitoração de áreas críticas para empresa, de modo a fornecer de maneira detalhada informações que facilitem a tomada de decisão da empresa.
- Serviços para o consumidor - O modelo proposto favorece a redução de custos para o consumidor final e promove melhora na qualidade e na confiabilidade da energia transmitida pela concessionária.

Além dos itens citados acima, o modelo desenvolvido favorece a inovação na área de distribuição de energia elétrica. Com base nas informações geradas por essa metodologia, uma gama de serviços podem ser desenvolvidas para o consumidor como por exemplo melhores auditorias em prédios e residências e serviços personalizados para os consumidores.

A estrutura desenvolvida para monitorar as cargas elétricas residenciais é simples e fácil de ser aplicada. Adicionalmente, os resultados obtidos foram superiores aos encontrados na literatura atual considerada o estado da arte. Contudo, o modelo não dispensa os trabalhos anteriores, na verdade representa uma nova abordagem ao problema de monitoração de cargas.

5.2 Propostas de trabalhos futuros

Os modelos de monitoração de cargas descritos no capítulo 1 podem ser usados para aperfeiçoar o sistema desenvolvido no presente trabalho. Por exemplo, utilizando as ideias dos modelos [15] e [16] é possível explorar os harmônicos gerados pelos equipamentos residenciais a fim de validar o resultado encontrado no medidor ou para identificar os equipamentos dos grupos dos eletrônicos, notadamente os aparelhos que geram mais dificuldades na classificação individual.

Apesar de ter alcançado resultados expressivos, a metodologia construída não está isenta de limitações. O maior problema do modelo é a falta de aprendizado no dicionário de cargas porque, com o passar dos anos, é obrigatório sempre atualizá-lo para contemplar equipamentos novos ou excluir aparelhos que estejam em desuso.

Os últimos 3 testes do capítulo 3 (Teste com equipamentos de marcas diferentes, Teste de acionamento individual e Teste com agregado de cargas, respectivamente) utilizaram o aparelho de aquisição de dados desenvolvido para o projeto de P&D da Ampla. Nesses 3 testes foram adquiridas 10 medições para cada equipamento e, conseqüentemente, realizados 10 classificações por aparelho. O intuito destas medições é robustecer o processo de classificação, entretanto todos os eventos elétricos realizados dentro de um intervalo de 1,3 segundos não são analisados pelo medidor em virtude do processamento das medições do evento anterior.

Na prática, para o medidor aquisitar 10 medições por aparelho são necessários 80 ciclos (8 ciclos x 10 medições) de corrente elétrica do equipamento. Contudo, a fim de eliminar o efeito do transitório proveniente do acionamento do equipamento, são coletados 160 ciclos para, em seguida, eliminar os 80 primeiros ciclos. Nessa operação de aquisição e descarte dos dados são perdidos 1,3 segundos, tempo este em que o programa não monitora qualquer carga que entre ou saia de operação. Uma alternativa para a redução desse "tempo de espera" é diminuir a quantidade de aquisições do medidor de 10 para 5, reduzindo o "tempo de espera" a um intervalo de 0,65 segundos, porém as custas da robustez do programa.

Outro problema que requer uma investigação mais profunda é a alteração significativa dos valores de FP, potência ativa e corrente instantânea entre uma medição e outra do *notebook*. Naturalmente, é imperativo descobrir o motivo dessas variações e corrigi-lo para que o problema não seja propagado quando o programa estiver executando em tempo-real.

O grupo dos eletrônicos foi o único que não apresentou uma resposta excelente no que diz respeito a classificação individual. O fato de a maioria dos equipamentos possuir fontes chaveadas, FP próximos entre si e curvas de corrente similares dificulta a discriminação dessas cargas pelo classificador.

Por outro lado, existe uma vasta quantidade de melhorias que podem ser empregadas no processo de classificação. No grupo dos eletrônicos é possível acrescentar mais um ramo na estrutura de classificação. Quando o programa identifica o grupo eletrônico ele pode verificar a potência consumida pelo aparelho e assim inferir a classificação baseada no equipamento do grupo eletrônico que possui uma faixa de potência correspondente ao medido, ou seja, nesse caso é possível separar, no mínimo, telefone sem fio de *notebook* por exemplo.

Outra opção é buscar um atributo que favoreça a discriminação das cargas do grupo eletrônico, tal como o FP para os outros grupos. A princípio, pode-se usar a potência reativa dos mesmos ou aplicar filtros AR do Burg de ordem mais elevadas nos níveis D3, D4, D5 e A5 para forçar a criação de um segundo pico que talvez propicie uma discriminação melhor das cargas.

Apesar de raro, os empates podem ocorrer no processo de votação para inferir a classificação da medida adquirida. Duas situações podem ocorrer: empate na primeira camada para determinar a qual grupo uma medida pertence ou empate na segunda camada para determinar qual equipamento está sendo analisado.

Na primeira camada, em caso de empate, é possível fazer uma votação maior para identificar o equipamento acionado ou desligado, considerando todos os aparelhos dos grupos que receberam a mesma quantidade de votos. Por exemplo, caso ocorra um empate entre o grupo eletrônicos e lâmpada fluorescente então a votação na segunda camada teria todos os equipamentos dos dois grupos, sendo selecionado na camada o equipamento que recebesse mais votos.

O empate nos votos da segunda camada é mais problemático. Nessa situação, não existe muitas alternativas disponíveis sendo que a melhor opção é dizer ao usuário que o equipamento não pode ser identificado, somente é possível determinar o grupo ao qual determinada medida pertence.

O conhecimento sobre assinaturas energéticas é a base para a teoria de monitoração de cargas; esse tipo de estudo é importante para consumidores, reguladores, indústria e concessionárias, pois todos se beneficiam dessa informação. Acredita-se que a metodologia proposta tenha dado uma contribuição significativa nesse processo de monitoração e discriminação de cargas elétricas.

Referências Bibliográficas

- [1] ANEEL - <http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=82> , acessado em 2012
- [2] BIAN, X., ABOWD, G.D., REHG, J.M: "Using sound Source Localization in a Home Environment". In: *Proc of the International Conference on Pervasive Computing (2005)*
- [3] CHEN, J., KAM, A.H., ZHANG, J., LIU, N.,SHUE,L.: "Bathroom Activity Monitoring Based on Sound". In: *Gellersen, H.-W., Want, R, Schmidt, A. (eds) Pervasive 2005*. LNCS, vol.3468, pp.47-61. Springer, Heidelberg (2005)
- [4] KOILE, K., TOLLMAR, K., DEMIRDJAN, D., HOWARD, S., TREVOR, D.: "Activity Zones for Context-Aware Computing". In: *Dey, A.K, Shmidt, A., McCarthy, F.F. (eds) Ubicomp 2003*. LNCS, vol. 2864, Springer, Heidelberg (2003).
- [5] TAPIA, E.M., INTILLE, S.S., LARSON, K.: "Activity recognition in home setting using simple and ubiquitous sensors". In: *Ferscha, A., Mattern, F. (eds.) Pervasive 2004*. LNCS, vol.3001,pp.158-175.Springer, Heidberg (2004).
- [6] TAPIA, E.M., INTILLE, S.S., LOPEZ, L., LARSON, K.: "The design of a portable kit of a portable kit of wireless sensors for naturalistic data collection". In: *Fishkin, K., Schiele, B., Nixon, P., Quigley, A.(eds.) Pervasive 2006*. LNCS, vol.3968, pp.117-134. Springer, Heidelberg (2006)
- [7] FOGARTY, J., AU, C., HUDSON, S.E: "Sensing from the Basement: A Feasibility Study of Unobtrusive and Low-Cost Home Activity Recognition." In: *The Proc of ACM Symposium on User Interface Software Technology (UIST 2006)*, ACM Press, New York (2006)
- [8] PATEL, S.N, TRUONG, K.N., ABOWD, G.D.: "Power Line Positioning: A practical Sub-Rom-Level Indoor Location System for Domestic Use". In: *The Proceedings of Ubicomp(2006)*
- [9] G.W.HART, "Nonintrusive Appliance Load Monitoring" Proc. IEEE, vol.80, no.12, pp.1870-1891, 1992.
- [10] MAHMOOD AKBAR, DR. ZUBAIR AHMAD, "Modified Nonintrusive Appliance Load Monitoring For Nonlinear Devices" Proc. IEEE, 2007
- [11] DRENKER, .S, AB KADER, "Nonintrusive Monitoring of Electric Loads" Proc. IEEE Trans. in Computer Applications in Power, vol. 8, pp.47-51, 1999

- [12] W. K. LEE, G. S. K. FUNG, H. Y. LAM, F. H. Y. CHAN, MARK LUCENTE.: "Exploration on Load Signatures". *International Conference on Electrical Engineering(ICEE)*,1-5, Japan, 2004.
- [13] KOSUKE SUZUKI, SHINKICHI INAGAKI, TATSUYA SUZUKI, HISHAIDE NAKAMURA, KOICHI ITO.: "Nonintrusive appliance Load monitoring Based on Integer Programming". *SICE Annual conference*, 2742-2747, Japan, 2008.
- [14] LEUNG S.K., KENNETH S.H., CHENG W.M.: "Identifying Appliances Using Load Signatures and Genetic Algorithms". *International Conference on Electrical Engineering(ICEE)*, Japan, 2004.
- [15] PATEL, T.ROBERTSON, J.A KIENTZ, M. REYNOLDS, G.D ABOWD.: "At the Flick of a Switch: Detecting and Classifying Unique Electrical Events on the Residential Power Line". In: *The Proceedings of the 9th International Conference on Ubiquitous Computing (Ubicomp)*, Innsbruck, Austria, pp.271-288.
- [16] D. SRINIVASAN, W.S. NG, A.C. LIEW, "Neural-Network-Based signature Recognition For Harmonic Source Identification" *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol.21, no.1, January 2006
- [17] SIMON HAYKIN, "Redes Neurais Princípios e Aplicações", Bookman 2^a ed., 2000
- [18] JIAN LIANG, SIMON K. K. NG, GAIL KENDALL, JOHN W.M. CHENG, "Load Signature Study - Part I: Basic Concept, Structure and Methodology" *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol.25, no.2, April 2010
- [19] JIAN LIANG, SIMON K. K. NG, GAIL KENDALL, JOHN W.M. CHENG, "Load Signature Study - Part II: Disaggregation, Framework, Simulation, and Applications" *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol.25, no.2, April 2010
- [20] JOHN W.M. CHENG, G.KENDALL, J.S.K. LEUNG, "Electric-Load Intelligence (E-LI): Concept and Applications," In: *Proc. IEEE Region 10 Conf.*, Hong Kong, China, November 2006
- [21] R. O. DUDA, P. E. HART, D. G. STORK, "Pattern Classifications", New York, Wiley, 2^a Edition , 2001.
- [22] FREDERICK, W. K., "Hilbert Transforms - Volume 1", Cambridge 1^a ed., 2009
- [23] MATHWORKS - site <http://www.mathworks.com>, acessado em 17 mar. 2012

- [24] DEMAY, M. B., *Desenvolvimento de Sistemas para a Medição de Frequência Rotacional em Compressores Herméticos*. Dissertação de M.Sc, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, 2008.
- [25] STARK, H.G., "Wavelets and Signal Processing: An application Based Introduction", Leipzig 1st ed.; Springer 2005
- [26] MALLAT, S.A., " Wavelet Tour of Signal Processing" 2nd ed. Sand Diego: Academic Press, 1999
- [27] GOSWAMI, J.C, CHAN , A.K., "Fundamentals of Wavelets: Theory, Algorithms, and Applications" 1st ed. New York: Wiley, 1999.
- [28] CVETKOVIC Z., VETTERLI M., "The Discrete Time Wavelet Representation: Design and Consistent Reconstruction" IEEE Transactions on Signal Processing, vol.43, no.3, pp.681-693, October 1995
- [29] HANAN SAMMET, "K-Nearest Neighbor Finding Using Max Nearest Dist" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence", vol.30, no.02, pp.243-252,October 2008.
- [30] VAN WYLEN, BORNAKKE, SONNTAG, "Fundamentals of Thermodynamics", Edgard Blucher 6th ed., 2003.
- [31] T. J. ULRYCH, T. N. BISHOP, "Maximum entropy analysis and Autoregressive Decomposition" Reviews of Geophysics and Space Physics, vol.13, no.1, February 1975.
- [32] JAYNES, E. T., "New engineering applications of information theory". In: Proc. of the First Symposium on Engineering Applications of Random Function Theory and Probability, pp.163-203, New York , 1963.
- [33] SMYLIE, D. E., G. K. C. CLARKE, T.J. ULRYCH, "Analysis of irregularities in the earth's rotation". In: Methods in Computational Physics, vol.13, pp.391-430, New York, 1973
- [34] EDWARD, J. A., M. M. FITELSON, "Notes on maximum entropy processing", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-19, 232, 1973.
- [35] LEVINSON, H., "The Wiener RMS error criterion in filter design and prediction" J. Math. Phys., v. 25, pp. 261–278, 1947.
- [36] ROBERT, M. G., "Toeplitz and Circulant Matrices: A Review" . Now, 2001. Disponível em: <http://ee.stanford.edu/~gray/toeplitz.pdf> . Acessado em 2012.

- [37] DURBIN, J., "The fitting of time series models" Rev. Int. Inst. Statist., vol.28, pp.233-244, 1960.
- [38] MORETTIN, P. A., CLÉLIA, M. C. T., "Análises de Séries Temporais", Edgard Blucher, 1ª ed., 2004
- [39] VAN DEN BOS, A., "Alternative interpretation of maximum entropy spectral analysis", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-17, pp.493-494, 1971.
- [40] BURG, J. P., "Maximum entropy spectral analysis". In: 37th Annual International Meeting, Soc. of Explor. Geophys., Oklahoma City, May 1975.
- [41] BURG, J. P., *A new analysis technique for time series data*. Advanced Study on Signal Processing, NATO, Enschede, Netherlands, 1968.
- [42] TEXAS INSTRUMENTS, INCORPORATED, *The maximum entropy Spectrum and the Burg Technique*, In: Technical Report Number 1: Advanced Signal Processing, U.S Department of Commerce, June 1975
- [43] WALKER, G., "On periodicity in series of related terms" Pro. Roy. Soc. London, Ser. A, 131, pp. 518-532, 1931
- [44] YULE, G. U., "On a method of investigating periodicities in disturbed series", Phil. Trans. Roy. Soc. London., Ser. A, 226, pp. 267-298, 1927.
- [45] RODRIGO, P. F., 2009, *Reconhecimento de cargas elétricas monofásicas não lineares através das decomposições wavelets e de redes neurais artificiais*, Dissertação de M.Sc., Universidade Federal de Itajubá, Minas Gerais, Brasil.
- [46] CHARLES, B. P., 2006, *Sistema de monitoração de carga elétrica residencial com implementação para diferentes cenários de aplicação*, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil.
- [47] GUSTAVSEN, B., SEMLYEN, A., "Rational Approximation of Frequency Domain Responses by Vector Fitting", IEEE Trans. on Power Delivery, vol.14, Iss.3, pp.1052-1061, July 1999
- [48] GUSTAVSEN, B., "Computer Code for Rational Approximation of Frequency Dependent Admittance Matrices", IEEE Trans. on Power Delivery, vol.17, No.4, pp.1093-1098, October 2002
- [49] T. M. COVER, P. E. HART, "Nearest Neighbor Pattern Classification", IEEE Trans. on Information Theory, vol. IT-13, pp.21-27, January 1967.
- [50] ALVARO, D. O. C., 2009, *Sistema Neural de Monitoração não invasiva de carga elétrica residencial*, Dissertação de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil

[51] ECLIPSE - <http://www.eclipse.org/>, acessado em 2011