

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

HADER AGUIAR DIAS AZZINI

**AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS PARA
MONITORAMENTO
NÃO INTRUSIVO DE CARGAS RESIDENCIAIS COM
FINS DE AUDITORIA ENERGÉTICA**

**VITÓRIA
2012**

ANDER AGUIAR DIAS AZZINI

**AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS PARA MONITORAMENTO
NÃO INTRUSIVO DE CARGAS RESIDÊNCIAS
COM FINS DE AUDITORIA ENERGÉTICA - 2012**

HADER AGUIAR DIAS AZZINI

**AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS PARA
MONITORAMENTO
NÃO INTRUSIVO DE CARGAS RESIDENCIAIS COM
FINS DE AUDITORIA ENERGÉTICA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dra. Jussara Farias Fardin.

Coorientador: Prof. Dr. Evandro Ottoni Teatini Salles.

VITÓRIA
2012

Dados Internacionais de Catalogação-na-publicação (CIP)
(Biblioteca Central da Universidade Federal do Espírito Santo, ES, Brasil)

A999a Azzini, Hader Aguiar Dias, 1986-
Avaliação de técnicas para monitoramento não intrusivo de
cargas residenciais com fins de auditoria energética / Hader Aguiar
Dias Azzini. – 2012 .
94 f. : il.

Orientadora: Jussara Farias Fardin.
Coorientador: Evandro Ottoni Teatini Salles.
Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade
Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Energia elétrica - Consumo. 2. Energia elétrica - Auditoria. 3.
Energia elétrica – Medição. I. Fardin, Jussara Farias. II. Salles,
Evandro Ottoni Teatini. III. Universidade Federal do Espírito Santo.
Centro Tecnológico. IV. Título.

CDU: 621.3

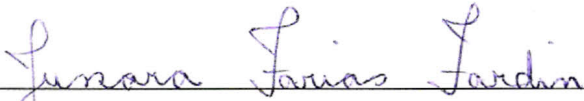
HADER AGUIAR DIAS AZZINI

**AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS PARA MONITORAMENTO
NÃO INTRUSIVO DE CARGAS RESIDENCIAIS COM
FINS DE AUDITORIA ENERGÉTICA**

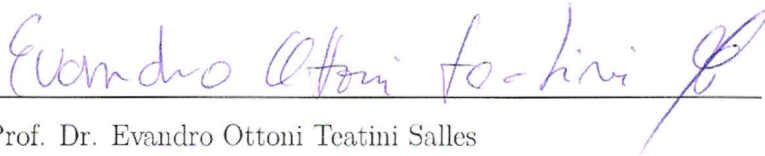
Dissertação submetida ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 11 de dezembro de 2012.

COMISSÃO EXAMINADORA



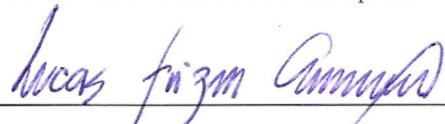
Prof. Dra. Jussara Farias Fardin
Universidade Federal do Espírito Santo
Orientadora



Prof. Dr. Evandro Ottoni Teatini Salles
Universidade Federal do Espírito Santo
Coorientador



Prof. Dr. Walmir de Freitas Filho
Universidade Estadual de Campinas



Prof. Dr. Lucas Frizera Encarnação
Universidade Federal do Espírito Santo

A Deus, aos meus pais e meus irmãos

Aos amigos de trabalho.

Agradecimentos

Agradeço ao meu Senhor, Salvador e Deus que me ajuda e me ensina apesar de minha teimosia. Agradeço a Ele também pelas pessoas que foram seus instrumentos. Agradeço aos meus pais pela dedicação e suporte. Agradeço também a várias pessoas que me deram auxílio, além dos meus orientadores, compõe está lista o pessoal do LEPAC, do CISNE e do LAI.

Agradeço à CAPES pelo apoio financeiro concedido, sem o qual essa pesquisa não teria sido possível.

Sumário

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Introdução | 1 |
| 1.1 | Motivação | 1 |
| 1.2 | Caracterização do Problema | 3 |
| 1.2.1 | Monitoramento Intrusivo | 3 |
| 1.2.2 | Monitoramento Não Intrusivo | 4 |
| 1.2.3 | Primórdios e Estado Atual de Desenvolvimento do Monitoramento Não Intrusivo | 5 |
| 1.3 | Objetivos | 13 |
| 1.4 | Estrutura do Texto | 15 |
| 2 | Fundamentação Teórica | 17 |
| 2.1 | Potências Ativa e Reativa | 17 |
| 2.2 | Distorção Harmônica de Corrente | 18 |
| 2.3 | <i>K-MEANS</i> e ISODATA | 20 |
| 3 | O <i>Software</i> Desenvolvido | 24 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 3.1 | Limitações e Diretrizes do Desenvolvimento | 24 |
| 3.2 | As etapas do <i>software</i> | 27 |
| 3.3 | Conclusão | 33 |
| 4 | Resultados e Análises | 34 |
| 4.1 | As Medições | 35 |
| 4.2 | Comparação da Precisão dos Analisadores de Energia | 36 |
| 4.3 | As Capacidades Avaliadas no Experimento | 39 |
| 4.4 | Análise das medidas do dia 22 de março de 2012 - eventos modelados | 40 |
| 4.4.1 | Abordagem Supervisionada | 40 |
| 4.4.2 | Abordagem Não Supervisionada | 50 |
| 4.5 | Análise das medidas do dia 20 de março de 2012 - ocorrência de eventos não modelados | 55 |
| 4.5.1 | Abordagem Supervisionada | 55 |
| 4.5.2 | Abordagem Não Supervisionada | 60 |
| 4.6 | Análise das medidas do dia 19 de março de 2012 - ocorrência de eventos não modelados | 67 |
| 4.6.1 | Abordagem Supervisionada | 67 |
| 4.6.2 | Abordagem Não Supervisionada | 74 |
| 4.7 | Conclusão | 79 |
| 5 | Considerações Finais | 83 |

| | | |
|-----|------------------------------|----|
| 5.1 | Resultados Obtidos | 83 |
| 5.2 | Trabalhos Futuros | 85 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| A | Tabela de Estimativa de Consumo Médio Mensal de Eletrodomésticos de Acordo com um Uso Hipotético | 92 |
|----------|---|-----------|

Lista de Tabelas

| | | |
|------|--|----|
| 1.1 | Tabela de Estimativa de Consumo Médio Mensal de Eletrodomésticos de Acordo com um Uso Hipotético disponível em [1] | 2 |
| 4.1 | Principais Cargas Elétricas da Residência Monitorada | 35 |
| 4.2 | Quantidade e Origem dos Falsos Eventos de liga/desliga do dia 22 de março. | 41 |
| 4.3 | Matriz de Confusão na Classificação dos Eventos | 48 |
| 4.4 | Matriz de Classificação dos Eventos do dia 22 de março. | 52 |
| 4.5 | Matriz de Classificação dos Eventos em Porcentagem do dia 22 de março. | 53 |
| 4.6 | Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para o dia 22 de março. | 55 |
| 4.7 | Quantidade e Origem dos Falsos Eventos de liga/desliga para o dia 20 de março. | 56 |
| 4.8 | Matriz de Confusão na Classificação dos Eventos para o dia 20 de março. | 58 |
| 4.9 | Matriz de Classificação dos Eventos para o dia 20 de março. | 61 |
| 4.10 | Matriz de Classificação dos Eventos em Porcentagem para o dia 20 de março. | 62 |
| 4.11 | Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para o dia 20 de março. | 67 |
| 4.12 | Quantidade e Origem dos Falsos Eventos de liga/desliga para o dia 19 de março. | 68 |

| | | |
|------|---|----|
| 4.13 | Matriz de Confusão na Classificação dos Eventos para o dia 19 de março. . . | 70 |
| 4.14 | Matriz de Classificação dos Eventos | 75 |
| 4.15 | Matriz de Classificação dos Eventos em Porcentagem do dia 19 de março . . | 76 |
| 4.16 | Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para o dia 19 de março. . | 79 |
| 4.17 | Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para os Três Dias de Me- dições. | 81 |

Lista de Figuras

| | | |
|-----|--|----|
| 1.1 | Taxonomia das Cargas, proposta por G.W. Hart em [2]. | 7 |
| 1.2 | Algoritmo do NALM, proposto por G.W. Hart em [2]. | 8 |
| 1.3 | Sistema de Monitoramento desenvolvido neste Trabalho. | 15 |
| 2.1 | Ilustração da execução do algoritmo <i>k-Means</i> para um conjunto de dados representados num plano. | 21 |
| 2.2 | Ilustração da execução do algoritmo ISODATA para um conjunto de dados representados num plano. | 22 |
| 3.1 | Espaço tridimensional formado pelas variações da Potência Ativa, Potência Reativa e Distorção Harmônica Total da Corrente. | 26 |
| 3.2 | Curvas da Potência Ativa e da Potência Reativa de um Frigobar. | 27 |
| 3.3 | Exemplo de degrau de potência ativa caracterizado como evento. | 28 |
| 3.4 | Fluxograma do <i>software</i> desenvolvido. | 30 |
| 3.5 | Ilustração do funcionamento do <i>software</i> | 31 |
| 3.6 | Resultados da execução do programa, características das cargas obtidas por uma abordagem não supervisionada. | 32 |

| | | |
|------|--|----|
| 3.7 | Resultados da execução do programa, consumo das cargas obtidas por uma abordagem não supervisionada. | 32 |
| 4.1 | Características das cargas obtidas no treinamento feito com as medidas do dia 23 de março de 2012 | 36 |
| 4.2 | Esquema de ligação do teste para a comparação da precisão dos analisadores. | 37 |
| 4.3 | (a)Medidas dos dois analisadores referentes à potência ativa na fase a. (b)Diferença entre os registros dos dois analisadores | 38 |
| 4.4 | (a)Medidas dos dois analisadores referentes à potência ativa na fase b. (b)Diferença entre os registros dos dois analisadores | 39 |
| 4.5 | (a)Medidas dos dois analisadores referentes à potência ativa na fase c. (b) Diferença entre os registros dos dois analisadores | 39 |
| 4.6 | Curva da Potência Ativa Consumida pela TV em Dois Períodos de Funcionamentos no dia 22 de março. | 42 |
| 4.7 | Curva da Potência Ativa Consumida pelo Chuveiro Social em Três Períodos de Funcionamentos no dia 22 de março. | 42 |
| 4.8 | Curva da Potência Ativa Consumida pela TV. | 43 |
| 4.9 | (a)Módulo do Espectro do Funcionamento da TV, dividido pelo Módulo da Componente Contínua (b)Módulo do Espectro do Funcionamento da TV, dividido pelo Módulo da Componente Contínua e Deslocado para o Centro. | 43 |
| 4.10 | Curva da Potência Ativa Consumida pelo Ar Condicionado no Momento em que é Ligado | 44 |
| 4.11 | Eventos de Liga e Desliga de uma Carga Desconhecida | 46 |
| 4.12 | Eventos de Liga e Desliga de uma Carga Desconhecida. | 46 |
| 4.13 | Eventos de Liga e Desliga de uma Carga Desconhecida. | 47 |

| | | |
|------|---|----|
| 4.14 | Curva da Potência Ativa Consumida pela Geladeira no Momento em que é Ligada | 50 |
| 4.15 | Características das cargas obtidas no treinamento feito com as medidas do dia 23 de março de 2012 | 51 |
| 4.16 | Espaços Tridimensionais para a fase a no dia 22 de março. | 53 |
| 4.17 | Espaços Tridimensionais para a fase b no dia 22 de março. | 54 |
| 4.18 | Oscilações Desconhecidas. | 56 |
| 4.19 | Carga Desconhecida. | 57 |
| 4.20 | Resultados da execução do programa, consumo estimado da Geladeira. | 59 |
| 4.21 | Curva da Potência Ativa Consumida pela Geladeira e Eventos Estimados pelo <i>Software</i> | 60 |
| 4.22 | Espaços Tridimensionais para a fase a no dia 20 de março. | 63 |
| 4.23 | Espaços Tridimensionais para a fase b no dia 20 de março. | 63 |
| 4.24 | Resultados da execução do programa, funcionamento da carga nº2 da fase b. | 64 |
| 4.25 | Oscilações da Potência Ativa Consumida pelo Chuveiro Social no dia 20 de março. | 65 |
| 4.26 | Resultados da execução do programa, eventos desconhecidos para o dia 20 de março. | 65 |
| 4.27 | Resultados da execução do programa para o dia 20 de março, carga que não houve erro de cálculo de um segundo. | 66 |
| 4.28 | Resultados da execução do programa, funcionamento da Geladeira. | 66 |
| 4.29 | Carga desconhecida de 60W no dia 19 de março. | 68 |
| 4.30 | Carga desconhecida de 180W no dia 19 de março. | 69 |

| | | |
|------|--|----|
| 4.31 | Carga desconhecida não-linear no dia 19 de março. | 69 |
| 4.32 | Degrau de potência ativa no funcionamento da geladeira no dia 19 de março. | 71 |
| 4.33 | Curva de potências ativa e reativa no funcionamento da geladeira no dia 19 de março. | 71 |
| 4.34 | Resultados da execução do programa, funcionamento da Geladeira no dia 19 de março. | 72 |
| 4.35 | Funcionamento da Geladeira no dia 19. | 73 |
| 4.36 | Espaços Tridimensionais para a fase a no dia 19 de março. | 75 |
| 4.37 | Espaços Tridimensionais para a fase b no dia 19 de março. | 76 |
| 4.38 | Funcionamento da Geladeira no dia 19 de março. | 77 |
| 4.39 | Características das cargas obtidas no treinamento feito com as medidas do dia 23 de março de 2012. | 78 |
| 4.40 | Características das cargas obtidas na abordagem não supervisionada para o dia 19 de março de 2012. | 78 |

Resumo

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de uma metodologia para Monitoramento Não Intrusivo de cargas elétricas residenciais. O Monitoramento Não Intrusivo tem diversas aplicações e este trabalho visa a auditoria energética para fins de eficiência. O objetivo básico é determinar o consumo individual de cada carga sem ter acesso físico às mesmas. São descritos o funcionamento do código, as diretrizes de desenvolvimento e a forma de exibição dos resultados. Afim de avaliar a qualidade da metodologia, implementada através de um *software*, são analisadas quatro de suas capacidades. A primeira é a capacidade de reconhecer os eventos de liga e desliga das cargas em meio ao gráfico de potência ativa. A segunda é a habilidade de classificar os eventos reconhecidos, ou seja, relacionar o evento à carga que o gerou. A terceira diz respeito a estimar o tempo de funcionamento, que é ato de relacionar um evento de liga da carga a um evento de desliga. E a quarta é estimar o consumo, o que o *software* faz usando a potência da carga e o tempo de funcionamento. A fim de reduzir ao mínimo a intrusão na residência sem comprometer a precisão, são desenvolvidas e analisadas duas abordagens de treinamento do classificador do *software*, uma supervisionada e outra não supervisionada. São avaliadas as quatro capacidades citadas anteriormente para as duas abordagens. Também são propostos alguns aperfeiçoamentos.

Abstract

This work presents the development of a methodology for Non Intrusive Load Monitoring for residential loads. The Non Intrusive Monitoring has many applications, this study aims to audit for energy efficiency. The basic objective is to determine the individual consumption of each load without having physical access to them. The operation of the code, the development guidelines and how to display results are describe. In order to evaluate the quality of methodology,, implemented through software, are analyzed four of its capabilities. The first is the ability to recognize the events on and off from the curve of active power. The second is the ability to sort the events recognized, ie, relate the event to the load who generated it. The third relates to estimate the running time, which is the act of relating on event of the load to an off event. And the fourth is to the power consumption estimation, the software makes using the power of the load and uptime. In order to minimize the intrusion into the residence without compromising accuracy, are developed and analyzed two approaches to training the classifier of software, one supervised and one unsupervised. Four capacities are evaluated for the two aforementioned approaches. Also some improvements are proposed.

Lista de Siglas

P - Potência Ativa

Q - Potência Reativa

DHTI - Distorção Harmônica Total de Corrente

NALM - *Nonintrusive Appliance Load Monitor*

NIALM - *Non-intrusive Appliance Load Monitoring*

NILM - *Non-Intrusive Load Monitor*

MEF - Máquinas de Estados Finitos

ROC - *Receiver Operating Characteristic*

FFT - *Fast Fourier Transform*

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação

Atualmente no Brasil, o consumidor residencial de energia elétrica que deseje economizar geralmente lança mão da estratégia mais trivial. Nesta estratégia faz-se uso da abordagem intuitiva de simplesmente diminuir a utilização dos eletrodomésticos e usar a fatura de energia como instrumento de avaliação. Obviamente tal abordagem alcança alguns resultados mas pode trazer implicações negativas, tais como a perda desnecessária de conforto. As restrições quanto ao uso das cargas elétricas pode prejudicar o conforto, seja ele térmico, luminoso ou relativo a praticidade oriunda do uso de certos eletrodomésticos. Isso acontece basicamente porque nesta abordagem se obtém pouca, ou nenhuma informação, sobre as cargas e, assim, fica difícil estabelecer o limite entre uso necessário e uso perdulário. Se o consumidor tiver em suas mãos informações adequadas e convenientemente organizadas, ele poderá economizar de forma mais racional e efetiva.

Um aperfeiçoamento da estratégia trivial seria usar uma tabela que estima o consumo médio mensal dos eletrodomésticos de acordo com um uso hipotético, conforme a Tabela 1.1, na qual são apresentados alguns eletrodomésticos. O Apêndice A apresenta uma tabela mais completa, proveniente de [1]. Certamente uma tabela de estimativa de consumo como a Tabela 1.1 tem sua utilidade, pois ao representar um valor médio consegue-se trazer informações importantes para o consumidor. Saber quanto um ar condicionado consome permitiria calcular quanto tempo é necessário que ele fique desligado para economizar uma determinada quantia. Contudo, embora tais dados forneçam mais segurança para as decisões sobre as restrições de uso, a dificuldade em determinar o limite entre necessário e

perdulário continua. Além disso, certamente não aborda as características específicas dos eletrodomésticos de cada instalação, e talvez sejam justamente estas particularidades as melhores oportunidades de redução de consumo. A Tabela 1.1 não leva em conta a qualidade, a idade e a rotina de uso dos eletrodomésticos, fatores que influenciam no consumo. O consumidor pode seguir as instruções disponíveis em [1] afim de gerar uma tabela com os valores de sua própria residência. Ele deverá buscar a informação sobre a potência de cada eletrodoméstico no seu manual de instruções e estimar as horas de uso. Entretanto, embora a precisão melhore, tal melhora pode não ser suficiente. Por maior que seja o esforço para gerar uma tabela de consumo com extrema precisão, sempre se estará fazendo estimativas ao invés de realmente diagnosticar os problemas da instalação.

Tabela 1.1: Tabela de Estimativa de Consumo Médio Mensal de Eletrodomésticos de Acordo com um Uso Hipotético disponível em [1]

| Apelidos Elétricos | Dias Estimados Uso/Mês | Média Utiliza- ção/Dia | Consumo Médio Mensal (Kwh) |
|---|------------------------------|------------------------------|-------------------------------------|
| APARELHO DE DVD | 8 | 2 h | 0,240 |
| AR CONDICIONADO TIPO JANELA ME- NOR OU IGUAL A 9.000 BTU | 30 | 8 h | 128,800 |
| ASPIRADOR DE PÓ | 30 | 20 min | 7,170 |
| BATEDEIRA | 8 | 20 min | 0,400 |
| BOMBA D'ÁGUA 1/2 CV | 30 | 30 min | 7,200 |
| CHURRASQUEIRA ELÉTRICA | 5 | 4 h | 76,000 |
| CHUVEIRO ELÉTRICO - 4500 W | 30 | 32 min | 72,000 |
| COMPUTADOR | 30 | 8 h | 15,120 |
| FERRO ELÉTRICO AUTOMÁTICO A VA- POR - 1200 W | 12 | 1 h | 7,200 |
| FORNO MICRO-ONDAS - 25 L | 30 | 20 min | 13,980 |
| FREEZER VERTICAL/HORIZONTAL | 30 | 24 h | 47,550 |

O limite divisório entre estimar e diagnosticar só é ultrapassado quando se começa a fazer medidas na instalação. Embora as estimativas tenham sua utilidade, elas nunca terão a precisão e a eficácia de um diagnóstico feito através de uma medição adequadamente executada. E certamente informações mais detalhadas serão uteis para os consumidores que optarem pela modalidade tarifária branca. Tal modalidade, aprovada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) em 22 de novembro de 2011, será uma alternativa à convencional, hoje em vigor, e oferecerá três diferentes patamares para a tarifa de energia, de

acordo com os horários de consumo [3]. Ou seja, o consumidor residencial deverá saber não somente *quanto* cada eletrodoméstico consome mas também *quando*. Isso fica ainda mais explícito quando se olha para as tendências futuras do cenário de energia. Acredita-se que o país seguirá a tendência internacional de tornar os consumidores residenciais livres, embora ainda não se tenha um horizonte bem claro sobre a chegada de tal mudança. Acredita-se também que as *Smart Grids* e a microgeração também irão se difundir no país no futuro. O conceito de *Smart Grids* refere-se a utilização intensiva de tecnologia de informação e comunicação na rede elétrica, sendo que através da possibilidade de comunicação do estado dos diversos componentes da rede será possível a implantação de estratégias de controle e otimização da rede de forma muito mais eficiente que as atualmente em uso [4]. Se tais tendências se concretizarem o consumidor residencial realmente precisará saber informações bem detalhadas de sua instalação elétrica afim de efetuar os melhores negócios neste novo mercado de energia.

Uma vez reforçada a premissa de que para gerenciar melhor os gastos com energia o consumidor residencial precisará efetuar medições na sua instalação, passa-se a analisar como fazer tais medidas.

1.2 Caracterização do Problema

1.2.1 Monitoramento Intrusivo

Após ser tomada a decisão de efetuar medidas, geralmente se usa a abordagem tradicional de instalar um sensor em cada uma das cargas. Devido ao fato de que essa abordagem requer acesso físico às cargas e, conseqüentemente entrada na residência, ela é chamada de Monitoramento Intrusivo. Após efetuadas as medidas, os dados obtidos em cada sensor são capturados por um computador onde um *software* os organiza e os exhibe. Então, pode-se afirmar que os sistemas de monitoramento tradicionais geralmente apresentam uma estrutura de *hardware* mais complexa e um *software* mais simples [2]. É conveniente esclarecer que não se está discutindo a complexidade dos sensores individualmente, mas sim de todo o sistema de monitoramento formado por eles. Os sensores, muitas vezes, podem ser constituídos simplesmente por microcontroladores. Quanto à simplicidade do *software*, ela está no fato de que ele simplesmente organiza os dados fornecidos por cada sensor.

É importante ressaltar também que um sistema de Monitoramento Intrusivo adequadamente projetado pode trazer informações sobre a instalação num nível bem detalhado e bem pre-

ciso, informando consumo acumulado, rotina de uso e ciclo de funcionamento. Tal nível de precisão certamente é útil para o gerenciamento do uso da energia elétrica. Então, as características do Monitoramento Intrusivo que se destacam são: a necessidade de intrusão na instalação elétrica, um *hardware* complexo, um *software* simples e o fornecimento de informações detalhadas e precisas.

O Monitoramento Intrusivo é uma boa solução mas, em certas situações, algumas de suas características podem se tornar desvantagens. A necessidade de acesso físico é o primeiro obstáculo, algumas cargas ficam colocadas em locais de difícil acesso, tais como bombas de água. O número de sensores também pode gerar outro problema, que seria o aumento no custo. Uma boa alternativa para estes casos é o Monitoramento Não Intrusivo, o qual é o tema principal deste trabalho.

1.2.2 Monitoramento Não Intrusivo

O Monitoramento Não Intrusivo de Cargas tem como objetivo básico determinar o consumo individual de cada carga sem ter acesso físico a ela. Isto é feito a partir da análise detalhada da tensão e da corrente na interface com a fonte de energia elétrica que alimenta a instalação elétrica. As formas de onda da corrente e da tensão no ramal principal são registradas e analisadas. Tal análise das formas de onda da carga total gera estimativas do consumo individual das cargas e outras estatísticas. Esta análise consiste em encontrar características elétricas específicas, comumente chamadas de assinaturas, que permitam identificar qual carga ligou/desligou num determinado instante. É importante destacar que o termo “não intrusivo” está relacionado à ausência de acesso físico ao interior da instalação elétrica e, conseqüentemente, a cada uma das cargas [2].

Na abordagem não intrusiva apenas um sensor é colocado no ramal principal. Contudo o *software* que faz a análise dos dados, a fim de desagregar as informações de cada carga, é bem complexo, alguns inclusive utilizando ferramentas de reconhecimentos de padrões [5]. A reversão de balanço entre *hardware* e *software* pode ser vista como um benefício dependendo da aplicação, pois ela permite a redução de custo com sensores.

Um sistema de Monitoramento Não Intrusivo pode ser útil em diversas aplicações. Pode ser usado para pesquisas sobre o regime de uso de cargas, para auditorias energéticas, para acompanhamento de cargas de difícil acesso, para sistemas de detecção de falhas de equipamentos elétricos [6] e para gerenciamento de cargas. É possível perceber que tais aplicações podem acontecer nos três setores consumidores de energia elétrica: industrial,

comercial e residencial [2]. Assim, desde que sejam feitas as adaptações necessárias, o Monitoramento Não Intrusivo tem um campo de atuação amplo. Este trabalho foca o uso para fins de auditoria energética e o desenvolvimento voltado para o setor residencial, onde as barreiras à intrusão se apresentam como um problema mais comum.

Embora diferentes métodos sejam usados para se desenvolver um sistema de Monitoramento Não Intrusivo, existem três princípios bem comuns. Primeiro, é necessário escolher uma característica específica, uma assinatura, e expressá-la matematicamente, isso permitirá o reconhecimento e diferenciação das cargas. Segundo, deve-se escolher um *hardware* capaz de amostrar e armazenar as variáveis elétricas de forma compatível com a assinatura escolhida, ou seja, que tenha taxa de amostragem e autonomia de memória adequadas. E terceiro, é preciso um algoritmo matemático capaz de detectar a assinatura em meio aos dados da carga total [7].

1.2.3 Primórdios e Estado Atual de Desenvolvimento do Monitoramento Não Intrusivo

Atualmente, o Monitoramento Não Intrusivo tem recebido uma maior atenção devido às pesquisas de desenvolvimento de medidores inteligentes voltados para as *smart grids*. A necessidade de *softwares* mais elaborados para os medidores inteligentes é favorável ao Monitoramento Não Intrusivo. Vários trabalhos foram desenvolvidos do final da década de 1980 até os dias atuais, o trabalho apresentado em [2], datado daqueles anos, pode ser considerado o marco principal nesta área. O artigo trata do desenvolvimento do *Nonintrusive Appliance Load Monitor* (NALM) o qual tem como objetivo estimar o consumo individual e outras estatísticas das cargas, sem acesso a elas individualmente. O NALM consiste de medidor que, acoplado ao medidor de energia, gera as estatísticas a partir de uma análise detalhada das formas de onda da tensão e da corrente no ramal de entrada. Ele tem aplicabilidade nos três setores, residencial, comercial e industrial. Contudo, o seu desenvolvimento foi focado no setor residencial, onde a intrusão seria mais problemática.

Este artigo teve como objetivo o desenvolvimento de dois métodos, com diferentes níveis de intrusão, o *Manual-Setup* (MS-NALM) e o *Automatic-Setup* (AS-NALM). No MS-NALM é necessário um período de intrusão, durante o qual as assinaturas são observadas e nomeadas, à medida que as cargas são ligadas e desligadas manualmente. No AS-NALM são usadas informações *a priori* das possíveis cargas e por isso não é necessária nenhuma intrusão. O trabalho se focou no desenvolvimento do MS-NALM, embora o AS-NALM seja mais atrativo do ponto de vista da não intrusividade. Isso se deve ao fato de que o primeiro serve de base

para o segundo, ou seja, o MS-NALM é tido como um passo anterior ao AS-NALM, uma vez que é através das pesquisas com o MS-NALM que são obtidas as informações *a priori* usadas no AS-NALM.

Em [2], Hart comenta que a tentativa trivial de desenvolvimento de um sistema não intrusivo seria o uso do **Modelo de Carga Total**, que consiste basicamente de verificar o nível de potência aparente demandada, num dado instante, e tentar determinar qual o combinação de cargas demandaria tal potência. Mas este modelo gera diversos problemas. O autor do artigo mostra em detalhes que embora tal modelo possa ser útil em nichos específicos, ele não é funcional. Resumidamente pode-se citar os fatores complicantes. Primeiro, seria necessário conhecer as potências de todas as cargas. Segundo, para um número razoável de cargas o problema já se tornaria computacionalmente intratável. Terceiro, o modelo não é adequado para cargas portáteis e para cargas que são constituídas de blocos, como por exemplo uma secadora de roupas que teria um motor e uma resistência funcionando de forma independente. E, quarto, uma pequena variação na potência poderia ser interpretada como uma alteração muito radical nos estados das cargas. Devido aos problemas apresentados, o trabalho foi desenvolvido usando uma metodologia heurística, ao invés do Modelo de Carga Total. O autor postula o **Princípio da Continuidade das Chaves**, segundo o qual espera-se que apenas um pequeno número de cargas irão mudar de estado num pequeno intervalo de tempo, ou seja, a possibilidade de várias cargas ligarem ao mesmo tempo é muito pequena. Partindo deste princípio, criou-se em [2] um algoritmo que busca características elétricas marcantes das cargas, as quais são chamadas de assinaturas. As assinaturas são comparadas com as presentes numa lista que relaciona cada carga com sua assinatura. Esta metodologia não requer o conhecimento de todas as cargas permitindo ignorar as não listadas. Pode-se indicar como problema o fato dela não conseguir distinguir cargas idênticas, podendo interpretar o funcionamento das duas cargas como uma única.

Em [2], Hart lista três modelos de cargas, as ON/OFF, as Máquinas de Estados Finitos (MEF) e as Continuamente Variáveis. As ON/OFF são cargas que têm um único estado quando estão ligadas; elas representam uma grande parte das cargas presentes nas residências, tais como TV, chuveiro e geladeira, lâmpadas. As MEF podem possuir um número arbitrário de estados e de transições entre eles, a máquina de lavar roupas é um exemplo de MEF. As Continuamente Variáveis tem o número infinito de estados, ainda são um tanto raras no ambiente residencial e como exemplo pode-se citar alguns refrigeradores que usam inversores de frequência para controlar a velocidade do compressor. Embora, em [2] sejam listados apenas três modelos, o mais adequado seria tratar a divisão em quatro, como em [7]. A categoria acrescentada é a das cargas Continuamente Ligadas, as quais funcionam todos os dias da semana, durante as 24 horas de cada dia, com potências, ativa (P) e reativa (Q), aproximadamente constantes. Um exemplo de cargas continuamente ligadas são o

MODENS. Em [2], quando são discutidos os modelos, é afirmado que a maioria das cargas residenciais são ON/OFF e que a quantidade de energia consumida por aplicações continuamente variáveis é insignificantes. Contudo, é feita a ressalva de que as cargas continuamente variáveis podem se tornar mais comuns com a introdução de acionamento com velocidade variável para trocadores de calor, como refrigeradores e aparelhos de ar condicionado.

Os tipos de assinaturas são também discutidos em [2]. Inicialmente é feita uma definição formal de assinatura, a qual seria um parâmetro mensurável que, em meio a carga total, fornece informações sobre a natureza ou estado de operação de uma aplicação individual. É dito também que as assinaturas podem ser combinados em forma de vetor, onde cada componente seria um parâmetro. A Figura 1.1 apresenta a Taxonomia das assinaturas proposta em [2].

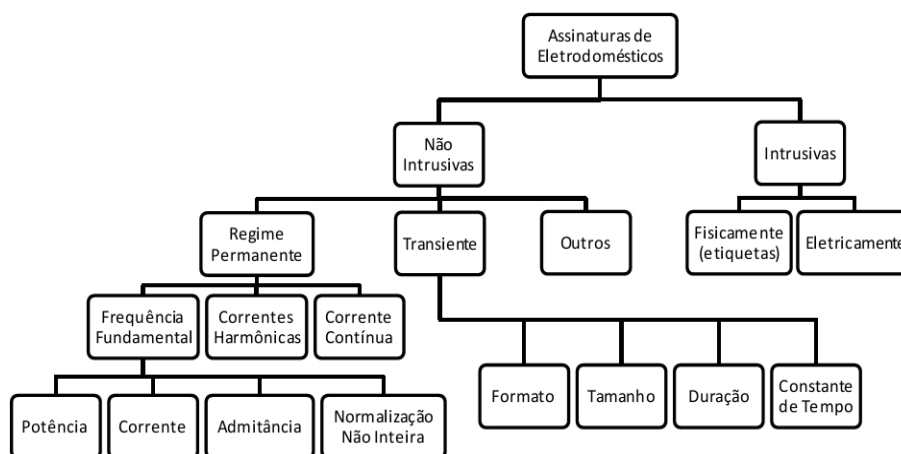


Figura 1.1: Taxonomia das Cargas, proposta por G.W. Hart em [2].

É também apresentada em [2] uma abordagem interessante ao fazer uma analogia da residência com um sistema de comunicação. As cargas seriam “emissores” enviando informações inadvertidamente, resultante do seu funcionamento. O autor comenta os desafios do monitoramento traçando paralelos e usando a terminologia de telecomunicações. O “canal de comunicação” seria a fiação elétrica. As assinaturas seriam os “códigos”. E o desafio no monitoramento seria projetar um “receptor” para estes códigos, capaz de decodificá-los em termos de “mensagens” sobre a mudança do estado dos eletrodomésticos.

A capacidade de lidar com as cargas MEF é visto como o próximo passo no desenvolvimento do trabalho. Assim sendo, uma seção de [2] é dedicada a tratar do desafio de reconhecer os estados da MEF. Nesta seção é proposta a *Uniqueness Constraint*, que afirma que num modelo de MEF diferentes estados tem diferente níveis de potência. Tal restrição evita multiplicidade de estado, o que tornaria o problema mais complicado, e, segundo o autor,

tal restrição é raramente violada na prática.

Uma das seções de [2] é dedicada a descrever as etapas do algoritmo desenvolvido pelo autor [2]. A Figura 1.2 apresenta as etapas do algoritmo proposto.

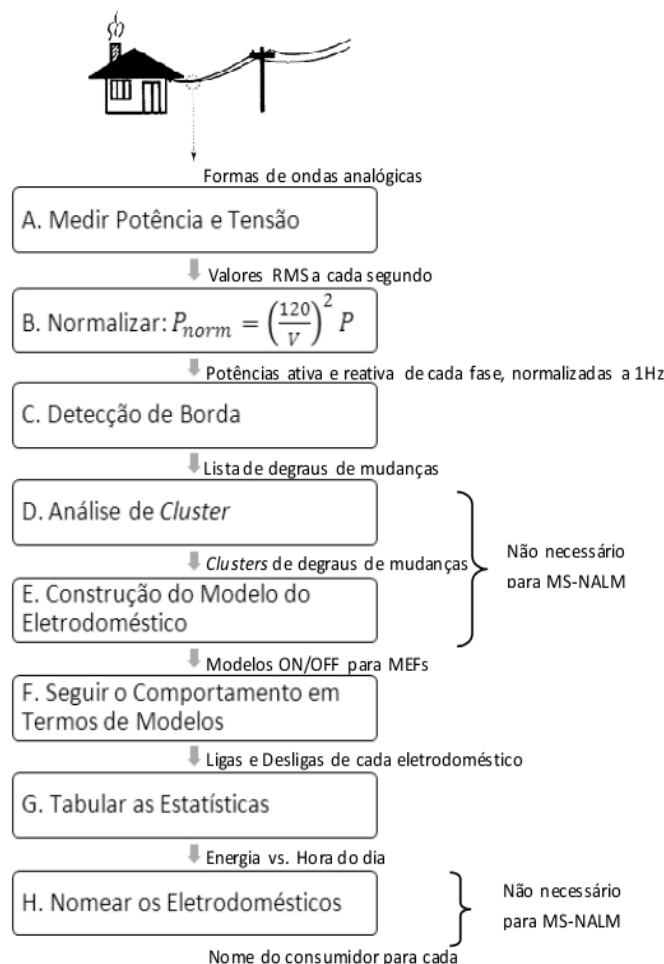


Figura 1.2: Algoritmo do NALM, proposto por G.W. Hart em [2].

Outra parte importante de [2] são os resultados apresentados para os testes de campo. Foram realizados três testes de campo com protótipos do NALM sendo instalados em residências, e todos sendo baseados somente no modelo de cargas ON/OFF. O autor afirma que os testes foram extremamente bem sucedidos e diz que todas as cargas de maior potência foram identificadas em todas as casas. Somente nos últimos testes realizados ocorreram problemas para identificar o fogão elétrico em duas residências e o refrigerador em uma terceira. Contudo, são feitas as ressalvas de que o algoritmo pode ser melhorado e que é muito difícil quantificar a acurácia exata do NALM. Em alguns testes, realizados com sistema de instrumentação paralelo, foi sugerido que o NALM produz resultados com uma incerteza de 10% em relação aos sensores, entretanto, haviam incertezas na calibração e

comparação dos instrumentos.

Obviamente a principal vantagem vem da não intrusividade que leva a uma maior aceitação por parte do consumidor e menor custo, entretanto, ainda podem ser citados os seguintes benefícios: O *hardware* mais simples do NALM é menos sujeito a falhas, o AS-NALM ajusta automaticamente mudanças no inventário de cargas e cargas desconhecidas, não existem limitações em relação ao número de canais de amostragem, a possibilidade de popularização do equipamento é maior devido ao baixo custo, permite mais integridade nas amostras de pesquisas sobre monitoramento de equipamentos de consumidores e propicia uma alteração de hábitos, consciente ou não, devido à sua constante presença. Quanto as desvantagem lista-se: a dificuldade de lidar com cargas idênticas, de potência pequena e de funcionamento constante. Além disso, pode se destacar que existe um grande potencial para o surgimento de erros não detectados e que o protótipo, até aquele momento, não era capaz de lidar com cargas de vários estados.

Em [2], é dito que o protótipo não é confiável para cargas inferiores a 150 W e que embora seja possível aperfeiçoar o algoritmo para que cargas de menor potência sejam identificadas, deve ser considerado se estas são relevantes em termo de energia consumida. O protótipo enfrenta problemas para detectar a iluminação e os refrigeradores, os quais representam uma parcela expressiva da energia consumida numa residência. Segundo o autor, cargas com mais de 400W representavam (em 1980) 60% do consumo residencial dos Estados Unidos. No nível de 150W o NIALM seria capaz de lidar com as cargas que representavam uma parcela de 86% do consumo residencial norte americano. Caso melhorias fossem feitas para que cargas acima de 75 W fossem detectadas, o que incluiria a iluminação, isso representaria um percentual de 99%. Contudo, deve-se levar em conta que o autor tinha em mente as lâmpadas incandescentes, que predominavam de forma quase absoluta nas residências naquela época. Atualmente, qualquer trabalho que vise detectar a iluminação deverá ser apto para levar em conta as lâmpadas fluorescentes compactas, que demanda uma potência bem menor.

Por fim, o artigo é concluído destacando-se alguns pontos. Primeiramente é reafirmado que bons resultados foram obtidos em testes com cargas do tipo ON/OFF. Também é lembrado que a abordagem desenvolvida não é recomendável para cargas de pequena potência, continuamente variáveis e continuamente ligadas e que, além disso, as cargas multi-estados precisam de métodos mais sofisticados. Como trabalho futuros são sugeridos melhorias na acurácia, exploração de outras assinaturas, adaptações visando os setores industrial e comercial, e algoritmos de identificação baseados em amplas pesquisas de características de cargas.

O trabalho de [7] é útil para leitores que têm interesse em ter uma visão geral sobre o monito-

ramento não intrusivo. Este artigo tem como objetivo rever as metodologias utilizadas para a monitoração não intrusiva, fazendo assim uma apresentação abrangente, porém concisa, dos principais trabalhos desenvolvidos nos últimos 30 anos. Para reafirmar a importância do monitoramento não intrusivo, o artigo cita na introdução que uma melhor gerência do consumo de energia pode levar a uma economia em torno de 10% à 15% e que as *Smart Grids* e as redes de automação residencial têm o potencial para se tornarem as principais ferramentas para tal gerência. Contudo, devido as barreiras que tais ferramentas em potencial têm enfrentado, um sistema *Non-intrusive Appliance Load Monitoring* (NIALM) , aliado à gerência manual, pode ser uma alternativa viável.

Inicialmente, em [7], são descritos os trabalhos que usam *hardwares* com baixa taxa de amostragem, e por isso trabalham com características macroscópicas. O termo macroscópicas se refere às mudanças na potência, enquanto microscópicas diz respeito às características das formas de onda da tensão e da corrente, como as componentes harmônicas. Os trabalhos com baixa taxa de amostragem são subdivididos em três classes, de acordo com a característica selecionada em que se baseiam: A) Mudanças nas Potências Ativa e Reativa; B) Mudanças nas Potências Ativa e Reativa e Assinaturas Macroscópicas Adicionais; e C) Mudanças Somente na Potência Ativa.

Na classe A, apenas o NILM, desenvolvido em [2], é comentado. Nos comentários foram englobados também os resultados obtidos pela equipe do *Massachusetts Institute of Technology* (MIT), responsável pelo NILM, em trabalhos subsequentes à [2]. São citados do NILM a taxa de amostragem de 1Hz, os quatro tipos de cargas (continuamente ligadas, ON/OFF, MEF e continuamente variáveis), os passos do algoritmo, a normalização da potência ativa e os problemas encontrados.

Na classe B, referente as mudanças em P e Q com assinaturas macroscópicas adicionais, são discutidos dois trabalhos. Um referente ao método do MIT estendido com filtragem de picos e avaliação de transientes. O outro é referente ao método de Cole e Albicki [8] [9], o qual é bem específico para cargas com picos significativos, como motores. Este método usa os picos e as variações de potência em conjunto com o desenho da curva de carga.

A classe C, caracterizada somente pela variação da potência ativa, vem do fato que um sistema para medição da potência reativa é um tanto custoso e que autores, buscando otimizar a relação entre custo e efetividade, optam por trabalhar apenas com a potência ativa. Na classe C são discutidos quatro trabalhos.

O primeiro trabalho é o *Heuristic End-Use Load Profiler* (HELP) [10]. O HELP é voltado para cargas de grande potência e tem um expressivo intervalo de amostragem de 15 minutos,

o que limita o seu leque de aplicações. O segundo trabalho é o de desagregação de dados da *Concordia University*, que também é voltado para cargas de maior potência e tem intervalo de amostragem de 16 segundos [5]. Usando uma combinação de detecção das variações de P com regras de decisões, algumas complicadas e não intuitivas, alcança uma acuracidade de 80%. Contudo, a necessidade de executar uma semana de treino e as complexas regras de decisões diminuem sua atratividade. O terceiro trabalho da classe C é na verdade uma extensão do método da *Concordia University*, onde se abdicou do uso de regras arbitrárias de reconhecimento de padrões e optou-se por combinar a detecção de variações de P com o sinal filtrado [11], como é feito pelo MIT. Usando estatísticas adquiridas durante o período de treinamento, o método estendido é capaz de reconstruir eventos de liga que foram perdidos e diferenciar cargas que sejam eletricamente semelhantes porém com tempo de uso diferentes. Consegue atingir acurácia em torno de 90% para algumas cargas, como por exemplo secadora de roupas, refrigeradores e lavadora de pratos. Por fim, o quarto trabalho desta classe é o método de Baranski [12] [13] [14]. Baranski e Voss desenvolveram um sistema de medição baseado no medidor de energia convencional, onde, usando um sensor optico de baixo custo, a potência ativa é monitorada com resolução de tempo de 1s. O método não precisa de tempo de treinamento e usa um algoritmo de otimização para relacionar um largo conjunto de eventos ON/OFF detectados com a presença das cargas no tempo. As MEF são tratadas no método de forma semelhante ao feito pelo MIT. Embora a acurácia possa ser comparada com a do trabalho do MIT, o algoritmo genético proposto pode, ou não, prover a melhor solução.

Em seguida o artigo passa a relatar os trabalhos que usam *hardwares* de alta taxa de amostragem. A motivação básica de se usar equipamento com frequência de amostragem maior é o aumento da acurácia mediante o uso de características microscópicas em adição ao das características macroscópicas. Naturalmente uma taxa de amostragem maior pode complicar os desafios da transmissão e do armazenamento dos dados medidos. Como solução pode ser feito o cálculo das características localmente e/ou gravar apenas mudanças consideradas significativas.

Os trabalhos com altas taxas de amostragem foram divididos em duas classes: A) Harmônicas e Transformada de Fourier como Características e B) Características além da Transformada Rápida de Fourier (do inglês *Fast Fourier Transform - FFT*)¹. Dentro da classe A, são relatados quatro trabalhos. O primeiro usa as harmônicas no transiente e é o método do MIT estendido [15]. O segundo usa as harmônicas tanto no transiente quanto no regime permanente [16]. O terceiro usa as harmônicas para dispositivos não lineares [17]. E, por

¹É importante não confundir DFT (transformada discreta de fourier) com FFT. A transformada é a DFT, FFT é o algoritmo rápido que implementa a DFT. A propriedade explorada veio da DFT e não da FFT, que só é rápida.

fim, o quarto usa a FFT do ruído [18]. Em [18], o monitoramento do ruído elétrico de uma tomada é usado para detectar se algum eletrodoméstico foi ligado em outra.

Na classe B são citados trabalhos que usam características que vão além da FFT, os quais usam um conjunto amplo de alternativas partindo desde a transformada *wavelet* [19] ao desenho da forma de onda no transiente de energia. O primeiro deles é o algoritmo de Sultanem [20], que propôs um método similar ao do MIT porém com a adição da duração do transiente e harmônicas. O segundo [21] usa a transformada *wavelet*. O terceiro usa as propriedades geométricas da curva Corrente x Tensão como característica [22] [23]. O quarto usa a combinação de varias características que são: variações nas curvas da potência ativa e da reativa, harmônicas, curva da admitância, forma de onda da potência (produto I.V em função do tempo), autovalores da forma de onda e forma de onda do transiente [24]. O quinto usa as forma de onda sem processamento algum [25]. O sexto trabalho usa os valores das potências ativa e reativa e características de transiente expressas em termos de coeficientes de regressão da adequação a FFT [26] [27].

Em [7], os autores ressaltam que a maioria das pesquisas está focada na exploração das assinaturas ao invés do desenvolvimento dos algoritmos. Em seguida é dito que os pesquisadores têm basicamente seguido duas abordagens. A primeira, chamada de abordagem de otimização, busca a combinação de cargas que se adapte melhor ao sinal observado. A segunda, chamada de abordagem de reconhecimento de padrões, tenta relacionar as mudanças de estado das cargas com as características detectadas, uma por uma. O método desenvolvido pelo MIT é algo intermediário entre estas duas abordagem.

A expectativa em relação à abordagem de otimização, por trabalhar com mais informações, é de que ela tenha melhor desempenho na desagregação de cargas. Por outro lado, a segunda abordagem, a de reconhecimento de padrões, aparenta ser mais robusta para lidar com cargas de assinatura desconhecida. Contudo, não é possível comparar diretamente tais abordagens devido a ambiguidade na acurácia e as diferentes assinaturas usadas nos diferentes métodos.

A nova direção no desenvolvimentos de algoritmos tem sido a combinação de vários algoritmos diferentes afim de melhorar o desempenho. Aparentemente, a combinação de diferentes algoritmos alcança quase 10% de melhora na acurácia, do que qualquer algoritmo individual. Contudo ainda é necessário avaliar melhor as falsas detecções geradas pela combinação. A questão da combinação de regras de decisão é assunto relacionado a *fusão de informação*.

Em [7] os autores também discutem as métricas de acurácia empregadas nos diversos trabalhos. Primeiramente é afirmado que não existe um consenso sobre as métricas que devem ser usadas e que, conseqüentemente, fazer uma comparação entre diferentes algoritmos de

NIALM é algo difícil. O autor cita que apenas uma referência, o trabalho de Liang [24], sistematicamente considerou o problema da caracterização da acurácia, trabalhando com a acurácia na detecção de eventos, acurácia na desagregação e acurácia geral. Por fim, Zeifman [7] sugere que a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) seria benéfica para estabelecer um padrão de avaliação para algoritmos de NIALM. Curvas ROC são úteis na organização de classificadores e na visualização dos desempenhos. Curvas ROC são comumente usadas em tomadas de decisão na medicina e nos últimos anos tem sido usadas nas pesquisas de *machine learning* e *data mining*. Uma métrica única é eficaz para avaliar os algoritmos seriam a qualidade da estimativa da energia consumida. Verificar o percentual do erro entre a estimativa de energia consumida pelas cargas e o valor real, seria uma métrica simples e resolveria o problema de diversidade de métricas.

Zeifman conclui [7] citando alguns desafios que o NIALM ainda enfrenta e reafirmando alguns pontos importantes para desenvolvimentos futuros. Ainda não foi encontrada uma solução que se adapte adequadamente a todos os tipos de cargas presentes numa residência. Também ainda não se definiu uma assinatura, ou um conjunto delas, que seja amplamente aceita, isso porque ainda não se encontrou uma que, ao mesmo tempo, permita uma identificação robusta, precisa e adaptável. Dentre os pontos importantes para desenvolvimentos futuros, cita-se que a união de assinaturas e de algoritmos para melhorar a acurácia. Além disso, a curva ROC é vista pelos autores de [7] como solução para o problema de diversidade de métricas de acurácia.

A fim de evitar equívocos é válido alertar aos leitores que queiram se aprofundar no assunto que o termo “Monitoramento Não Intrusivo de cargas” tem sido abreviado de formas variadas nos diversos trabalhos. A expressão em inglês *Nonintrusive Appliance Load Monitoring* por vezes tem sido abreviada como NALM, em outras como NIALM, neste trabalho usaremos NIALM. Vale também alertar que é possível encontrar a sigla NILM se referindo à expressão *Non-Intrusive Load Monitor*.

1.3 Objetivos

Este trabalho visa a auditoria energética em residências para fins de eficiência. Neste sentido, este trabalho busca o desenvolvimento de um sistema para Monitoramento Não Intrusivo de cargas elétricas residenciais. O objetivo básico é monitorar o perfil de consumo elétrico através da determinação do consumo individual de cada carga. A principal contribuição deste trabalho é a capacidade de reconhecer o funcionamento dos eletrodomésticos a partir apenas da análise da tensão e da corrente no ramal principal da instalação elétrica. Assim,

o cliente tem acesso às informações que refletem seus hábitos de consumo de energia elétrica sem ter que investir uma grande soma em um sistema de monitoramento individualizado.

O principal foco deste trabalho é mostrar a viabilidade de uso do sistema desenvolvido, e para isso é analisada a qualidade dos resultados gerados. Afim de avaliar a qualidade do sistema, são analisadas quatro de suas capacidades. A primeira é a capacidade de reconhecer os eventos de liga e desliga em meio ao gráfico de potência ativa. A segunda é a habilidade de classificar os eventos reconhecidos, relacionando-os à carga que os gerou. A terceira diz respeito a estimar o tempo de funcionamento, que é ato de relacionar um evento de liga da carga a um evento de desliga. E a quarta é estimar o consumo, através da multiplicação da potência da carga pelo tempo de funcionamento. É relevante perceber que tais capacidades estão em camadas, ou seja, o resultado de uma é usado como dado de entrada para outra. Embora o alvo mais desejado seja uma estimativa de consumo precisa, fica evidente a importância de uma boa qualidade também para as outras capacidades.

Outro objetivo também a ser alcançado é reduzir ao mínimo a intrusão na residência sem comprometer a precisão no reconhecimento do funcionamento dos eletrodomésticos. Para isso, são desenvolvidas e analisadas duas abordagens de treinamento do classificador do *software*, uma supervisionada e outra não supervisionada. Os classificadores são funções discriminantes, que, calculando as medidas de similaridades entre objetos no espaço de características, separam estes objetos em classes [28]. O classificador do *software* desenvolvido neste trabalho consiste de um conjunto de rotinas capazes de identificar os eventos de liga e desliga dos eletrodomésticos a partir do agrupamento das assinaturas semelhantes. Serão avaliadas as quatro capacidades citadas anteriormente para as duas abordagens.

Levando em conta a divisão em classes proposta por [7], este trabalho se enquadra na Classe B, Mudanças nas Potências Ativa e Reativa e Assinaturas Adicionais. Neste trabalho existe o diferencial de se usar também o degrau de Distorção Harmônica Total de Corrente (DHTI), além do degrau de potência ativa (P) e reativa (Q). A variação que o ligar/desligar de uma carga gera na distorção harmônica de corrente é usada para facilitar a distinção entre as cargas.

Semelhante ao proposto em [2] este trabalho é voltado apenas para cargas ON-OFF. Contudo, esse trabalho se diferencia de [2] no quesito treinamento do classificador. Enquanto em [2] é desenvolvido o MS-NALM para obter informações *a priori* para o AS-NALM, este trabalho não segue este paradigma. Acredita-se que embora nas residências geralmente existam os mesmos tipos de cargas, variando apenas em questões de classe socioeconômica, cargas de mesmo tipo podem ter características elétricas drasticamente diferentes de uma residência para outra. O projeto do fabricante, o hábito de uso e o estado de conservação, podem

fazer com que eletrodomésticos de um mesmo tipo, como por exemplo geladeiras, possam ter características elétricas bem diferentes. Então, o paradigma seguido é o de que cada residência tem suas características próprias, assim sendo, o treinamento do classificador deve ser feito usando apenas dados da residência a ser monitorada. Além disso, esse paradigma evita o treinamento excessivamente trabalhoso que usaria dados de várias residências.

A Figura 1.3 apresenta uma fotografia do sistema de monitoramento desenvolvido neste trabalho. Na Figura 1.3 um analisador de energia, usado para obter as medidas elétricas no ramal principal da instalação, está conectado à um quadro de disjuntor e a um *notebook*, para o qual são transferidas as medidas. O *notebook* tem instalado o *software* que estima o funcionamento das cargas.

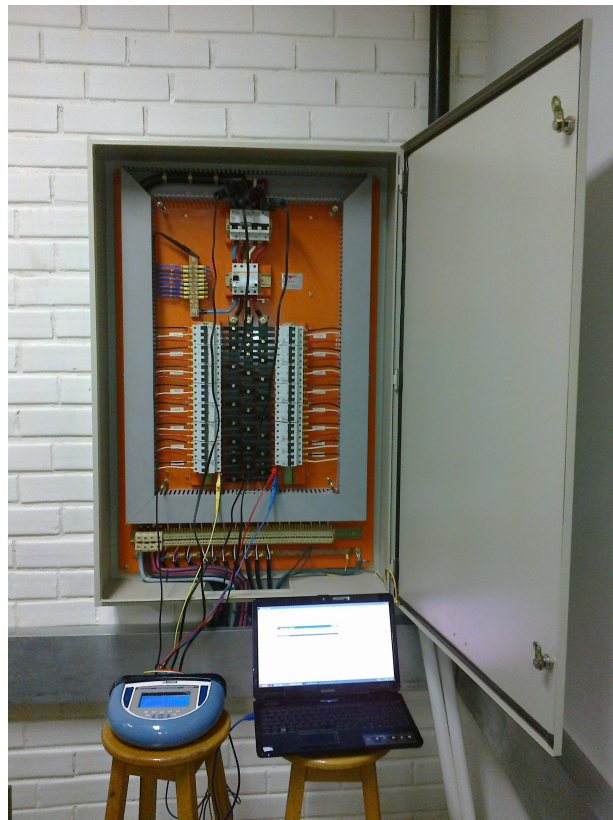


Figura 1.3: Sistema de Monitoramento desenvolvido neste Trabalho.

1.4 Estrutura do Texto

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: O Capítulo 2 aborda alguns conceitos teóricos fundamentais. O Capítulo 3 apresenta as diretrizes e o desenvolvimento do *software*

de monitoramento não intrusivo. O Capítulo 4 exibe e analisa os resultados apresentados pelo *software* para as medições realizadas numa residência com vista a validar o seu funcionamento. O Capítulo 4 também apresenta experimentos em que o *software* recebe medições fora das condições ideais para seu funcionamento. Por fim, o Capítulo 5 destaca as principais conclusões obtidas durante o desenvolvimento e a avaliação do *software*. Além disso o Capítulo 5 apresenta as oportunidades de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo trata dos fundamentos teóricos usados neste trabalho. O reconhecimento do funcionamento das cargas elétricas através da análise da tensão e corrente no ramal principal é feito partindo-se da detecção de eventos de liga e desliga, seguindo-se do agrupamento de eventos com assinaturas semelhantes. As Seções 2.1 e 2.2 abordam as características das cargas elétricas que compõe a assinatura usada no sistema desenvolvido, respectivamente, potências ativa e reativa e distorção harmônica de corrente. A Seção 2.3 trata dos algoritmos de *k-Means* e ISODATA, usados para agrupar os eventos com assinaturas semelhantes.

2.1 Potências Ativa e Reativa

A potência instantânea de uma carga elétrica é o produto entre a tensão nos seus terminais e a corrente demandada. Partindo-se das fórmulas da tensão (v) e da corrente (i) para circuitos elétricos senoidais,

$$v = V_m \cos(\omega t + \theta_v), \quad (2.1)$$

$$i = I_m \cos(\omega t + \theta_i), \quad (2.2)$$

pode-se exprimir a potência instantânea (p) como na equação abaixo [29]

$$p = \frac{V_m I_m}{2} \cos(\theta_v - \theta_i) + \frac{V_m I_m}{2} \cos(\theta_v - \theta_i) \cos 2\omega t - \frac{V_m I_m}{2} \sin(\theta_v - \theta_i) \sin 2\omega t \quad (2.3)$$

onde V_m e I_m são as amplitudes da tensão e da corrente, respectivamente. As variáveis θ_v e θ_i são os ângulos de fase da tensão e da corrente. E ω é a frequência angular.

É conveniente escrever a Equação potência da forma mostrada em abaixo.

$$p = P + P \cos 2\omega t - Q \sin 2\omega t, \quad (2.4)$$

onde

$$P = \frac{V_m I_m}{2} \cos(\theta_v - \theta_i), \quad (2.5)$$

$$Q = \frac{V_m I_m}{2} \sin(\theta_v - \theta_i), \quad (2.6)$$

onde P é a potência média, comumente chamada de **Potência Ativa**, e Q é a **Potência Reativa**. A potência ativa é comumente chamada assim pois ela é a parcela da potência que é convertida em formas não-elétricas. A potência reativa pode assumir valores negativos para circuitos com características capacitivas ou positivos para circuitos com características indutivas. As potências ativa e reativa serão usadas como assinaturas das cargas elétricas residenciais neste trabalho, assunto abordado em capítulos posteriores.

2.2 Distorção Harmônica de Corrente

A forma de onda da tensão do sistema elétrico, atualmente estabelecido como padrão, é perfeitamente senoidal, ou seja, tem apenas a frequência fundamental. No sistema elétrico nacional a frequência fundamental padronizada é 60Hz. Entretanto, se certos tipos de cargas forem ligadas a um sistema elétrico padrão, elas causarão distorções na forma de onda da tensão e/ou da corrente.

Sabe-se que uma função periódica $f(t)$, que atende certas condições, pode ser desenvolvida em uma série de termos em seno e cosseno, com frequências múltiplas da frequência fundamental, chamada série trigonométrica de Fourier [30] como mostra a equação abaixo.

$$f(t) = a_o + \sum_{n=1}^{\infty} \left[a_n \cdot \cos\left(\frac{2n\pi t}{T}\right) + b_n \cdot \text{sen}\left(\frac{2n\pi t}{T}\right) \right], \quad (2.7)$$

onde T é período de $f(t)$ e n pertence ao conjunto dos números inteiros positivos. Os coeficientes a_o , a_n e b_n são obtidos pelas equações:

$$a_o = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} f(t) dt, \quad (2.8)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} f(t) \cos\left(\frac{2n\pi t}{T}\right) dt, \quad (2.9)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} f(t) \text{sen}\left(\frac{2n\pi t}{T}\right) dt. \quad (2.10)$$

Além disso, fazendo-se uso de certas identidades trigonométricas é possível exprimir a série exclusivamente em termos de cossenos ou exclusivamente em termos de senos, ficando a cargo da conveniência tal escolha. Esses fatos permitem que formas de ondas distorcidas de tensão e de corrente sejam decompostas em funções senoidais com frequências múltiplas da fundamental. Além disso, cada senóide que compõe o sinal distorcido tem um determinado ângulo de fase. Assim, tais senóides de frequências múltiplas são chamadas de componentes harmônicas. Ou seja, componentes harmônicas são tensões ou correntes senoidais com frequências que são múltiplas da frequência fundamental, aquela para a qual é projetado o sistema. Nas pesquisas e na literatura tem sido utilizado o termo *Total Harmonic Distortion* (THD), ou em português, taxa de distorção harmônica (TDH), ou ainda Distorção Harmônica Total (DHT), para caracterizar o conteúdo harmônico de correntes de linha associadas às cargas não-lineares [31]. A DHT, que no caso de distorção associada a corrente é chamada DHTI, é calculada segundo a equação:

$$DHTI(\%) = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_n^2}}{I_1} \cdot 100, \quad (2.11)$$

nesta equação o denominador é o valor eficaz da componente fundamental e o numerador representa a corrente harmônica eficaz total menos a componente fundamental.

2.3 *K-MEANS* e ISODATA

Neste trabalho a detecção de um evento de liga/desliga em meio a curva de carga é seguida pelo levantamento de sua assinatura. A assinatura do evento é composta por três características, as amplitudes dos degraus de P, Q e DHTI. A assinatura, que consiste de um vetor de três dimensões, é plotada num espaço tridimensional e com o uso de um conjunto de rotinas, que constituem o classificador, são agrupados os eventos com assinaturas semelhantes para assim determinar a qual eletrodoméstico pertence cada evento. Neste trabalho para agrupamento de dados foram usados as técnicas *k-Means* (ou k-Médias)[32] e ISODATA [32], ambas as técnicas são não supervisionadas, porém *k-Means* é usado para categorizar as amostras para, posteriormente, utilizar o resultado de forma supervisionada. O algoritmo chamado ISODATA, proposto por Ball e Hall em 1965, é considerado uma variação do algoritmo *k-Means* [32]. O algoritmo *k-Means* tem basicamente as seguintes etapas:

1. Escolher, aleatoriamente, a posição de k centróides para os k grupos, nos quais se deseja dividir os dados do hipervolume;
2. Associar cada um dos dados ao centróide que esteja mais próximo dele;
3. Recalcular a posição de cada um dos centróides usando as posições dos dados que pertencem a seu grupo;
4. Se um critério de convergência não tiver sido satisfeito deve-se retornar ao passo 2. Como critérios de convergência típicos têm-se o número mínimo de transição de dados de um grupo para outro ou a mínima diminuição do quadrado do erro.

Os algoritmos *k-Means* e ISODATA são estatísticos. A variação característica do algoritmo ISODATA em relação ao *k-Means* é basicamente a permissão para que os grupos sejam unidos e divididos. Tipicamente, um grupo é dividido quando a variância ultrapassa um limite pré-estabelecido, e dois grupos são unidos quando a distância entre seus centróides é inferior a um certo limite, também pré-estabelecido. Graças a esta permissão, no ISODATA, não é necessário estipular um número k de centróides antes da execução do programa, como é feito na etapa 1 do *k-Means*, o alvo é encontrar a divisão ideal dos grupos de acordo com os limites pré-estabelecidos. A Figura 2.1 ilustra a execução do algoritmo de *k-Means* para um conjunto de dados representados num plano. A Figura 2.2 ilustra a execução do algoritmo de ISODATA.

O *k-Means* é usado na abordagem supervisionada desenvolvida para o sistema. Na abordagem supervisionada inicialmente são fornecidos eventos rotulados como o nome de cada

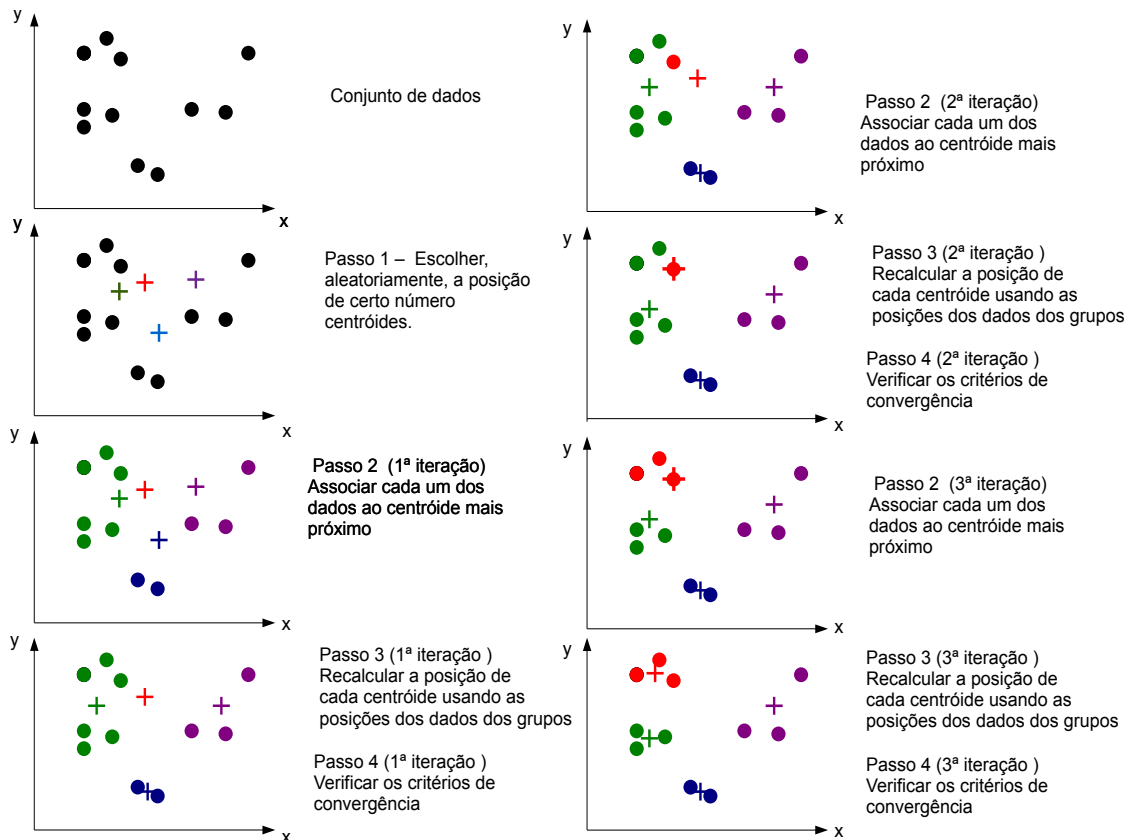


Figura 2.1: Ilustração da execução do algoritmo k -Means para um conjunto de dados representados num plano.

eletrodoméstico para se efetuar o treinamento do classificador. O treinamento do classificador consiste na produção de centróides que representam as características elétricas, ou seja, as assinaturas padrões de cada eletrodoméstico. Em seguida, os centróides produzidos no treinamento são usados para reconhecer os novos eventos através do k -Means. É importante salientar que a necessidade de rotular os eventos implica na intrusividade na residência. Os eventos para o treinamento são gerados a partir do liga e desliga dos eletrodomésticos e o registro dos horários em que foram ligados e desligados. Através do horário é possível associar as características elétricas com os eletrodomésticos.

O ISODATA é usado na abordagem não supervisionada. Na abordagem não supervisionada, ao invés de se efetuar um treinamento prévio, usa-se apenas o ISODATA para organizar os eventos em grupos, e cada grupo representaria um eletrodoméstico. Como não é feito o treinamento não é necessária a intrusão na instalação elétrica afim de produzir os eventos rotulados. Fica evidente que a abordagem não supervisionada é vista como uma alternativa para se eliminar a intrusividade.

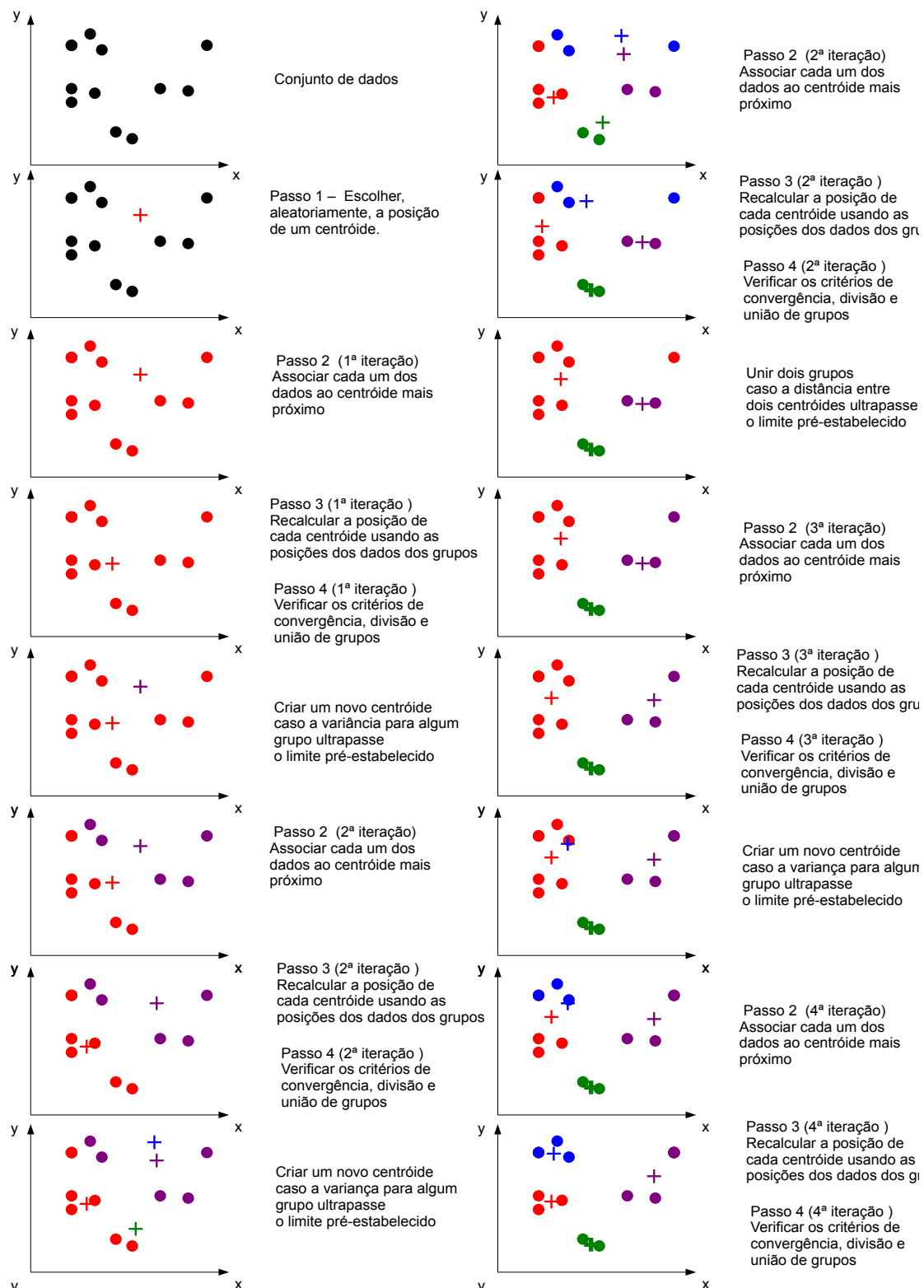


Figura 2.2: Ilustração da execução do algoritmo ISODATA para um conjunto de dados representados num plano.

É importante esclarecer que as duas abordagens vão apresentar resultados com qualidades diferentes. Nos próximos capítulos ficará evidente que a abordagem supervisionada produz resultados melhores, entretanto, a abordagem não supervisionada pode ser a melhor alternativa em determinadas condições, devido a independência de intrusão.

Este Capítulo exibiu os principais conceitos utilizados neste trabalho, apresentando de forma objetiva a Potência Ativa, a Potência Reativa, a Distorção Harmônica de Corrente, *k-Means* e ISODATA. Passa-se agora a apresentar o *Software* que foi desenvolvido.

Capítulo 3

O *Software* Desenvolvido

O presente capítulo detalha o *software* produzido para o NIALM. A Seção 3.1 apresenta as escolhas feitas que direcionaram o desenvolvimento, tais como as escolhas das assinaturas, e as limitações que influenciaram. A Seção 3.2 exhibe as etapas do *software* explicando como elas funcionam e se inter-relacionam. Por fim, a Seção 3.3 encerra o capítulo destacando os principais pontos do desenvolvimento.

3.1 Limitações e Diretrizes do Desenvolvimento

O NIALM necessita de um *hardware* com determinadas características para o seu funcionamento adequado, como dito anteriormente. Em muitos trabalhos são desenvolvidos *hardwares* específicos, o que demanda tempo, recursos e infraestrutura. O desenvolvimento de um novo *hardware* tem como principal vantagem a possibilidade de se evitar que este traga restrições ao sistema. Entretanto, as qualidades do novo equipamento, como acurácia, robustez, entre outras, deverão ser avaliadas para se assegurar sua confiabilidade. A utilização de um *hardware* pronto parte do pressuposto que as qualidades afirmadas pelo fabricante são verdadeiras, isso acelera o processo de desenvolvimento. Neste trabalho, se optou por um *hardware* já existente no laboratório por questões de tempo e de recursos [33].

Um analisador de energia fabricado pela empresa Embrasul, o RE 6000, foi utilizado neste trabalho [34]. O RE 6000 é capaz de armazenar tensão, corrente, frequência, potência ativa, potência reativa, potência complexa, fator de potência e harmônicas. Quanto as amostras, o equipamento tem tempos de integração pré-definidos para a escolha do usuário, sendo o

mínimo de 100 ms.

A interface de comunicação do analisador com o computador, mediante a qual é feita a descarga dos dados, é uma interface *Ethernet*, o que permite que sejam feitas as descargas de forma rápida e à distância, desde que o analisador e o computador estejam na mesma sub-rede. Neste trabalho foi feita uma abordagem *off-line* a fim de se evitar inicialmente a dispersão de esforços em questões de Tecnologia da Informação. Contudo, uma abordagem *on-line* é um aperfeiçoamento muito desejável para os futuros trabalhos. Os dados registrados são descarregados no computador através do *software* ANL 6000, que é distribuído acompanhando o analisador. Os dados podem ser exportados no formato de texto permitindo que eles sejam exibidos nos tradicionais programas de edição de planilhas, tais como Excel.

Apesar de se usar um *hardware* pronto, o NIALM não está cativo a tal equipamento. Outro analisador poderá ser utilizado desde que os dados sejam exportados no formato adequado ao *software* do NIALM, no caso, organizados de forma conveniente num arquivo de extensão “.txt”. Contudo, caso os dados não estejam adequadamente formatados, ainda existe a possibilidade de se desenvolver rotinas computacionais capazes de organizá-los. Esta adaptabilidade é uma vantagem pois facilita parcerias com fabricantes de analisadores permitindo até que o *software* do NIALM seja incorporado aos *softwares* dos fabricantes.

Uma vez que os *softwares* de monitoramento não intrusivo são mais complexos e demandam um bom esforço computacional, neste trabalho optou-se por desenvolver o *software* do NIALM no Scilab 5.3. O Scilab é um *software* livre, voltado para computação numérica, que fornece um ambiente poderoso para aplicações científicas e de engenharia [35]. Por ser livre, o acesso a esta boa ferramenta computacional é fácil e isso permite maior adaptabilidade ao NIALM.

A intrusividade é o problema principal que o NIALM aborda. Evidentemente, o ideal seria que simplesmente o equipamento fosse ligado ao ramal principal da instalação e que ele automaticamente identificasse todas as cargas e gerasse as estatísticas sobre elas com extrema precisão. Contudo, a identificação das cargas não é simples e geralmente o que se tem encontrado são soluções com algumas restrições ou caracterizadas como relações de compromisso entre intrusividade e precisão. As relações de compromissos e as restrições têm implicações significativas no desenvolvimento dos *softwares* no monitoramento não intrusivo.

Neste trabalho, foram desenvolvidas simultaneamente duas abordagens, uma supervisionada e outra não supervisionada. A primeira, a abordagem supervisionada, lança mão da intrusividade durante certo período através do qual o usuário gera eventos para treinar o

classificador de cargas. A segunda, não tem intrusividade e, sem histórico algum, o classificador de cargas efetua a identificação. Evidentemente haverá diferenças na qualidade dos resultados destas duas abordagens e isso será discutido mais a diante.

O *software* desenvolvido usa três variáveis para diferenciar uma carga da outra, a Potência Ativa (P), a Potência Reativa (Q) e a Distorção Harmônica Total da Corrente (DHTI). Estas três variáveis são usadas como eixos de um espaço tridimensional, como mostra a Figura 3.1, e as cargas são reconhecidas pela proximidade.

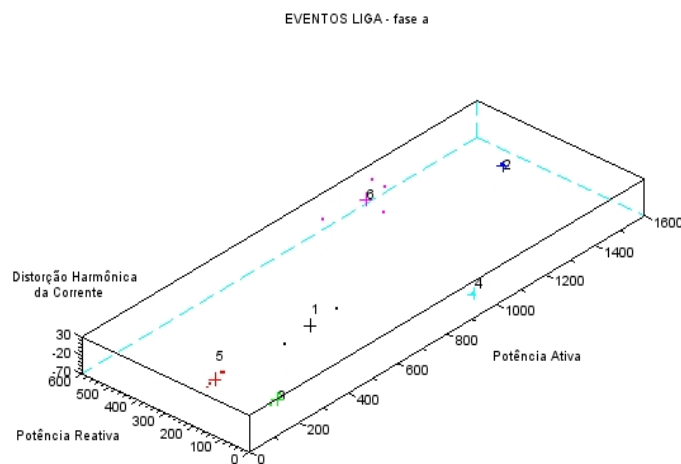


Figura 3.1: Espaço tridimensional formado pelas variações da Potência Ativa, Potência Reativa e Distorção Harmônica Total da Corrente.

Sobre a DHTI, é importante esclarecer que não se está interessando em saber exatamente a contribuição de harmônicas de cada carga mas sim a variação que o ligar/desligar de uma carga gera. Por exemplo, se um chuveiro, que tem uma corrente alta e sem distorção, ligar quando uma TV, que tem uma corrente baixa e bem distorcida, estiver funcionando, isso causará uma variação no valor da DHTI da corrente no ramal principal, embora não esteja ocorrendo o cancelamento de harmônicas.

Os eventos detectados ao longo da execução da rotina são separados em duas categorias, eventos de Liga e de Desliga. Após separados são construídos dois espaços tridimensionais, um para os eventos de Liga e outro para os de Desliga. Esta separação é conveniente, pois diminui o esforço computacional e também é uma forma de abordar o problema de deriva da potência relatado em [2]. O problema da deriva da potência deve-se ao fato de que determinadas cargas ON-OFF variam seu consumo de forma gradual ao longo do funcionamento. Lembrando que neste trabalho são consideradas apenas cargas ON-OFF. Um exemplo destas cargas com variação no consumo são os compressores dos refrigeradores.

A Figura 3.2 mostra os gráficos das potências ativa e reativa para um frigobar, é possível perceber que a potência ativa, representada em vermelho, vai reduzindo gradualmente até estabilizar em um determinado nível.

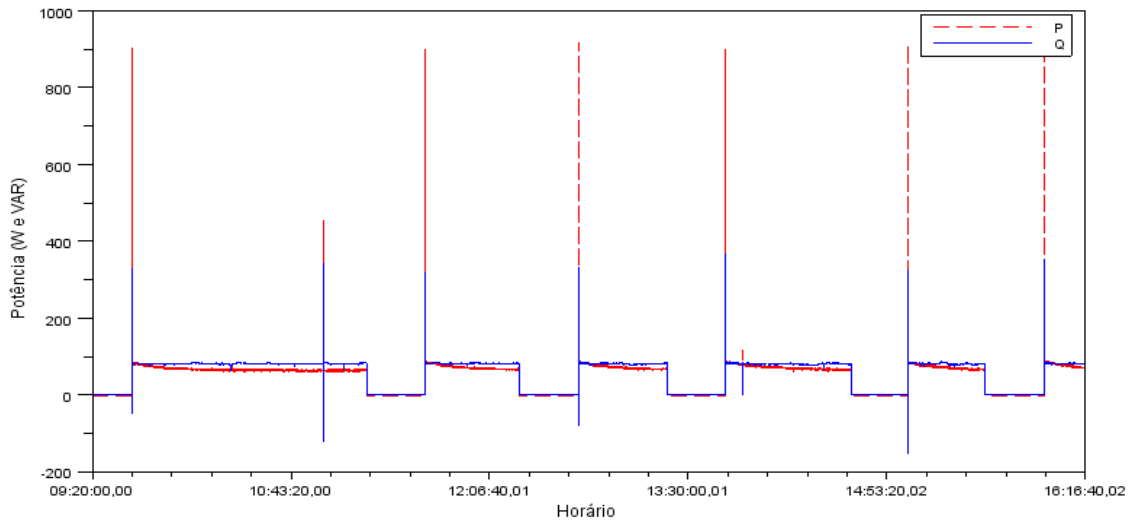


Figura 3.2: Curvas da Potência Ativa e da Potência Reativa de um Frigobar.

3.2 As etapas do *software*

As etapas de execução são descritas a seguir. Entretanto, antes da execução do *software* os dados deverão ser exportados pelo ANL 6000 em vários arquivos de extensão “.txt”. Cada arquivo deve corresponder a uma variável de cada fase e deve ser salvo junto com os demais numa mesma pasta. O usuário deve informar inicialmente para o *software* o nome da pasta onde estão os arquivos, quais as fases foram monitoradas, o tempo de integração das amostras e escolher se deseja uma abordagem supervisionada ou não supervisionada. Em seguida se inicia a execução.

1. *Conversão de arquivos*: Todos os arquivos são automaticamente abertos e copiados, num diretório temporário, com extensão “.dat”, que facilita a manipulação no Scilab.
2. *Deteção de eventos*: O arquivo da potência ativa é aberto e os valores são inspecionados para verificar se houve um degrau de variação da potência ativa numa janela de 10 segundos, conforme Figura 3.3. Degraus com duração inferior a 5 segundos ou com amplitude inferior a 60W são ignorados, os demais são considerados como eventos. Após a inspeção o número da amostra referente ao momento que ocorreu cada evento é armazenado.

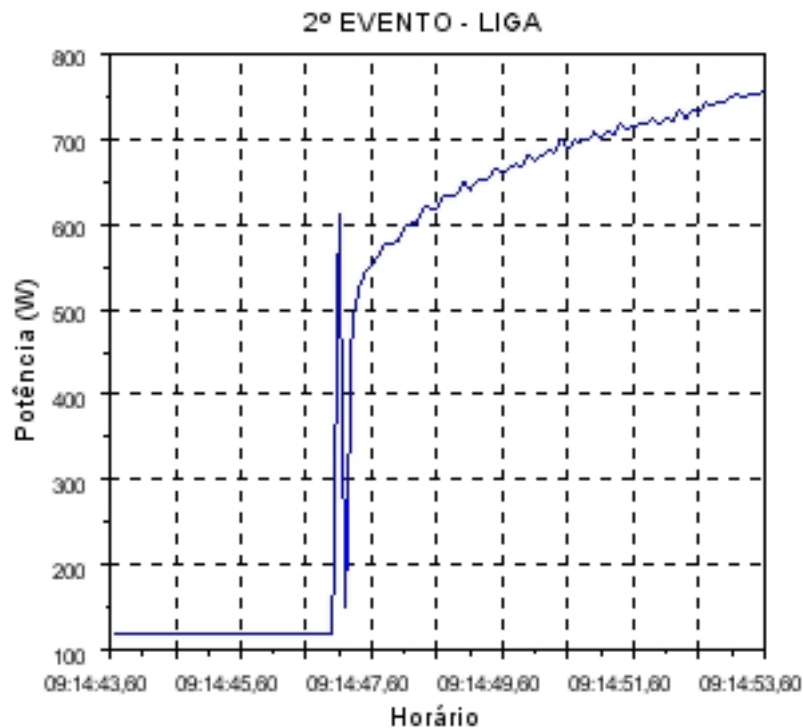


Figura 3.3: Exemplo de degrau de potência ativa caracterizado como evento.

3. *Resgate das Variáveis*: O número da amostra é usado para resgatar uma janela de 10s em torno do evento, como na Figura 3.3. O resgate é feito nos arquivos de P, de Q e de DHTI.
4. *Cálculo dos Degraus*: As amostras resgatadas são usadas para calcular a amplitude das variações nos eventos, os degraus, de cada uma das 3 variáveis citadas na etapa 3.
5. *Classificação do Tipo*: Os degraus da potência ativa são usados para determinar se os eventos são referentes ao ligar ou ao desligar das cargas elétricas. Se o degrau for superior a +60 W o evento é classificado como liga, caso seja inferior a -60W é desliga. Caso, esteja entre +60W e -60 W é rotulado como não classificado.
6. *Separação dos Eventos*: Os eventos são separados em dois grupos, liga e desliga, especialmente para minimizar o esforço computacional.
7. (a) *Abordagem Supervisionada*: O usuário é questionado se deseja usar os dados para treinar o classificador ou se quer identificá-los.
 - i. Caso deseje treinar, serão mostrados, de cada evento, o horário e três figuras, iguais à Figura 3.3, exibindo as variações de P, de Q e de DHTI. Então, o usuário deverá informar qual o nome da carga que ligou ou desligou naquele

instante. Após o término do treinamento as cargas são agrupadas através dos nomes e são calculadas as médias dos eventos, ou seja, os centróides dos grupos por meio do algoritmo *k-Means*. Os centróides são salvos para serem usados pelo classificador em outros dados. Os centróides na Figura 3.1 são representados por cruces e os eventos por pontos.

- ii. Caso deseje fazer a classificação de novos eventos, os centróides do último treinamento serão carregados e serão calculadas as distâncias dos eventos segunda a equação a seguir:

$$D = \sqrt{(P_1 - P_2)^2 + (Q_1 - Q_2)^2 + (DHTI_1 - DHTI_2)^2} \quad (3.1)$$

Cada evento receberá o nome da carga que tem o centróide mais próximo.

- (b) *Abordagem Não Supervisionada*: Caso o usuário tenha selecionado a abordagem não supervisionada, antes da execução do código, ele não necessitará interagir novamente com o *software*. Os eventos são agrupados no espaço tridimensional automaticamente usando-se o algoritmo ISODATA. O número mínimo de pontos por grupo é 2 e o desvio padrão máximo é 0,2. Como a abordagem é não supervisionada as cargas recebem somente números ao invés de nomes, a Figura 3.1 foi gerada através da abordagem não supervisionada. Como os eventos estão separados em dois grupos, liga e desliga, é necessário que sejam relacionados os centróides de liga com os centróides de desliga adequadamente. Isso também é feito calculando-se as distâncias.
8. *Cálculo e Exibição de Resultados*: Esta etapa só é iniciada depois que as etapas de 1 à 7 são repetidas para cada uma das fases de alimentação da residência que o usuário informou antes da execução. Após os eventos terem sido identificados com os nomes, ou números, das cargas, é possível determinar então quando cada carga ligou ou desligou. Partindo destas informações são estimadas o tempo de funcionamento das cargas. Também são estimados os consumos de energia ativa simplesmente multiplicando-se o tempo de funcionamento obtido pela coordenada do centróide que é referente à potência ativa. A Figura 3.4 apresenta do fluxograma do *software* desenvolvido. A Figura 3.5 ilustra o funcionamento do *software*. As Figura 3.6 e 3.7 mostram como os resultados são exibidos.

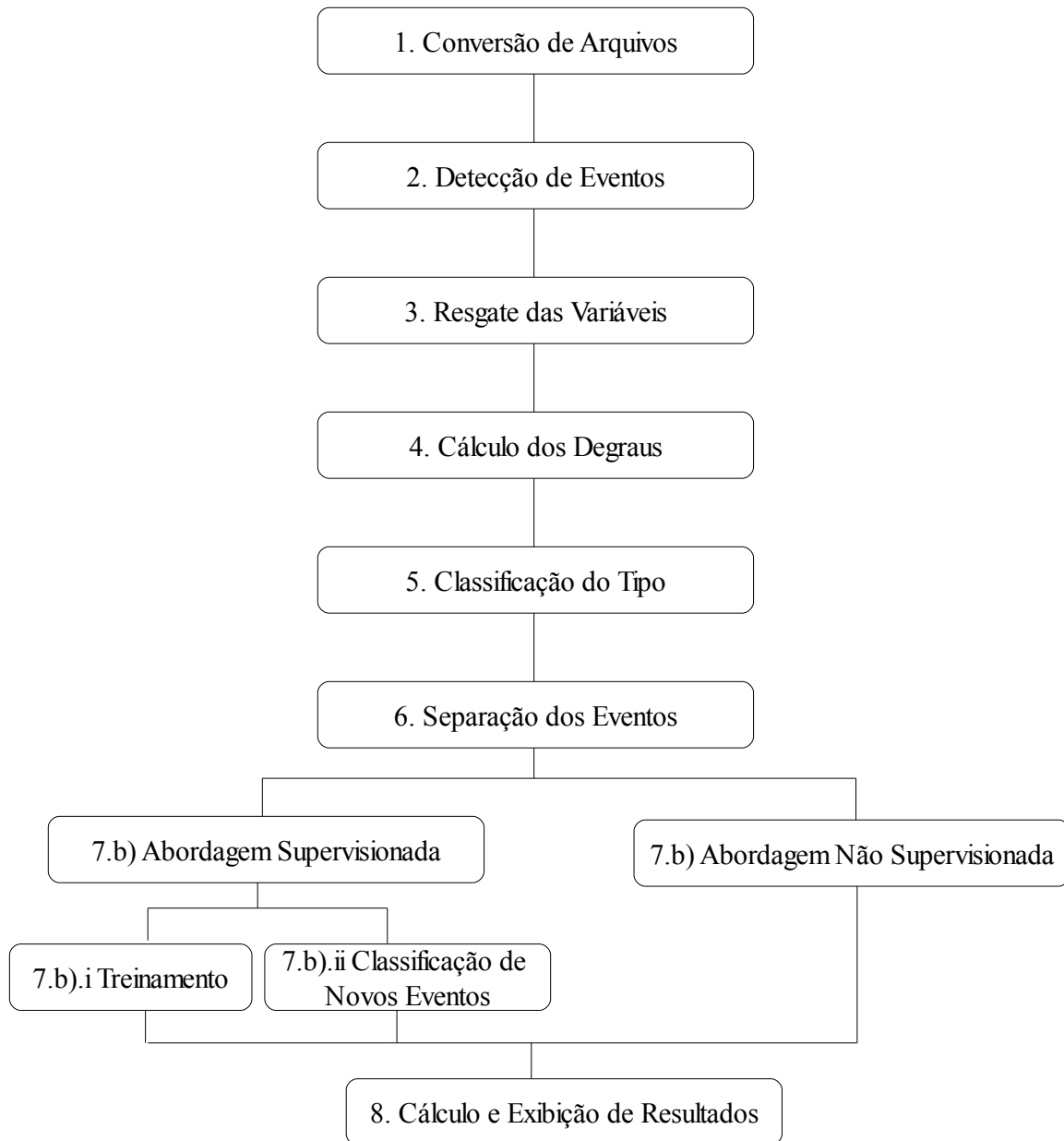


Figura 3.4: Fluxograma do *software* desenvolvido.

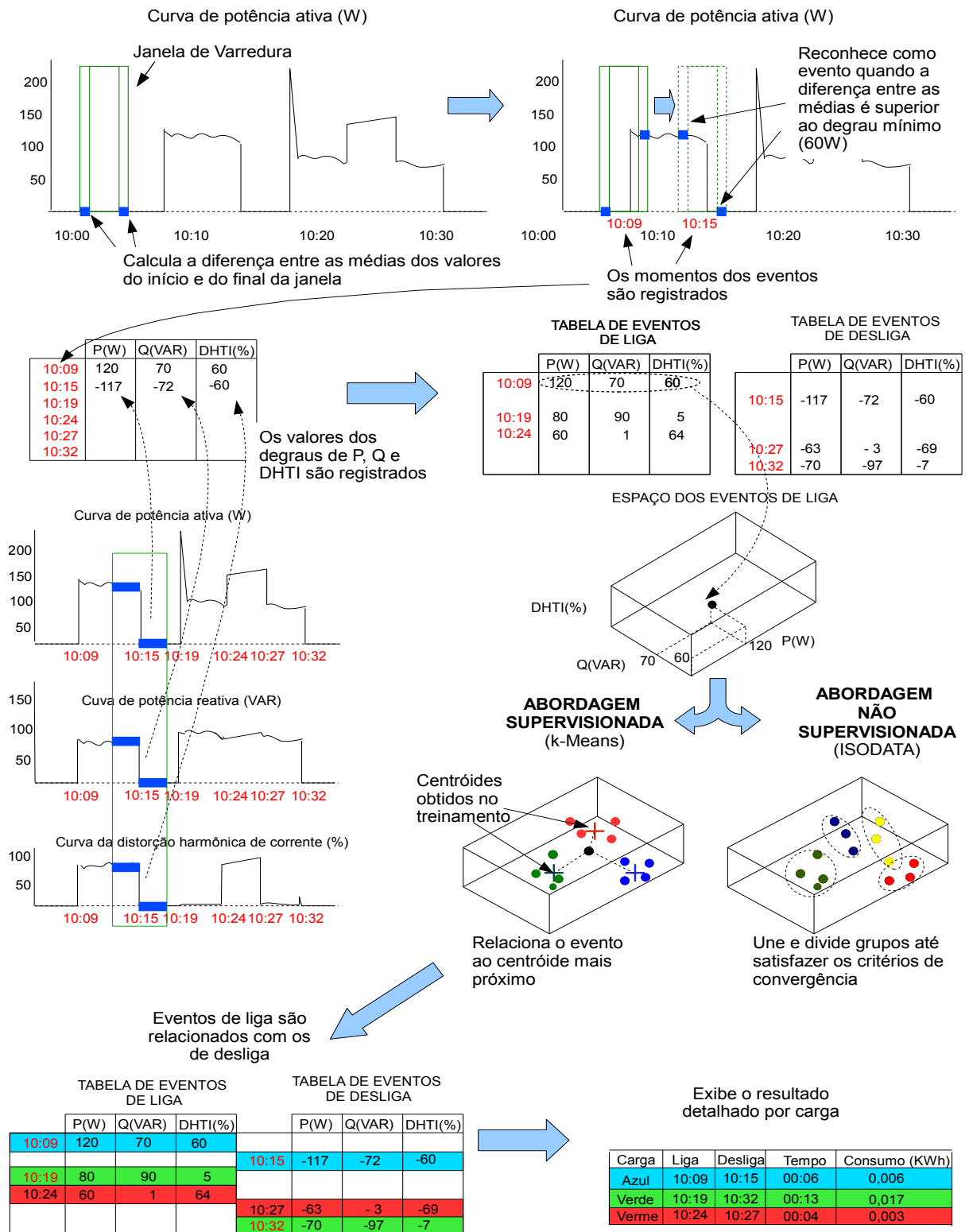


Figura 3.5: Ilustração do funcionamento do *software*.

| CARACTERÍSTICAS DAS CARGAS | | | | | | | | | | | | | | | |
|----------------------------|-------|----------------|------------------|-------------------------------|------|-------|----------------|----------------------------|-------------------|------|-------|-------------------------------|------------------|-------------------|--|
| CARGAS QUE LIGAM NA FASE a | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE a | | | | CARGAS QUE LIGAM NA FASE b | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE b | | | |
| | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | |
| 1: 1 | 1: | 527.28075 | 248.46375 | -25.52225 | 1: 1 | 1: | -636.95038 | -265.66725 | 19.0075 | 1: 1 | 1: | 70.6515 | 126.18633 | 62.123333 | |
| 2: 2 | 2: | 1412.79 | 342.6935 | 22.4155 | 2: 2 | 2: | -1412.7025 | -341.2385 | -22.358 | 2: 2 | 2: | 1640.5295 | 573.763 | 6.653 | |
| 3: 3 | 3: | 138.90025 | 22.000625 | 12.784875 | 3: 3 | 3: | -138.645 | -13.9503 | -8.5356 | 3: 3 | 3: | 95.293786 | 6.9787143 | -25.010786 | |
| 4: 4 | 4: | 912.28567 | 5.4615 | -7.7615 | 4: 4 | 4: | -909.641 | -5.7981667 | 7.7388333 | 4: 4 | 4: | 996.653 | 470.2665 | -14.395 | |
| 5: 5 | 5: | 175.791 | 280.55 | -43.2733 | 5: 5 | 5: | -198.6703 | -281.8139 | 60.739 | 5: 5 | 5: | | | | |
| 6: 6 | 6: | 1059.6545 | 520.81187 | 7.6735 | 6: 6 | 6: | -1086.8944 | -449.653 | -8.559875 | 6: 6 | 6: | | | | |
| | | | | | 7: 7 | 7: | -193.3235 | -107.5365 | -9.035 | 7: 7 | 7: | | | | |
| | | | | | 8: 8 | 8: | -65.52875 | -15.6155 | 0.8275 | 8: 8 | 8: | | | | |

Figura 3.6: Resultados da execução do programa, características das cargas obtidas por uma abordagem não supervisionada.

| TEMPO DE FUNCIONAMENTO DAS CARGAS | | | | | |
|-----------------------------------|--------------------------|--------------------------|------------------------|---------------|-------------|
| Cargas que Ligam na fase a | LIGAR da Carga : 4 | DESLIGAR da Carga : | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) |
| 1: 1 | 05/12/2011 - 11:34:55,71 | 05/12/2011 - 11:36:22,81 | 0:1:27.1 | 0.0220403 | 0.0581498 |
| 2: 2 | 05/12/2011 - 11:38:08,61 | 05/12/2011 - 11:39:12,31 | 0:1:3.7 | 0.0161190 | |
| 3: 3 | 05/12/2011 - 11:40:41,01 | 05/12/2011 - 11:42:00,01 | 0:1:19 | 0.0199906 | |
| 4: 4 | | | | | |
| 5: 5 | | | | | |
| 6: 6 | | | | | |
| Cargas que Ligam na fase b | LIGAR da Carga : 1 | DESLIGAR da Carga : 1 | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) |
| 1: 1 | 05/12/2011 - 13:30:03,32 | 05/12/2011 - 13:31:47,72 | 0:1:44.4 | 0.0024008 | 0.0046624 |
| 2: 2 | 05/12/2011 - 13:33:07,92 | 05/12/2011 - 13:34:41,92 | 0:1:34 | 0.0021616 | |
| 3: 3 | 05/12/2011 - 13:33:28,42 | | | | |
| 4: 4 | | | | | |

Figura 3.7: Resultados da execução do programa, consumo das cargas obtidas por uma abordagem não supervisionada.

3.3 Conclusão

O *software* foi criado para utilizar um analisador já existente no laboratório, o RE 6000, contudo, é adaptável a outros *hardwares*. Decidiu-se desenvolver no Scilab devido à complexidade exigida no monitoramento não intrusivo. Foram projetadas duas abordagens, Supervisionada e Não Supervisionada, as quais trabalham com diferentes níveis de intrusividade e precisão. Uma combinação de três características elétricas foram usadas como assinatura dos eletrodomésticos, a potência ativa, a potência reativa e a distorção harmônica de corrente. Os eventos detectados ao longo da execução da rotina são separados em dois espaços tridimensionais para diminuir o esforço computacional e evitar as complicações geradas pela deriva da potência dos eletrodomésticos.

O *software* é alimentado com arquivos referentes as medidas de P, Q e DHTI, na extensão “.txt”. Os eventos são detectados a partir da curva de P, numa janela de 10 s, quando apresentam um degrau superior a um limite pré-estabelecido. Os instantes dos eventos são registrados e usados para auxiliar o regaste dos valores de Q e DHTI, nos respectivos arquivos. Após resgatadas as medidas de P, Q e DHTI, durante os 10 s em torno do instante do evento, são calculadas as amplitudes das variações destas características. Em seguida, os eventos são distinguidos a partir do sinal da variação de P, sendo separados em liga ou desliga. Depois da separação, passa-se a uma das abordagens do classificador, supervisionada ou não supervisionada, conforme escolha prévia do usuário, antes do início da execução. Após o classificador relacionar os eventos e as cargas, são exibidos os resultados para cada uma delas, são exibidos os momentos que ligaram/desligaram, os tempos de funcionamento e a energia elétrica consumida. No próximos capítulos serão apresentados os experimentos realizados para avaliar o *software*.

Capítulo 4

Resultados e Análises

Neste capítulo, são apresentados experimentos realizados visando validar o funcionamento das técnicas empregadas e do *software* desenvolvido, através da análise da qualidade dos resultados apresentados por este. Inicialmente, na Seção 4.1 é descrito como foram feitas as medições que serão usadas para avaliar a qualidade do *software*. A Seção 4.2 discute a precisão dos analisadores de energia usados nas medidas. A Seção 4.3 apresenta quais são as capacidades analisadas na avaliação, as quais são discutidas nas seções subsequentes. A Seção 4.4 trata dos resultados para as medidas do dia 22 de março de 2012, sob condições de operação normais, sem registro de eventos não modelados. As Seções 4.5 e 4.6 tratam, respectivamente, dos resultados para as medidas dos dias 20 e 19 de março de 2012 e abordam experimentos realizados visando avaliar a qualidade dos resultados apresentados pelo *software* em condições de operação nas quais ocorram eventos não modelados. Essas situações consistem de o *software* ser alimentado com medidas incomuns para a geladeira, como um intervalo de funcionamento extrapolando o intervalo de medição no dia 20 de março de 2012 e um degrau de potência ativa no dia 19 de março de 2012, para o qual o classificador não foi treinado. As Seções 4.4, 4.5 e 4.6 são subdividas em Abordagem Supervisionada e Abordagem Não Supervisionada, cada uma destas subseções, por sua vez, são divididas em 4 partes onde são abordadas as 4 capacidades analisadas. Por fim, a Seção 4.7 apresenta as principais conclusões obtidas a partir dos experimentos realizados.

4.1 As Medições

Em um apartamento de 3 quartos um analisador de energia, o RE 6000 [34], foi instalado no quadro de disjuntores para monitorar as duas fases que alimentam a instalação, fase a e b. Foram selecionadas as principais cargas da residência para serem ligadas e desligadas, gerando os eventos a serem detectados, um total de 9 cargas. As nove cargas selecionadas são monofásicas e do tipo ON-OFF, ou podem ser consideradas como sendo deste tipo com boa aproximação. A Tabela 4.1 apresenta as cargas selecionadas.

Tabela 4.1: Principais Cargas Elétricas da Residência Monitorada

| Carga | |
|-------|---|
| 1 | Ar Condicionado no Quarto da TV |
| 2 | Ar Condicionado na Suíte |
| 3 | Ar Condicionado no Quarto do Computador |
| 4 | Chuveiro do Banheiro Social |
| 5 | Chuveiro do Banheiro da Suíte |
| 6 | TV |
| 7 | Grill |
| 8 | Microondas |
| 9 | Geladeira |

Um outro analisador de energia, também um RE 6000, foi instalado somente na tomada que alimentava a geladeira. Isso foi feito para que o consumo da geladeira fosse registrado individualmente, afim de se avaliar a precisão da estimativa de consumo feita pelo *software*.

As medidas foram feitas nos dias 19, 20, 22 e 23 de março de 2012. Cada carga foi ligada e desligada, manualmente, três vezes a fim de gerar os eventos. O momento de cada evento foi anotado. Somente a geladeira não foi ligada e desligada manualmente, mas foram aproveitados os registros feitos pelo segundo analisador para determinar os horários dos eventos. Isso foi feito para evitar um pico de corrente incomum ao funcionamento normal da geladeira e de origem desconhecida. Vale esclarecer que tal pico não estava relacionado ao compressor. Acredita-se que este pico de corrente esteja relacionado a corrente de alimentação do circuito eletrônico de controle da geladeira.

Os eventos do dia 23 foram usados para o treinamento do classificador na abordagem supervisionada. Os eventos do dia 22 foram usados como teste de validação do *software*, para comprovar o funcionamento adequado e avaliar a sua qualidade. As medidas dos dias 19 e 20 estão fora das condições ideais para o funcionamento do *software* e foram usadas para

avaliar o desempenho deste fora das condições ideais, o que será discutido nas Seções 4.5 e 4.6. A configuração básica usada para o treinamento feito com as medidas do dia 23 foi: degrau mínimo de 60W, tamanho da janela de varredura igual a 5s e tamanho do evento de 10s. O tempo de execução do *software*, necessário para treinamento foi de 21min e 35s. O treinamento obteve como características das cargas as apresentadas na Figura 4.1. A categoria Desconhecido engloba todas as variações na potência ativa, com valores superiores ao do degrau mínimo, que foram detectadas pelo *software* mas não correspondem as anotações feitas. Os erros na capacidade de reconhecimento de eventos serão discutidos nas próximas seções.

| CARACTERÍSTICAS DAS CARGAS | | | | | | | | | |
|-------------------------------|-------|----------------|------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------|----------------|------------------|-------------------|
| CARGAS QUE LIGAM NA FASE a | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE a | | | | | |
| | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) |
| 1: Ar Condicionado Computador | 1: | 1200.901 | 548.1395 | 6.995 | 1: Desconhecido | 1: | -78.94575 | -6.598 | 0 |
| 2: Ar Condicionado TV | 2: | 665.134 | 210.8605 | 3.515 | 2: Geladeira | 2: | -140.1755 | -241.4595 | 12.87 |
| 3: Geladeira | 3: | 195.87625 | 271.44525 | -7.54 | 3: Ar Condicionado Computador | 3: | -1236.264 | -430.9855 | -6.85 |
| 4: Chuveiro Social | 4: | 4861.206 | 111.2105 | -3.544 | 4: Ar Condicionado TV | 4: | -723.4135 | -209.697 | -4.5495 |
| 5: Desconhecido | 5: | 85.5945 | 6.6325 | 0 | 5: Chuveiro Social | 5: | -4899.81 | -82.0685 | 3.415 |
| 6: Grill | 6: | 896.178 | 1.4025 | -2.715 | 6: Grill | 6: | -898.517 | -1.469 | 3.3745 |
| 7: Microondas | 7: | 1746.885 | 847.537 | 21.4105 | 7: Microondas | 7: | -1699.832 | -786.126 | -22.76 |
| CARGAS QUE LIGAM NA FASE b | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE b | | | | | |
| | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) |
| 1: Desconhecido | 1: | 92.777 | 0 | 0.065 | 1: Desconhecido | 1: | -89.385 | 0 | -0.076 |
| 2: Ar Suíte | 2: | 1104.1295 | 438.0435 | -6.825 | 2: Ar Suíte | 2: | -1162.273 | -435.134 | -12.729 |
| 3: TV | 3: | 90.571 | 129.4675 | 138.4395 | 3: TV | 3: | -124.383 | -172.2155 | -120.194 |
| 4: Chuveiro Suíte | 4: | 5075.195 | 0 | 1.164 | 4: Chuveiro Suíte | 4: | -4942.276 | 0 | -1.164 |

Figura 4.1: Características das cargas obtidas no treinamento feito com as medidas do dia 23 de março de 2012

4.2 Comparação da Precisão dos Analisadores de Energia

Como informado anteriormente, dois analisadores foram usados nas medidas com a finalidade de avaliar a precisão da estimativa de consumo feita pelo *software*. Embora sejam equipamentos do mesmo fabricante, eles possuem algumas funcionalidades diferentes e datas de fabricação diferentes. Assim sendo, foi necessário verificar a compatibilidade entre os equipamentos para que fosse certificado que uma possível diferença de precisão dos equipamentos não interferisse na avaliação do *software*. O manual dos aparelhos [34] informa que o erro máximo de tensão dos analisadores seria de 0,2% para tensões entre 100 e 500V e que o erro máximo de corrente também seria de 0,2% entre 5 e 100% da escala de corrente.

A configuração dos aparelhos para as medições foi a mais idêntica possível, selecionando-se

as mesmas variáveis elétricas e tempos de amostragem iguais. Contudo, uma vez que um dos analisadores de energia foi instalado no ramal principal, este teve que ter a configuração dos alicates amperímetros ajustada para medir correntes de até 100A, diferente do aparelho instalado na tomada da geladeira que foi configurado para medir correntes de até 10A, ou seja, os analisadores foram configurados em escalas de corrente diferentes. Os alicates amperímetros dos analisadores só têm as duas opções de configuração, 10 ou 100A. O analisador do ramal principal teve que ser ajustado em 100A devido a corrente do chuveiro, a corrente deste geralmente tem valores nominais de 40 ou 50A. Caso o analisador do ramal principal fosse ajustado para 10A as medidas do chuveiro seriam saturadas.

A fim de comparar a precisão dos analisadores foi feito um teste isolado, onde os dois analisadores estariam em série fazendo medidas das mesmas cargas, conforme mostra a Figura 4.2. Foram usadas quatro lâmpadas de 60W, 220V, sendo acionadas por dois interruptores, conforme é apresentado na Figura 4.2. Uma lâmpada foi ligada entre as fase b e c, enquanto as outras três lâmpadas foram ligadas, em paralelo, entre as fases a e b. É importante destacar que a alimentação dos analisadores foi feita através de outro circuito elétrico para que a alimentação do analisador a jusante não fosse registrada pelo analisador a montante.

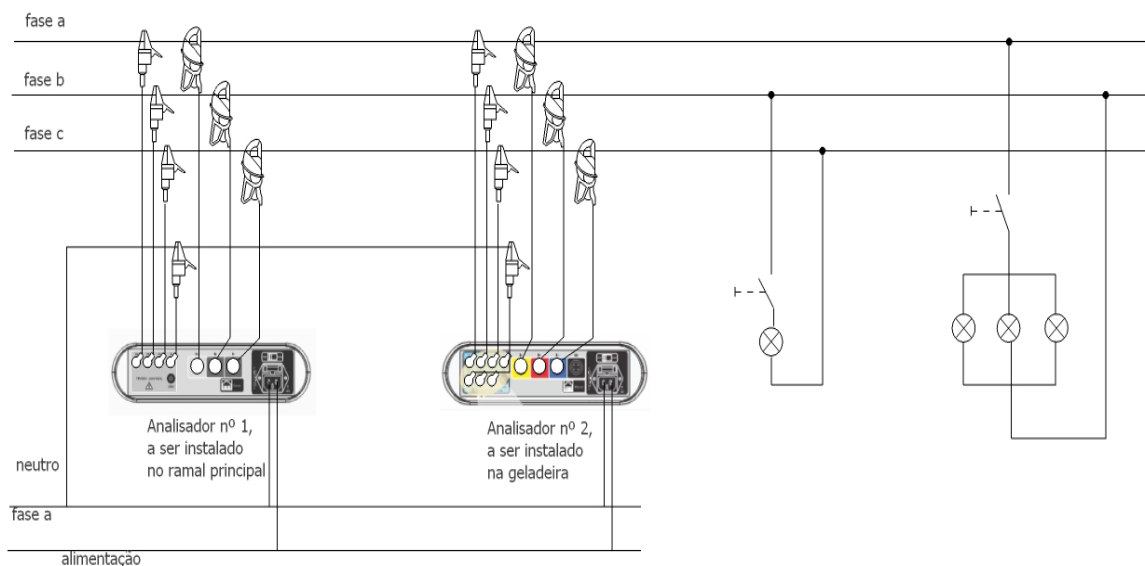


Figura 4.2: Esquema de ligação do teste para a comparação da precisão dos analisadores.

A Figura 4.3 (a) apresenta os valores registrados pelos dois analisadores para a potência ativa na fase a, a Figura 4.3 (b) apresenta a diferença entre os valores registrados. É possível perceber picos na Figura 4.3 (b), isso se deve ao fato de que não é possível sincronizar com perfeição os instantes de amostragem dos dois aparelhos. Desprezando as amostras referente

aos picos no cálculo da incerteza, o valor encontrado é de 1,2225W. Também é útil esclarecer que na Figura 4.3 o valor da potência é a parcela referente apenas a fase a, ou seja, dos 180W do conjunto de três lâmpadas, apenas 90W são medidos na fase enquanto os outros 90W são medidos na fase b.

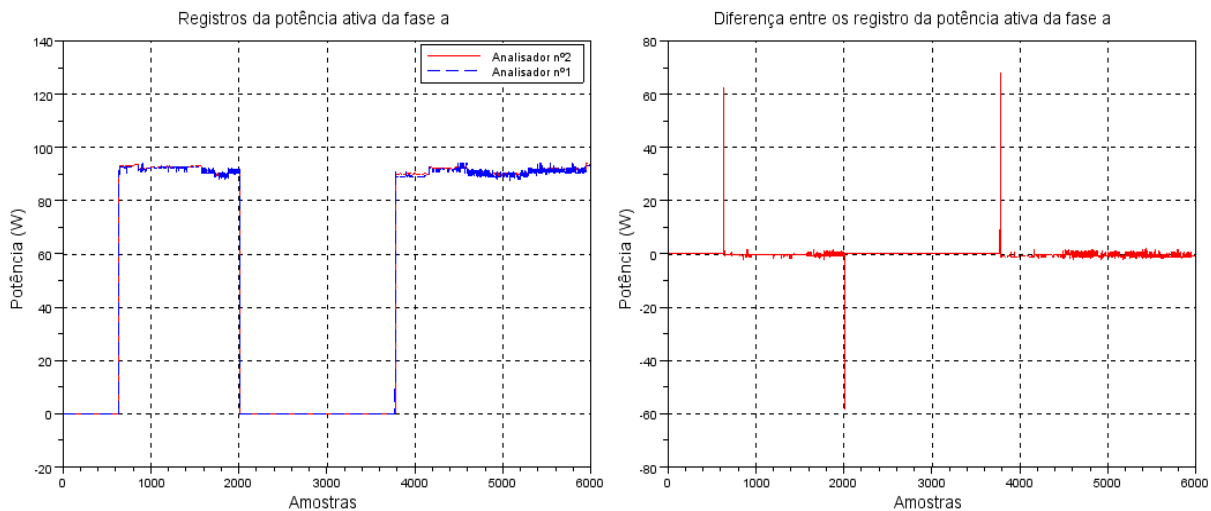


Figura 4.3: (a)Medidas dos dois analisadores referentes à potência ativa na fase a. (b)Diferença entre os registros dos dois analisadores

As Figura 4.4 e 4.5 apresentam, respectivamente, os valores registrados para a potência ativa nas fase b e c. Em ambas as figuras é possível perceber que o primeiro analisador não registrou medidas para valores inferiores a 40W, apresentando assim uma zona morta. Outras medidas feitas mostraram que a zona morta é menor que 40W, sendo no máximo até 36W. A zona morta não irá interferir nas medidas pois o *software* foi configurado para detectar cargas com no mínimo 60W. A Figura 4.4 (b) também apresenta a diferença entre as medidas dos dois analisadores para a fase b. Desconsiderando as amostras referente aos picos da Figura 4.4 (b) e os valores que ficaram na zona morta do analisador n°1, o cálculo da incerteza obtém o valor de 2,729W. O valor da incerteza para a fase c não pode ser calculado devido a zona morta que levou o primeiro analisador a registrar zero para todas as amostras, isso pode ser percebido na Figura 4.5.

Os valores das incertezas mostram que os dois analisadores podem ser usados, pois a maior incerteza, 2,729W, representa apenas 4,55% do limite mínimo de 60W.

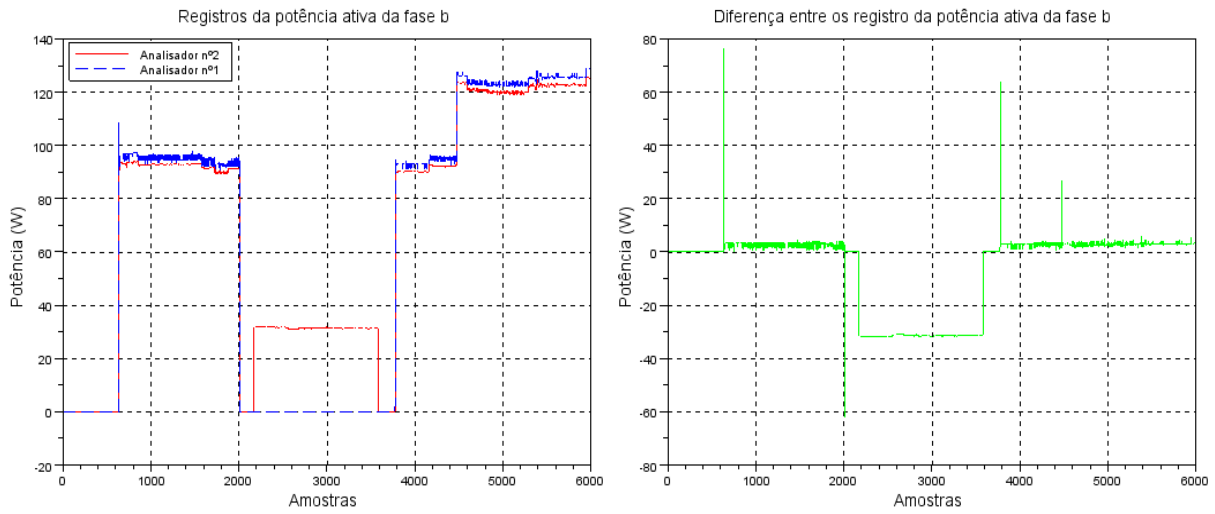


Figura 4.4: (a)Medidas dos dois analisadores referentes à potência ativa na fase b. (b)Diferença entre os registros dos dois analisadores

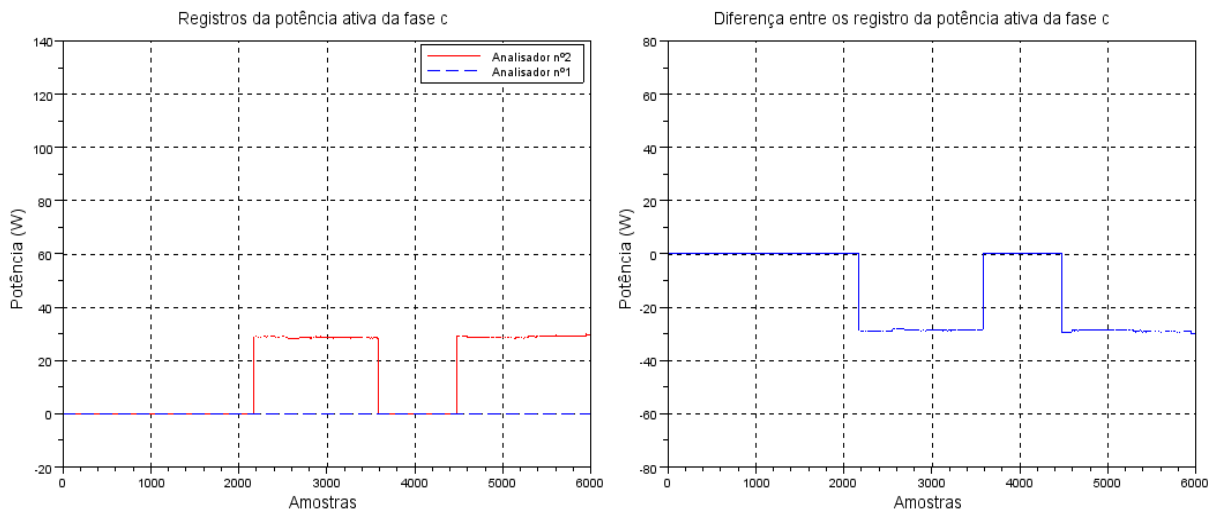


Figura 4.5: (a)Medidas dos dois analisadores referentes à potência ativa na fase c. (b) Diferença entre os registros dos dois analisadores

4.3 As Capacidades Avaliadas no Experimento

Afim de avaliar a qualidade do *software* são analisadas quatro de suas capacidades [36]. A primeira é a capacidade de **reconhecer** os eventos de liga e desliga em meio ao gráfico de potência ativa. A segunda é a habilidade de **classificar** os eventos reconhecidos, ou seja,

relacionar o evento à carga que o gerou. É importante que fique claro a diferença entre o uso dos termos **reconhecer** e **classificar** neste trabalho, o termo reconhecer será usado para descrever a ação de detectar os eventos dos eletrodomésticos no gráfico de potência ativa e o termo classificar será usado para dizer a que carga pertence cada um dos eventos detectados. Ou seja, reconhecer é *detectar a ocorrência* de um evento, enquanto classificar é *determinar a carga responsável* pelo evento. A terceira capacidade diz respeito a **estimar o tempo de funcionamento**, que é ato de relacionar um evento de liga da carga a um evento de desliga. E a quarta é **estimar o consumo**, o que o *software* faz usando a potência da carga e o tempo de funcionamento. É relevante perceber que tais capacidades estão em camadas, ou seja, o resultado de uma é usado como dado de entrada para outra. E embora o alvo mais desejado seja uma estimativa de consumo precisa, fica evidente a importância de uma boa qualidade também para as outras capacidades. Afim de facilitar o entendimento, as capacidade serão avaliadas da camada mais baixa para a mais alta, ou seja, do reconhecimento dos eventos até a estimativa de consumo.

4.4 Análise das medidas do dia 22 de março de 2012 - eventos modelados

4.4.1 Abordagem Supervisionada

A Abordagem Supervisionada usa o treinamento efetuado com as medidas do dia 23 de março de 2012, conforme descrito na Seção 4.1. Em linhas gerais, na Abordagem Supervisionada os centróides obtidos com o treinamento do dia 23 de março e os eventos do dia 22 de março são representados no espaço tridimensional formado, por P, Q e DHTI. Em seguida, os eventos do dia 22 são relacionados aos centróides usando-se o cálculo da distância, sendo o evento agrupado ao centróide que estiver mais próximo. Mas antes dos eventos do dia 22 de março serem agrupados usando-se a Abordagem Supervisionada, é necessário que estes eventos sejam reconhecidos no gráfico da potência ativa.

Avaliação da Capacidade de Reconhecer os Eventos

O *software* inspeciona a curva da potência ativa para verificar se houve um degrau de variação da potência ativa numa janela de 10 segundos. Quando é detectado um degrau com amplitude superior ao limite escolhido, no caso 60W, e com duração maior do que a

mínima, no caso 5 segundos, tal degrau é reconhecido como um evento. Nas medidas do dia 22 foram detectados 119 eventos, contudo, apenas 69 eram realmente eventos de liga ou de desliga. Então, pode-se dizer que a taxa de reconhecimento correto é de 57,98%. Os 50 eventos excedentes reconhecidos são originários das elevações pós-partida de dois dos aparelhos de ar condicionado e das oscilações no funcionamento da TV e do Chuveiro Social. A Tabela 4.2 mostra detalhadamente o número de eventos excedentes de acordo com sua origem.

Tabela 4.2: Quantidade e Origem dos Falsos Eventos de liga/desliga do dia 22 de março.

| Origem | Quantidade |
|-------------------------------------|------------|
| Oscilação da TV | 42 |
| Oscilação do Chuveiro Social | 4 |
| Elevação pós-partida no Ar da Suíte | 2 |
| Elevação pós-partida Ar Computador | 2 |
| Total | 50 |

As oscilações do consumo da TV e do Chuveiro Social acontecem praticamente durante quase todo intervalo em que estes estão em funcionamento. Nas Figuras 4.6 e 4.7 são marcadas com cruzes algumas oscilações que erroneamente foram consideradas como eventos. À primeira vista poder-se-ia sugerir que tais cargas fossem colocadas na categoria das Continuamente Variáveis ao invés das ON-OFF e assim retirá-las do escopo deste trabalho. Entretanto, se aos gráficos descritos pelo consumo de potência ativa de tais cargas for aplicada a transformada de Fourier, fica evidente que a componente contínua é a maior responsável pelos formatos curvas de potências apresentadas nos gráficos. A Figura 4.8 apresenta um dos funcionamento da TV, se for aplicada à esta curva a Transformada de Fourier Discreta e, em seguida, o módulo de todas as componentes do espectro forem divididas pelo módulo da componente contínua, é obtido o espectro apresentado na Figura 4.9 (a). A Figura 4.9 (b) mostra o espectro deslocado, com a componente contínua na frequência do centro, para facilitar a visualização. O fato de a componente contínua ser a maior responsável pelas curvas de potência dos gráficos permite que tais cargas sejam consideradas como ON-OFF, viabilizando assim que o *software* trate destas cargas que estão presentes na maioria das residências brasileiras.

Os outros eventos, marcados na Tabela 4.2 como originários da elevação pós-partida nos aparelhos de ar condicionado, são referentes a uma pequena elevação na potência consumida nos instantes consecutivos à partida, ver Figura 4.10. Essa elevação é muito comum em eletrodomésticos que fazem refrigeração, tais como aparelhos de ar condicionado e geladeiras. O lado direito da elevação foi erroneamente interpretado como um desliga. O *software* tem

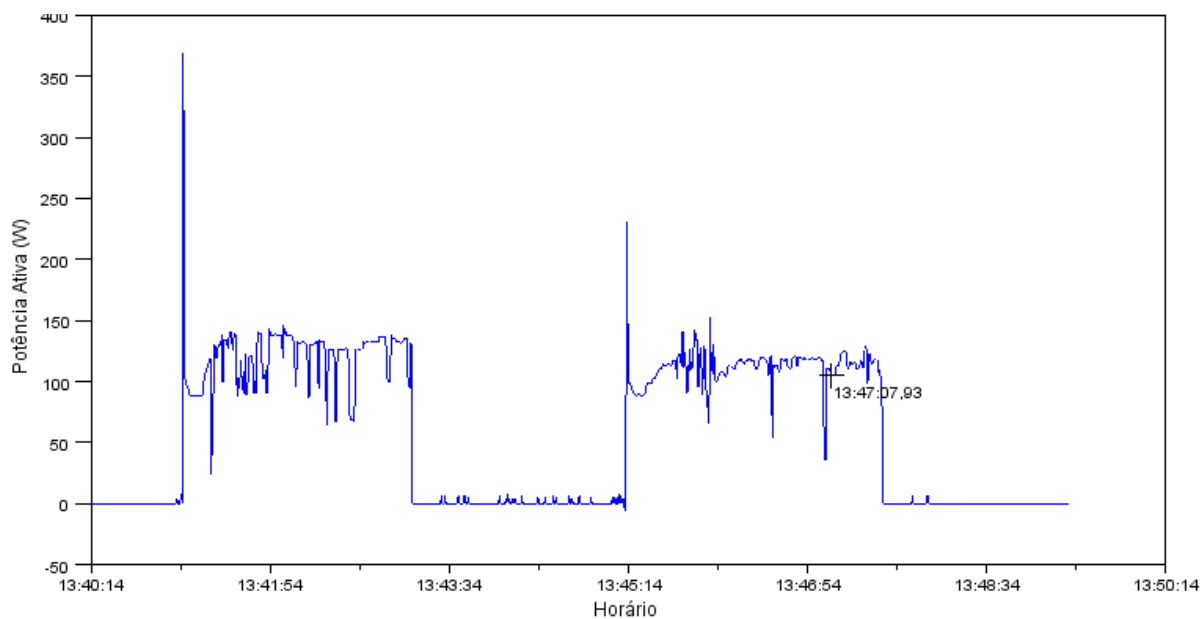


Figura 4.6: Curva da Potência Ativa Consumida pela TV em Dois Períodos de Funcionamentos no dia 22 de março.

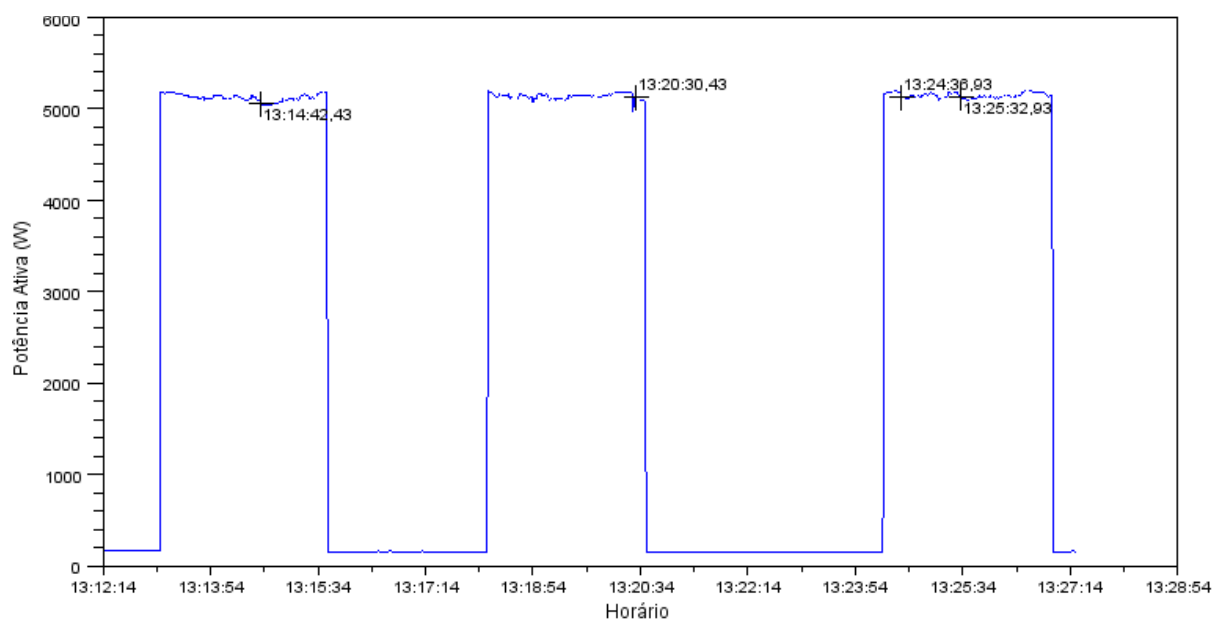


Figura 4.7: Curva da Potência Ativa Consumida pelo Chuveiro Social em Três Períodos de Funcionamentos no dia 22 de março.

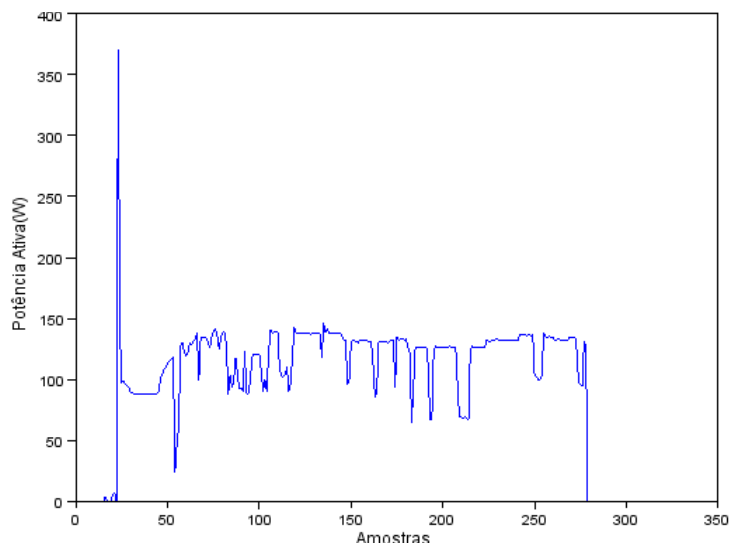


Figura 4.8: Curva da Potência Ativa Consumida pela TV.

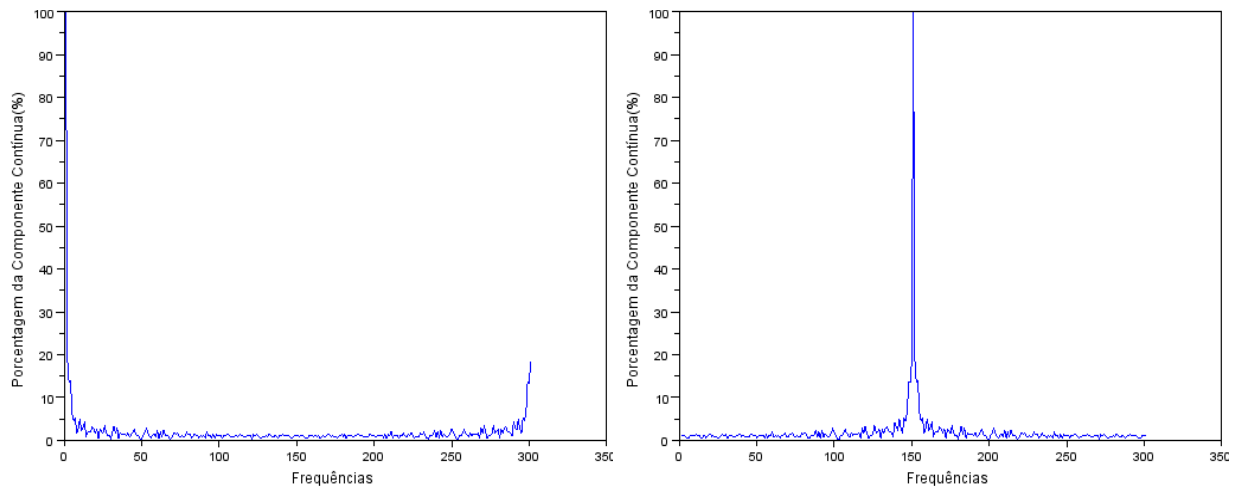


Figura 4.9: (a) Módulo do Espectro do Funcionamento da TV, dividido pelo Módulo da Componente Contínua (b) Módulo do Espectro do Funcionamento da TV, dividido pelo Módulo da Componente Contínua e Deslocado para o Centro.

uma funcionalidade justamente para evitar situações como esta, chamada de tempo de bloqueio. Tal funcionalidade faz com que, após ser detectado um evento, a detecção seja bloqueada durante uma certa quantidade de tempo, para evitar que algumas oscilações sejam consideradas como eventos. Porém, o tempo de bloqueio não pode ser simplesmente aumentado pois isso pode causar outro problema que seria a incapacidade de reconhecer dois eventos que acontecem bem próximos. Atualmente, este tempo de bloqueio é de 10 s. Experimentos futuros podem determinar qual o tempo de bloqueio ideal.

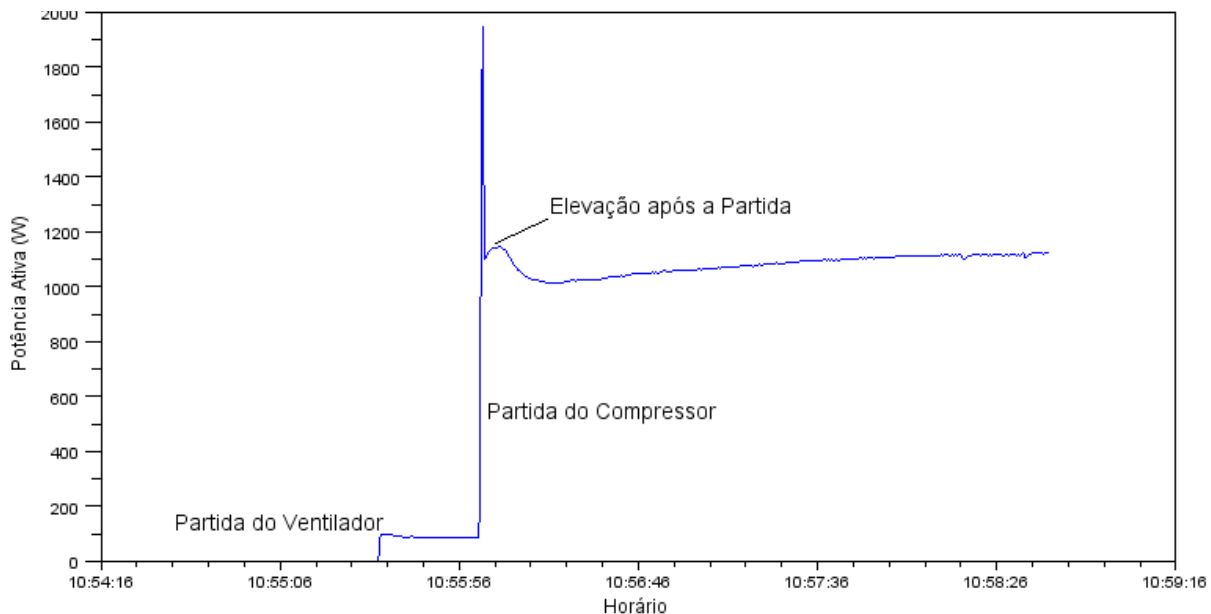


Figura 4.10: Curva da Potência Ativa Consumida pelo Ar Condicionado no Momento em que é Ligado

É importante destacar que os 50 eventos excedentes causam problemas para a camada seguinte, que faz a classificação dos eventos. Se o *software* tivesse o funcionamento ideal, apenas os 69 eventos deveriam chegar a camada seguinte. O problema causado pelos excedentes será discutido na Seção seguinte.

Avaliação da Capacidade de Classificar os Eventos

O *software* usa, na abordagem supervisionada, o *k-Means* para classificar os eventos. Os eventos são classificados através do cálculo da mínima distância em relação aos centróides gerados no treinamento. Como dito anteriormente apenas 69 eventos são realmente eventos de liga ou de desliga. Destes 69, 56 foram eventos intencionais. Os eventos intencionais foram gerados quando as 9 cargas eram ligadas e desligadas. Os 13 restantes, embora sejam realmente eventos, não foram gerados de forma proposital, assim, são considerados como

cargas desconhecidas. Entretanto, dos 13, dois eventos são referentes ao ventilador do ar condicionado da Suíte. Uma vez que os aparelhos de ar condicionado são compostos por duas máquinas elétricas, o compressor e o ventilador, o mais adequado seria classificá-los como MEF. Contudo, a proporção de consumo e seu regime de funcionamento permitem considerá-lo como ON-OFF sem ter grandes prejuízos nos resultados. O consumo do ventilador é bem inferior ao do compressor, sendo este o maior responsável pelo consumo total do ar condicionado. Já sobre o funcionamento, o ventilador permanece continuamente ligado, enquanto o compressor liga e desliga várias vezes de acordo com o ajuste de temperatura. Além disso, é de se esperar que ao ser ligado o ar condicionado, provavelmente porque a temperatura do ambiente deve estar elevada, o ventilador e o compressor sejam acionados simultaneamente, o que pode dificultar o reconhecimento do ligar do ventilador. Desta forma, é possível considerar o ar condicionado como sendo composto apenas pelo compressor e tratar o ventilador como uma variação da sua potência. Como tal consideração foi feita neste *software*, os momentos em que o ventilador liga, sem o compressor acompanhá-lo, são considerados como sendo eventos desconhecidos.

Os 11 eventos restantes realmente não têm sua origem conhecida. Embora não se tenha certeza, acredita-se que a presença destas cargas desconhecidas deve-se ao fato que havia mais uma pessoa presente na residência durante a medição. Embora tivesse ela tomado cuidado para não ligar nenhum eletrodoméstico, é provável que tenha ligado algumas lâmpadas incandescentes e uma carga não-linear durante as atividades, pois à primeira vista tais eventos se parecem com os de uma lâmpada incandescente e de uma carga não-linear. As Figuras 4.11, 4.12 e 4.13 apresentam alguns destes eventos, os eventos são marcados com cruzes. Acredita-se que os eventos das Figuras 4.11 e 4.13 são referentes a uma lâmpada incandescente. Tal alegação é feita baseando-se no fato de que estes dois eventos são respectivamente de liga e de desliga, e têm potência ativa próxima as das lâmpadas incandescentes. Além disso, nestes instantes não houve variações na potência reativa e a variação da distorção harmônica da corrente foi praticamente desprezível, como mostram as figuras. Os eventos desconhecidos da Figura 4.12 parecem ser de uma carga não-linear, tal como uma fonte chaveada. O comportamento oscilante da energia reativa, porém com limites máximos, sugere que a carga se trata de uma não-linear. De fato, não há como afirmar com total segurança qual é a origem de tais eventos pois o usuário especializado que estava gerando os eventos intencionais não viu efetivamente o ligar e o desligar destas cargas, seja por não estar no cômodo onde acredita-se que ocorreram os eventos ou porque as medidas utilizadas foram além do tempo que o usuário estava presente na residência. Mas isso não é impedimento, pois, de certa forma, serve como um teste para o *software*, em relação à sua capacidade de lidar com cargas desconhecidas.

A Tabela 4.3 mostra que o *software* classificou corretamente 85 eventos, os acertos são os

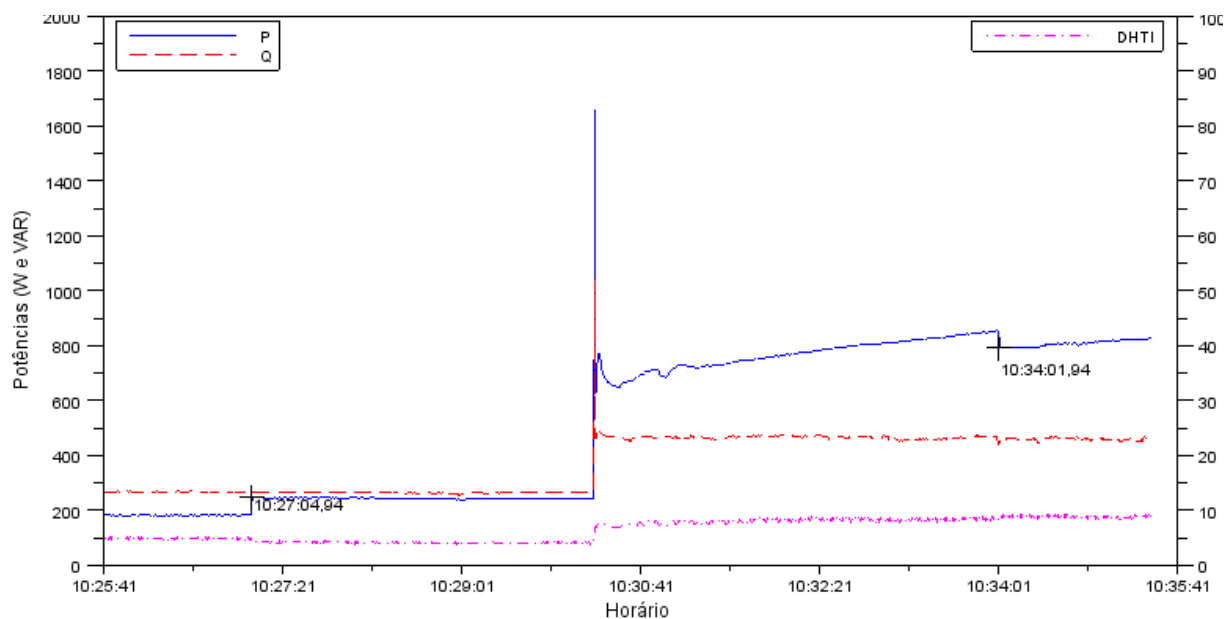


Figura 4.11: Eventos de Liga e Desliga de uma Carga Desconhecida

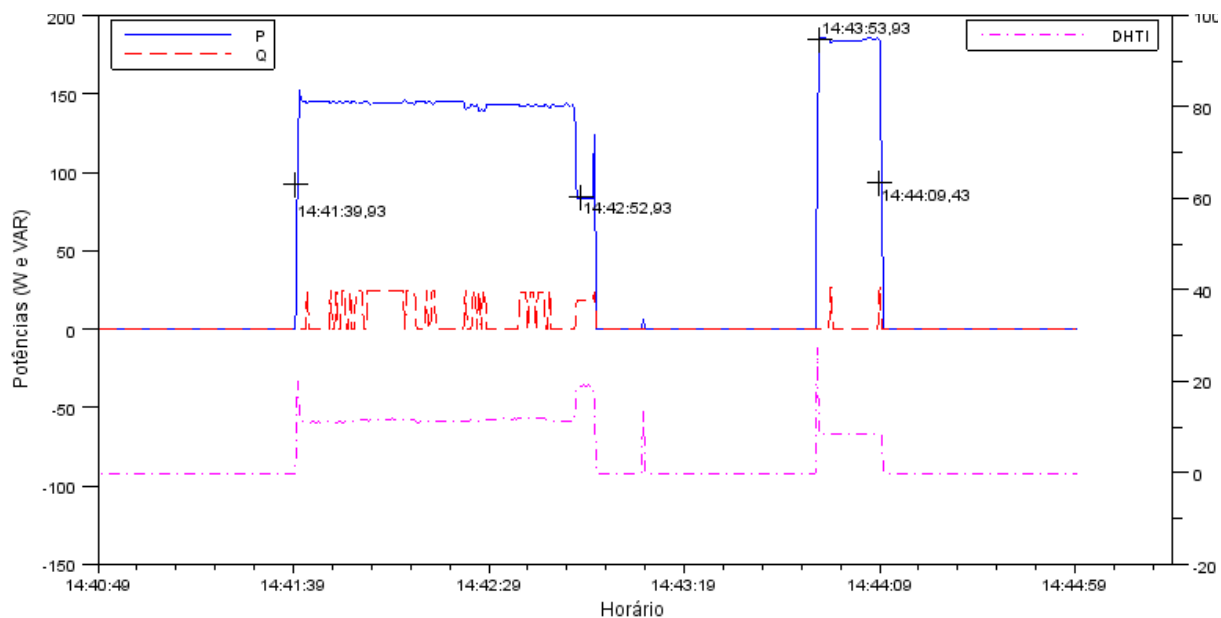


Figura 4.12: Eventos de Liga e Desliga de uma Carga Desconhecida.

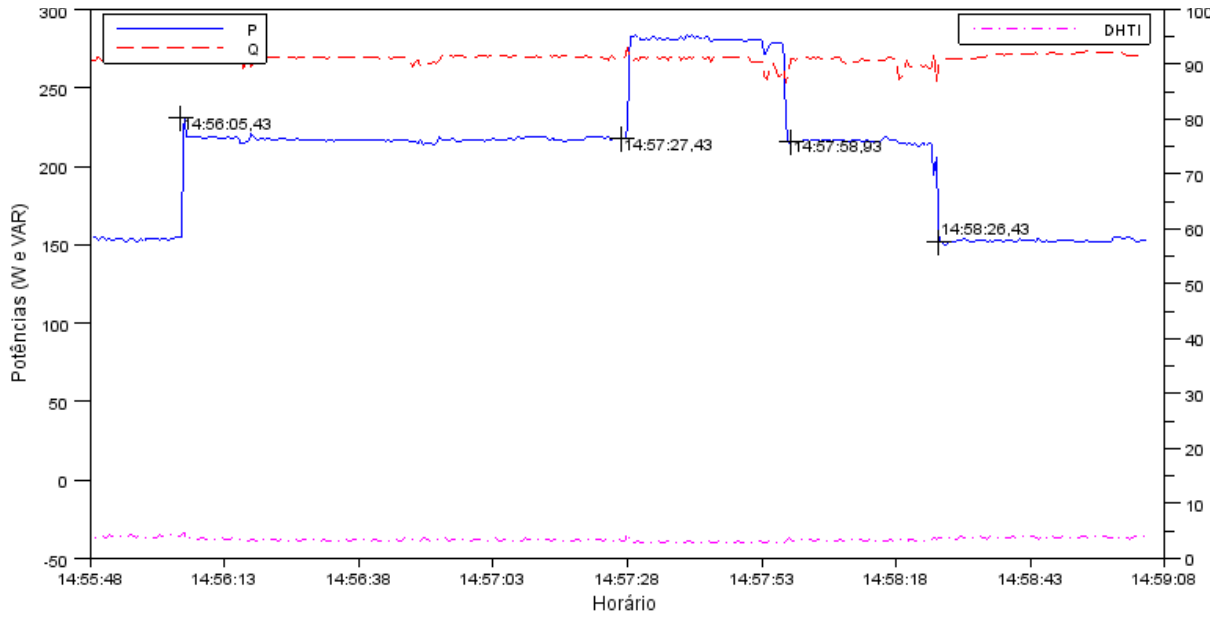


Figura 4.13: Eventos de Liga e Desliga de uma Carga Desconhecida.

valores presentes na diagonal principal da matriz conhecida como matriz de confusão ou de contingência. Observe que esta matriz é composta por entradas rotuladas (saídas esperadas) nas colunas e as entradas geradas pelo classificador nas linhas. Assim, é possível ver as falsas associações, por exemplo, dos 6 eventos da TV, 5 foram adequadamente classificados e 1 foi erroneamente classificado como desconhecido. Dos 63 eventos desconhecidos, 33 foram erroneamente classificados como sendo da TV, ficando apenas 30 classificados corretamente como desconhecidos. Se forem considerados todos os 119 eventos a taxa de acerto do classificador é de 71,42%. A taxa de acerto do classificador é calculada usando a equação:

$$\text{Taxa de acerto do classificador} = \frac{\text{n}^{\circ} \text{ de acertos do classificador}}{\text{n}^{\circ} \text{ do total de eventos}} \quad (4.1)$$

Percebe-se que o número de acertos é superior a 69, que é o número dos reais eventos de liga e desliga. Isso deve-se ao fato de que, embora 50 variações tenham sido incorretamente reconhecidas como eventos, o *software* lidou com 17 delas de forma adequada, classificando-as como Desconhecido. Mas, caso se deseje analisar melhor a precisão do classificador, pode-se ignorar os erros que vieram da camada inferior, da camada de reconhecimento. Caso a camada de reconhecimento não tivesse gerado nenhum erro o classificador deveria lidar com apenas 69 eventos ao invés de 119. Dos 69 eventos, o classificador cometeu apenas um erro atribuindo um desligar da TV à categoria Desconhecido. Então, considerando apenas os 69 eventos, dos quais o classificador acertou 68, tem-se uma taxa de acerto de 98,55%.

Tabela 4.3: Matriz de Confusão na Classificação dos Eventos

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|------------------|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|----|-----------|--------------|
| Ar C. TV | 6 | | | | | | | | | |
| Microondas | | 6 | | | | | | | | |
| Ar Suíte | | | 6 | | | | | | | |
| Grill | | | | 6 | | | | | | |
| Ar C. Computador | | | | | 6 | | | | | |
| Chuveiro Social | | | | | | 6 | | | | |
| Chuveiro Suíte | | | | | | | 6 | | | |
| TV | | | | | | | | 5 | | 1 |
| Geladeira | | | | | | | | | 8 | |
| Desconhecido | | | | | | | | 33 | | 30 |

Avaliação da Capacidade de Estimar o Tempo de Funcionamento

O *software* deveria calcular corretamente um total de 32 períodos de funcionamento das cargas, deste 32 períodos, 28 são referentes aos funcionamentos das 9 cargas, os outros 4 são referentes as cargas desconhecidas. Isto inclui os períodos de funcionamento das cargas desconhecidas. As Figuras 4.11, 4.12 e 4.13 apresentam cargas desconhecidas que tem seu tempo de funcionamento incluído na estimativa. É importante esclarecer que os períodos de funcionamentos que compõem os 32 são apenas os que são claramente definidos, isto é, tem um ligar e um desligar. Dos 32 períodos de funcionamento, 27 foram adequadamente estimados, isso corresponde a uma taxa de acerto de 84,38%. Os outros 5 períodos foram estimados de forma errada. Isso fez com que eventos reais de liga/desliga fossem vinculados equivocadamente às particularidades do funcionamento, apresentadas na Tabela 4.2.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Consumo

Como dito anteriormente um segundo analisador foi instalado somente na geladeira para que se pudesse avaliar a precisão da estimativa de consumo. O *software* estima o consumo calculando a área do trapézio, onde altura é o tempo de funcionamento e as bases são os

degraus de potência ativa quando a carga liga e desliga. É importante que fique claro o porquê da escolha do trapézio para fazer a estimativa do consumo. Em uma situação ideal, onde a potência demandada durante o funcionamento dos eletrodomésticos da classe liga/-desliga não variasse, seria usada a área do retângulo para o cálculo da energia consumida. Nesta situação ideal, o degrau de potência ativa ao ligar teria o mesmo módulo do degrau ao desligar, contudo, essa situação ideal não corresponde à realidade. A potência demandada durante o funcionamento dos eletrodomésticos varia, por isso o degrau de liga não tem o mesmo módulo do degrau de desliga, sendo assim, é mais adequado usar a área do trapézio para o cálculo do consumo pois ela leva em conta a diferença de tamanho das bases, que no caso seriam os degraus de liga e desliga. Foi escolhido não calcular a integral da curva de potência ativa devido a duas razões. A primeira razão é a possibilidade dos eventos de duas cargas estarem intercalados, como na Figura 4.11. A segunda razão é busca por reduzir o uso de memória pelo *software*, assim sendo, são armazenados apenas as medidas referentes aos eventos de liga/desliga ao invés de armazenar toda a curva de potência.

O *software* calculou o consumo da geladeira, durante o período de monitoramento, em 0,7491826kWh, enquanto o valor real, medido pelo segundo analisador de energia, foi de 0,665kWh. Então, o erro é de 12,66 %, que é um valor aceitável. Esse erro pode ser causado por dois fatores. O primeiro fator é a pequena variação que existe entre um funcionamento e outro da carga. Aparentemente esta variação é comum a todas as cargas, sendo maior para umas e menor para outras. Uma vez que o consumo é estimado usando o valor do degrau de potência ativa do centróide, obtido no treinamento, tem-se no cálculo um valor invariável. Conseqüentemente, isso gera uma pequena discrepância. Esse erro pode ser diminuído em trabalhos futuros usando os degraus de cada evento e não a característica da carga, obtida no treino.

O outro fator é a característica de funcionamento da geladeira, que não é totalmente compatível com o cálculo da área do trapézio, usado no *software*. A potência ativa consumida pela geladeira sofre uma pequena elevação durante os primeiros minutos de funcionamento, como mostra a Figura 4.14. Tal elevação pode fazer com que a base do trapézio, que corresponde ao degrau de potência no ligar, seja considerada maior do que se deveria. Embora se conheça a origem do erro não é viável simplesmente adaptar a forma de cálculo, pois a estimativa das outras cargas, que não têm comportamento igual ao da geladeira, poderiam ser prejudicadas. Então o cálculo da área do trapézio é uma solução de compromisso.

Um aperfeiçoamento futuro para o trabalho poderia incluir uma pergunta ao usuário, no momento do treinamento, sobre qual é o tipo de eletrodoméstico e usar diferentes métodos de cálculo, os quais levariam em conta o comportamento típico daquele eletrodoméstico.

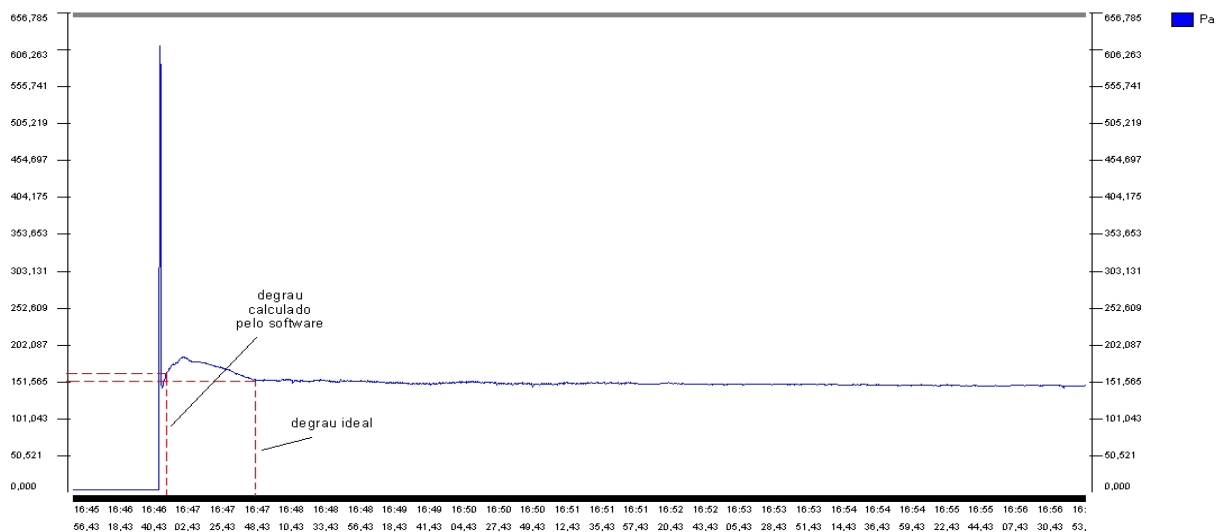


Figura 4.14: Curva da Potência Ativa Consumida pela Geladeira no Momento em que é Ligada

Síntese da Análise das Capacidades

A taxa de reconhecimento correto é de 57,98%. Fica claro que a capacidade de reconhecimento precisa de aperfeiçoamentos, isso pode ser feito ajustando melhor o tempo de bloqueio. Uma melhora nesta capacidade será refletida nas camadas superiores. O acerto do classificador é 71,42%, mas se forem ignorados os erros de reconhecimento essa taxa se eleva para 98,55%. Um percentual de 84,38% dos intervalos de funcionamento foram adequadamente estimados. O erro ao estimar o consumo da geladeira foi de 12,66%, que é um valor aceitável. Esse erro pode ser diminuído em trabalhos futuros usando os degraus de cada evento e não a característica da carga, obtida no treino. Pode também contribuir para a diminuição deste erro a criação de diferentes formas de cálculo do consumo, de acordo com o perfil de funcionamento de cada eletrodoméstico.

4.4.2 Abordagem Não Supervisionada

Na abordagem não supervisionada, ao invés de se efetuar um treinamento prévio, usa-se apenas o ISODATA para organizar os eventos em grupos, e cada grupo representa um eletrodoméstico. Como não é feito o treinamento não é necessária a intrusão na instalação elétrica a fim de produzir os eventos rotulados. Como parâmetros do ISODATA foram escolhidos um número mínimo de 2 eventos por grupo e o desvio padrão máximo de 0,2. Como a abordagem é não supervisionada as cargas recebem somente números ao invés de nomes pois não foi

feito o treinamento para rotular os eventos.

Avaliação da Capacidade de Reconhecer os Eventos

Nas medidas do dia 22/03/2012 foram detectados 119 eventos, contudo, apenas 69 eram realmente eventos de liga ou de desliga. A capacidade de reconhecer eventos é a mesma da abordagem supervisionada. Então, pode-se dizer que a taxa de reconhecimento correto é de 57,98%. O tempo de execução do *software* foi de 28.203 s.

Avaliação da Capacidade de Classificar os Eventos

A Figura 4.15 apresenta as características das cargas para a abordagem não supervisionada.

| CARACTERÍSTICAS DAS CARGAS | | | | | | | | | | | | | | | |
|----------------------------|--|--|--|-------|----------------|------------------|-------------------|-------------------------------|--|--|--|-------|----------------|------------------|-------------------|
| CARGAS QUE LIGAM NA FASE a | | | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE a | | | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) |
| 1: 1 | | | | 1: | 5014.1022 | 58.983 | -2.6485 | 1: 1 | | | | 1: | -4973.5828 | -56.329 | 2.457 |
| 2: 2 | | | | 2: | 1699.8388 | 626.86833 | 27.630167 | 2: 2 | | | | 2: | -1654.1497 | -593.0995 | -26.951833 |
| 3: 3 | | | | 3: | 197.9675 | 269.11463 | 4.075875 | 3: 3 | | | | 3: | -150.508 | -286.42925 | 18.373 |
| 4: 4 | | | | 4: | 905.07033 | 0 | 1.278 | 4: 4 | | | | 4: | -808.96167 | -108.85983 | -2.2373333 |
| 5: 5 | | | | 5: | 64.6505 | 0.781875 | -0.4275 | 5: 5 | | | | 5: | -75.6175 | 4.4248889 | -13.233167 |
| 6: 6 | | | | 6: | 1167.9357 | 532.965 | 6.7283333 | 6: 6 | | | | 6: | -1291.3995 | -483.78467 | -6.8998333 |
| 7: 7 | | | | 7: | 594.812 | 212.87183 | 4.0586667 | | | | | | | | |
| CARGAS QUE LIGAM NA FASE b | | | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE b | | | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) |
| 1: 1 | | | | 1: | 5058.9997 | 112.972 | 1.3083333 | 1: 1 | | | | 1: | -5063.332 | -150.97567 | -1.3266667 |
| 2: 2 | | | | 2: | 1117.4382 | 373.30417 | -45.943833 | 2: 2 | | | | 2: | -1182.0765 | -400.90717 | 40.865 |
| 3: 3 | | | | 3: | 128.21613 | 27.00575 | 14.01475 | 3: 3 | | | | 3: | -108.88808 | -85.019167 | -25.9735 |
| 4: 4 | | | | 4: | 74.972162 | 170.30835 | 42.9009 | | | | | | | | |

Figura 4.15: Características das cargas obtidas no treinamento feito com as medidas do dia 23 de março de 2012

A Tabela 4.4 mostra como o *software* classificou os 119 eventos. As letras a e b significam que as cargas estão ligadas nas fases a e b, respectivamente.

A Tabela 4.5 mostra qual a porcentagem dos eventos de cada eletrodoméstico ficou classificada em cada uma das cargas. Perceba que metade dos eventos do ar condicionado do quarto da TV foram classificados na carga de número 4 da fase a, enquanto a outra metade ficou na carga de número 7, também da fase a. O ideal seria que 100% dos eventos do

Tabela 4.4: Matriz de Classificação dos Eventos do dia 22 de março.

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|-----|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|----|-----------|--------------|
| 1 a | | | | | | 6 | | | | |
| 2 a | | 6 | | | | | | | | |
| 3 a | | | | | | | | | 8 | |
| 4 a | 3 | | | 6 | | | | | | |
| 5 a | | | | | | | | | | 13 |
| 6 a | | | | | 6 | | | | | |
| 7 a | 3 | | | | | | | | | |
| 1 b | | | | | | | 6 | | | |
| 2 b | | | 6 | | | | | | | |
| 3 b | | | | | | | | 3 | | 13 |
| 4 b | | | | | | | | 3 | | 37 |

ar condicionado do quarto da TV fossem relacionados somente a uma carga, como ocorreu para o microondas, para o qual todos os eventos ficaram classificados na carga 2 da fase a.

Percebe-se que as cargas de potência ativa mais elevada, acima dos 800W, foram agrupadas corretamente. Isso indica que o método favorece a classificação de cargas mais elevadas. Além disso, os eventos da geladeira foram adequadamente agrupados. Para a abordagem não supervisionada não foi estabelecida uma métrica de acertos do classificador, uma vez que esta avaliação passa a ser um tanto abstrata para a clusterização.

A Figura 4.16 mostra os dois espaços tridimensionais formados para a fase a, do dia 22/03. Percebe-se que no espaço tridimensional de liga existe o centróide número 8, enquanto no espaço tridimensional de desliga só existe até o número 6. Isso corresponde a uma interpretação espúria, onde o número de cargas que ligam é diferente do número de cargas que desligam. Então, fica claro a necessidade da criação de uma função que evite este erro. Esta interpretação só não seria errada se uma carga apenas ligasse, ou desligasse, somente uma vez, durante o período de amostragem. Essa situação pode ser evitada se o intervalo de medição for iniciado e terminado com a potência ativa em zero, o que significa que nenhuma carga da residência está ligada quando se começa e termina a medição. O mesmo

Tabela 4.5: Matriz de Classificação dos Eventos em Porcentagem do dia 22 de março.

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|-----|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|----|-----------|--------------|
| 1 a | | | | | | 100 | | | | |
| 2 a | | 100 | | | | | | | | |
| 3 a | | | | | | | | | 100 | |
| 4 a | 50 | | | 100 | | | | | | |
| 5 a | | | | | | | | | | 20,6 |
| 6 a | | | | | 100 | | | | | |
| 7 a | 50 | | | | | | | | | |
| 1 b | | | | | | | 100 | | | |
| 2 b | | | 100 | | | | | | | |
| 3 b | | | | | | | | 50 | | 20,6 |
| 4 b | | | | | | | | 50 | | 58,7 |

acontece para a fase b, conforme a Figura 4.17. Onde não se tem o centróide 4 no espaço tridimensional do desliga.

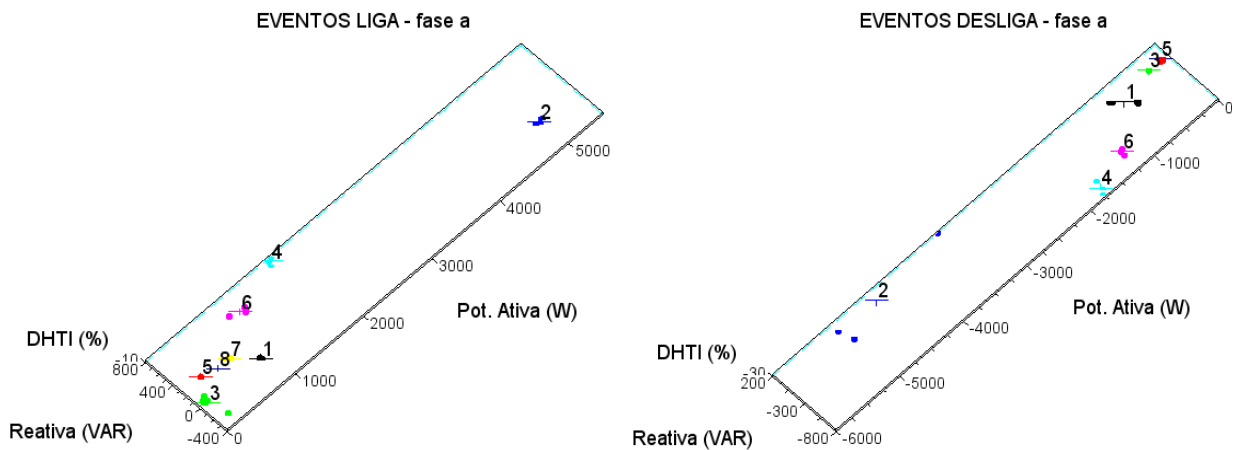


Figura 4.16: Espaços Tridimensionais para a fase a no dia 22 de março.

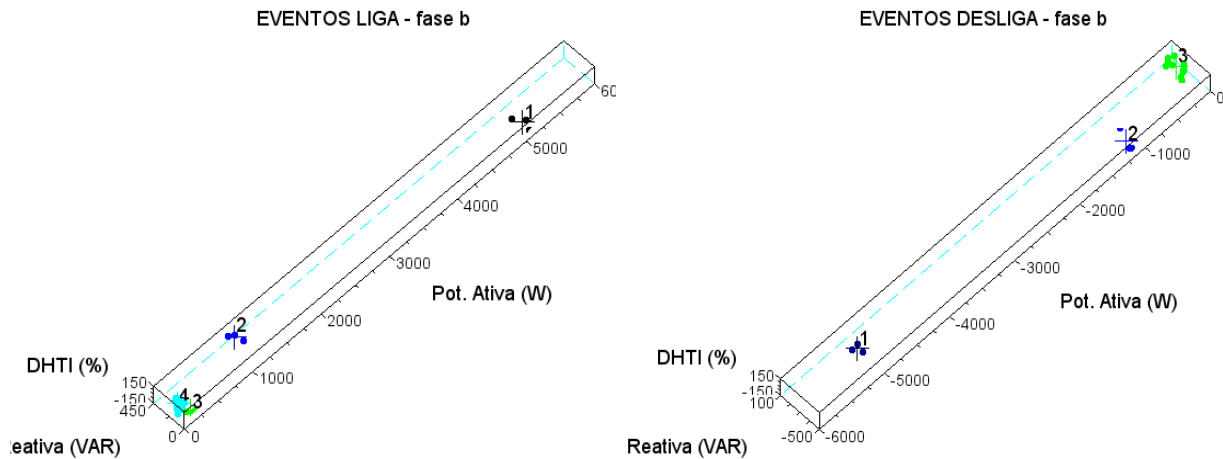


Figura 4.17: Espaços Tridimensionais para a fase b no dia 22 de março.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Tempo de Funcionamento

O *software* deveria calcular corretamente um total de 32 períodos de funcionamento das cargas. Isto inclui o período de funcionamento das cargas desconhecidas. Dos 32 períodos de funcionamento, 27 foram adequadamente estimados, isso corresponde a uma taxa de acerto de 84,38%. Os outros períodos foram estimado de forma errada por causa do excesso de eventos reconhecidos inadequadamente e pelos equívocos na classificação.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Consumo

Como dito anteriormente um segundo analisador foi instalado somente na geladeira para que se pudesse avaliar a precisão da estimativa de consumo. O valor medido pelo segundo analisador de energia, foi de 0,665kWh. O valor estimado pelo *software* foi de 0,7773424kWh, o que corresponde a um erro de 16,89%.

Síntese da Análise das Capacidades

A taxa de reconhecimento correto é de 57,98%. Um percentual de 84,38% dos intervalos de funcionamento foram adequadamente estimados. O erro ao estimar o consumo da geladeira é de 16,89%. A Tabela 4.6 mostra a comparação entre os resultados das abordagens.

Nas próximas seções, 4.5 e 4.6, são abordados os experimentos realizados visando avaliar a

Tabela 4.6: Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para o dia 22 de março.

| | Supervisionada(%) | Não Supervisionada (%) |
|---------------------------------|-------------------|------------------------|
| Taxa de reconhecimento | 57,98 | |
| Taxa de classificação | 71,42 / 98,55 | |
| Taxa de estimação funcionamento | 84,38 | 84,38 |
| Erro na estimação de consumo | 12,66 | 16,89 |

qualidade dos resultados apresentados pelo *software* em situações fora das condições esperadas. Essas situações consistem de o *software* ser alimentado com medidas incomuns para a geladeira, como um intervalo de funcionamento extrapolando o intervalo de medição no dia 20 de março de 2012 e um degrau de potência ativa no dia 19 de março de 2012, para o qual o classificador não foi treinado. As Seções 4.5 e 4.6, tratam, respectivamente, dos resultados para as medidas dos dias 20 e 19 de março de 2012.

4.5 Análise das medidas do dia 20 de março de 2012 - ocorrência de eventos não modelados

4.5.1 Abordagem Supervisionada

Avaliação da Capacidade de Reconhecer os Eventos

Nas medidas do dia 20/03/2012 foram detectados 127 eventos, contudo, apenas 60 eram realmente eventos de liga ou de desliga. Então, pode-se dizer que a taxa de reconhecimento correto é de 47,24%. Os 67 eventos excedentes reconhecidos são originários da elevação pós-partida do aparelho de ar condicionado da suíte e das oscilações no funcionamento da TV e dos Chuveiros. A Tabela 4.7 mostra detalhadamente o número de eventos excedentes de acordo com sua origem.

Os 4 eventos relacionados à oscilação desconhecida são marcados com cruces na Figura 4.18. Embora estas oscilações tenham acontecido durante o funcionamento do ar condicionado do quarto do computador, não é possível atribuí-las com certeza ao ar condicionado, por se tratarem de oscilações incomuns ao seu funcionamento típico.

Como dito anteriormente apenas 60 eventos eram realmente eventos de liga ou de desliga.

Tabela 4.7: Quantidade e Origem dos Falsos Eventos de liga/desliga para o dia 20 de março.

| Origem | Quantidade |
|-------------------------------------|------------|
| Oscilação da TV | 31 |
| Oscilação do Chuveiro Social | 17 |
| Oscilação do Chuveiro Suíte | 11 |
| Elevação pós-partida no Ar da Suíte | 4 |
| Oscilação Desconhecida | 4 |
| Total | 67 |

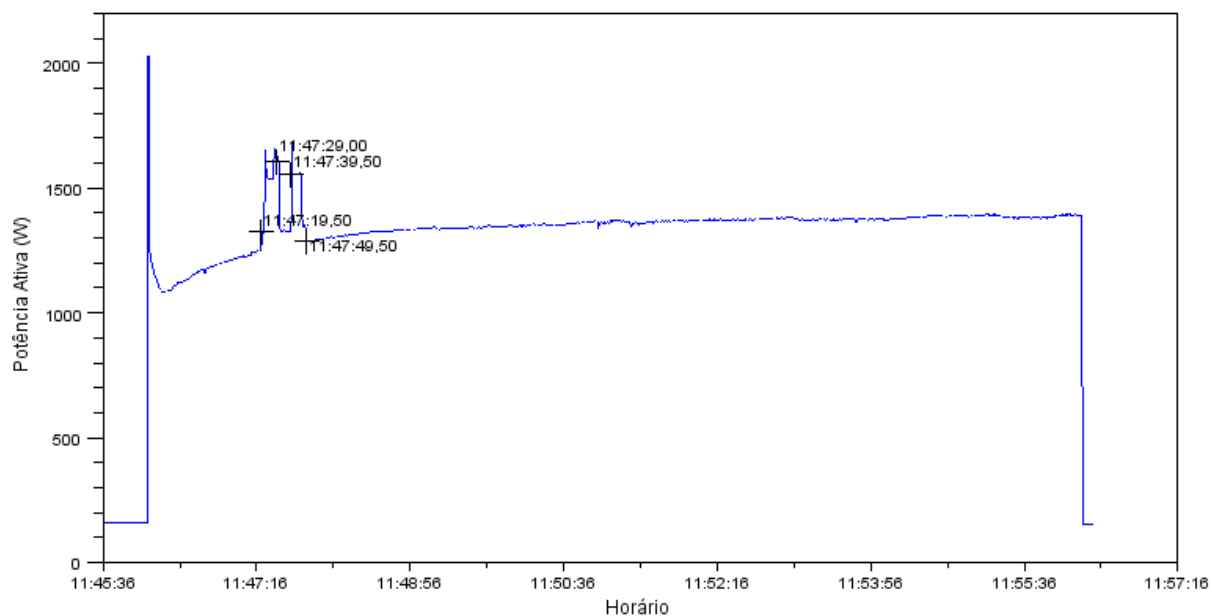


Figura 4.18: Oscilações Desconhecidas.

Destes 60, 55 foram eventos intencionais. Os eventos intencionais foram gerados quando as 9 cargas eram ligadas e desligadas. Os 5 restantes, embora sejam realmente eventos, eles não foram gerados de forma proposital. Dos 5, três eventos têm sua origem conhecida, eles são referentes ao ventilador do ar condicionado da Suíte. Os outros 2 eventos restantes realmente não tem sua origem conhecida, porém acredita-se que são referentes a uma lâmpada incandescente de 60W. Tal alegação é feita baseando-se no fato de que estes dois eventos são respectivamente de liga e de desliga, ambos com amplitude de 60W. Além disso nestes instantes não houve variações na potência reativa e a variação da distorção harmônica da corrente foi praticamente desprezível, como mostra a Figura 4.19. Os eventos são marcados com cruzeiros.

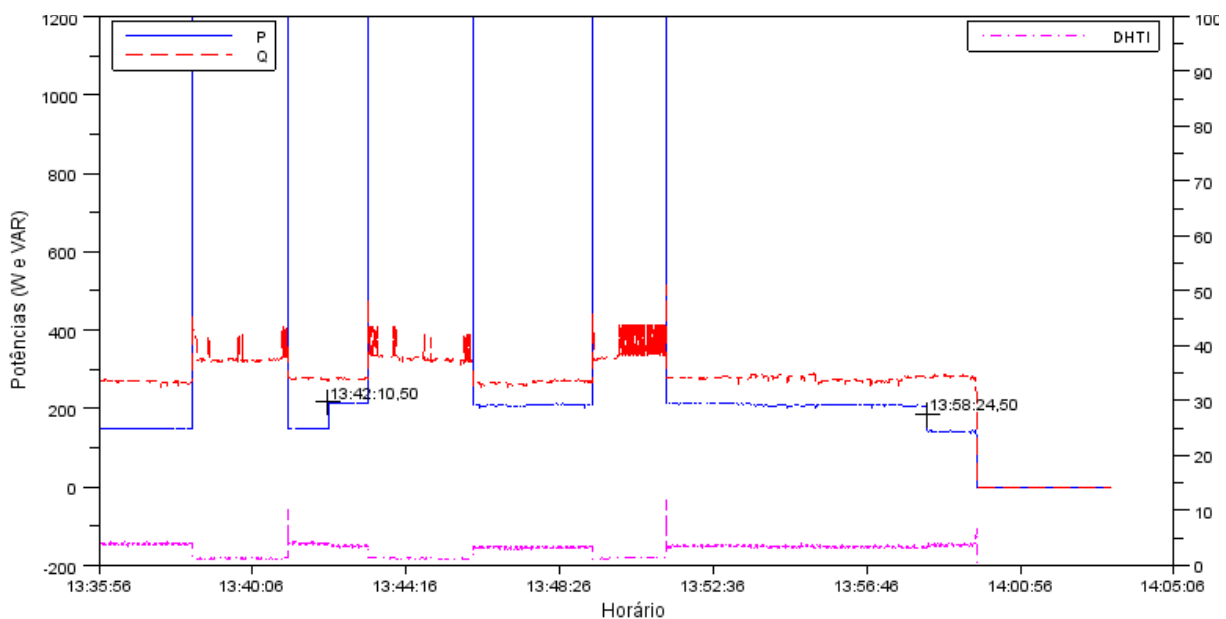


Figura 4.19: Carga Desconhecida.

Avaliação da Capacidade de Classificar os Eventos

A Tabela 4.8 mostra que o *software* classificou corretamente 99 eventos, os acertos são os valores presentes na diagonal principal. Se forem considerados todos os 127 eventos a sensibilidade do classificador seria de 77,95%.

Percebe-se que o número de acertos é superior a 60, que é o número dos reais eventos de liga e desliga. Isso deve-se ao fato de que, embora 67 variações tenham sido incorretamente reconhecidas como eventos, o *software* lidou com 45 delas de forma adequada, classificando-as como Desconhecido. Mas, caso se deseje analisar melhor a sensibilidade do classificador, pode-se ignorar os erros que vieram da camada inferior, da camada de reconhecimento. Caso

a camada de reconhecimento não tivesse gerado nenhum erro, o classificador deveria lidar com apenas 60 eventos ao invés de 127. Dos 60 eventos o classificador cometeu apenas um erro atribuindo um ligar da TV à categoria Desconhecido. Então, considerando-se apenas os 60 eventos, dos quais o classificador acertou 59, tem-se uma taxa de acerto de 98,33%.

Tabela 4.8: Matriz de Confusão na Classificação dos Eventos para o dia 20 de março.

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|------------------|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|----|-----------|--------------|
| Ar C. TV | 6 | | | | | | | | | |
| Microondas | | 6 | | | | | | | | |
| Ar Suíte | | | 8 | | | | | | | |
| Grill | | | | 6 | | | | | | |
| Ar C. Computador | | | | | 6 | | | | | |
| Chuveiro Social | | | | | | 6 | | | | |
| Chuveiro Suíte | | | | | | | 6 | | | |
| TV | | | | | | | | 5 | | 1 |
| Geladeira | | | | | | | | | 4 | 1 |
| Desconhecido | | | | | | | | 26 | 1 | 45 |

Avaliação da Capacidade de Estimar o Tempo de Funcionamento

O *software* deveria calcular corretamente um total de 28 períodos de funcionamento das cargas. Isto inclui o período de funcionamento das cargas desconhecidas. É importante esclarecer que os períodos de funcionamentos que compõem os 28 são apenas os que são claramente definidos, isto é, tem um ligar e um desligar. Dos 28 períodos de funcionamento, 23 foram adequadamente estimados, isso corresponde a uma taxa de acerto de 82,14%. Os outros 5 períodos foram estimados de forma errada justamente por causa do excesso de eventos reconhecidos inadequadamente. Isso fez com que eventos reais de liga/desliga fossem vinculados equivocadamente às particularidades do funcionamento, apresentadas na Tabela 4.7.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Consumo

Como dito anteriormente um segundo analisador foi instalado somente na geladeira para que se pudesse avaliar a precisão da estimativa de consumo. O *software* estima o consumo calculando a área do trapézio, onde altura é o tempo de funcionamento e as bases são os degraus de potência ativa quando a carga liga e desliga. O *software* calculou o consumo da geladeira, durante o período de monitoramento, em 0,6379317kWh, enquanto o valor real, medido pelo segundo analisador de energia, foi de 0,364kWh, como mostra a Figura 4.20. Então, o erro é de 75,25%, que é um valor inaceitável.

| TEMPO DE FUNCIONAMENTO DAS CARGAS | | | | | | |
|-----------------------------------|--------------------------|--------------------------|------------------------|---------------|-------------|--|
| Cargas que Ligam na fase a | LIGAR da Carga : 3 | DESLIGAR da Carga : | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) | |
| 1: Ar Condicionado Computado | 20/03/2012 - 10:56:51,50 | 20/03/2012 - 12:32:41,00 | 1:35:50.5 | 0.2682383 | 0.6379317 | |
| 2: Ar Condicionado TV | 20/03/2012 - 11:47:39,50 | 20/03/2012 - 13:59:44,00 | 2:12:5.5 | 0.3696935 | | |
| 3: Geladeira | 20/03/2012 - 13:08:21,00 | | | | | |
| 4: Chuveiro Social | 20/03/2012 - 14:34:00,50 | | | | | |
| 5: Desconhecido | | | | | | |
| 6: Grill | | | | | | |
| 7: Microondas | | | | | | |

Figura 4.20: Resultados da execução do programa, consumo estimado da Geladeira.

O valor tão expressivo foi causado por uma sequência de erros nas camadas do programa. Primeiramente, uma oscilação que aconteceu no instante 11:47:39,50, apresentada na Figura 4.21, foi erroneamente reconhecida como evento. Em seguida foi classificada como sendo referente a geladeira, ao invés de ser classificada como desconhecida. Após isso tal oscilação foi associada com um evento de desliga da geladeira causando uma estimativa excessiva no tempo de funcionamento. A Figura 4.21 mostra, na cor azul, a curva real da potência ativa da geladeira, enquanto na cor vermelha está o resultado da estimacão do *software*.

É possível perceber que o período entre 10:56:51,50 e 12:32:41,00 foi corretamente estimado, já o período entre 13:08:21,00 e 13:59:44,00 não foi. Outro erro que deve ser observado é a sobreposição. Devido à oscilação de 11:47:39,50 foi gerada uma sobreposição de dois períodos de funcionamento, das 11:47:39,50 às 12:32:41,00, o que na prática é algo impossível. Então, percebe-se a necessidade de desenvolvimento de uma funcionalidade capaz de detectar tal inconsistência e enviar mensagens às camadas inferiores afim de que elas alterem seus resultados. Outra questão que contribui para o aumento do erro é o fato de o intervalo de medição terminar antes do ciclo de funcionamento do compressor iniciado às 14:34:00,50. Ou seja, uma certa parcela de consumo seria desprezada no momento de se estimar o tempo de funcionamento. Além disso, citam-se os fatores apresentados para as medidas do dia 22 de março, a pequena variação que existe entre um funcionamento e outro da mesma carga e a característica de funcionamento da geladeira.

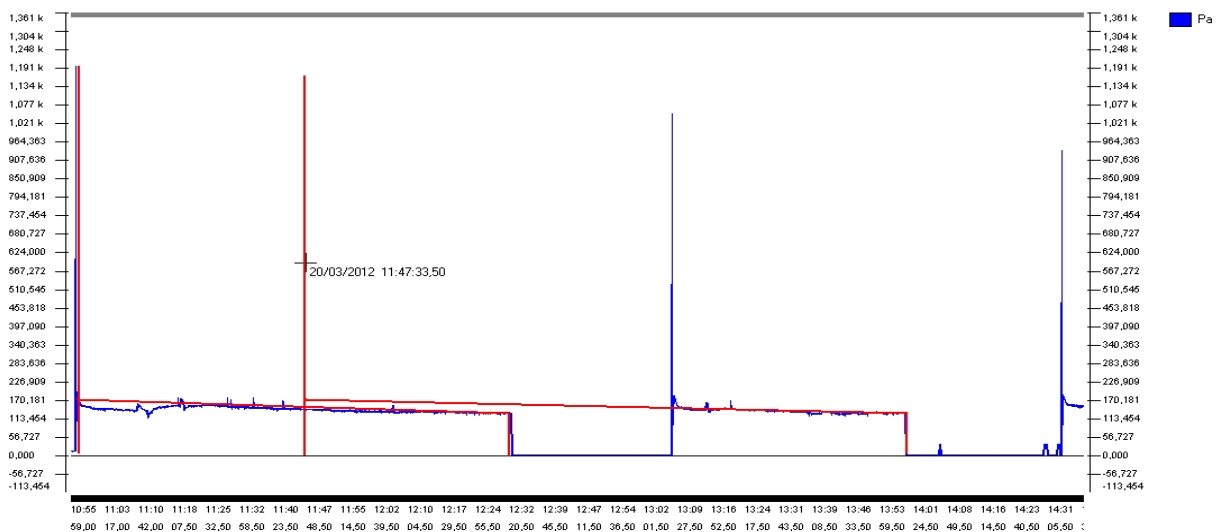


Figura 4.21: Curva da Potência Ativa Consumida pela Geladeira e Eventos Estimados pelo *Software*.

Síntese da Análise das Capacidades

A taxa de reconhecimento correto é de 47,24%. O acerto do classificador é 77,95%, mas se forem ignorados os erros de reconhecimento essa taxa se eleva para 98,33%. Um percentual de 82,14% dos intervalos de funcionamento foram adequadamente estimados. O erro ao estimar o consumo da geladeira foi de 75,25%, que é um valor inaceitável. Esse erro pode ser diminuído em trabalhos futuros implementando uma funcionalidade capaz de detectar sobreposição dos períodos de funcionamento da mesma carga.

4.5.2 Abordagem Não Supervisionada

Avaliação da Capacidade de Reconhecer os Eventos

Nas medidas do dia 20 foram detectados 127 eventos, contudo, apenas 60 eram realmente eventos de liga ou de desliga. Lembrando que a capacidade de reconhecer eventos é a mesma da abordagem supervisionada, então, pode-se dizer que a taxa de reconhecimento correto é de 47,24%. O tempo de execução do *software* foi de 22.579 s.

Avaliação da Capacidade de Classificar os Eventos

A Tabela 4.9 mostra como o *software* classificou os 127 eventos.

Tabela 4.9: Matriz de Classificação dos Eventos para o dia 20 de março.

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|-----|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|----|-----------|--------------|
| 1 a | | | | | | 6 | | | | |
| 2 a | 3 | | | 6 | | | | | | |
| 3 a | | | | | | | | | | 20 |
| 4 a | | 6 | | | | | | | | |
| 5 a | | | | | | | | | 5 | 3 |
| 6 a | | | | | 6 | | | | | |
| 7 a | 3 | | | | | | | | | |
| 1 b | | | | | | | 6 | | | |
| 2 b | | | 5 | | | | | | | |
| 3 b | | | | | | | | 3 | | 29 |
| 4 b | | | 3 | | | | | | | |
| 5 b | | | | | | | | 1 | | 15 |
| 6 b | | | | | | | | 2 | | 5 |

A Tabela 4.10 mostra qual a porcentagem dos eventos de cada eletrodoméstico ficou classificada em cada uma das cargas.

Novamente, fica evidente que o método favorece à classificação de cargas mais elevadas.

Caso sejam comparados os resultados da abordagem não supervisionada para o dia 22/03 com os para o dia 20/03, é possível perceber que um número de cargas divergiu entre um dia e outro. Isso mostra que o *software* é capaz de lidar com a inserção de novas cargas na residência caso isso ocorra, porém, deve ficar claro também que a variação entre um funcionamento e outro dos eletrodomésticos pode favorecer uma interpretação equivocada, onde uma carga pode ser interpretada como duas, o que levaria à uma superestimação do número de cargas.

Tabela 4.10: Matriz de Classificação dos Eventos em Porcentagem para o dia 20 de março.

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|-----|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|------|-----------|--------------|
| 1 a | | | | | | 100 | | | | |
| 2 a | 50 | | | 100 | | | | | | |
| 3 a | | | | | | | | | | 27,8 |
| 4 a | | 100 | | | | | | | | |
| 5 a | | | | | | | | | 100 | 4,2 |
| 6 a | | | | | 100 | | | | | |
| 7 a | 50 | | | | | | | | | |
| 1 b | | | | | | | 100 | | | |
| 2 b | | | 62,5 | | | | | | | |
| 3 b | | | | | | | | 50 | | 40,3 |
| 4 b | | | 37,5 | | | | | | | |
| 5 b | | | | | | | | 16,7 | | 20,8 |
| 6 b | | | | | | | | 33,3 | | 6,7 |

A Figura 4.22 mostra os dois espaços tridimensionais formados para a fase a, do dia 20/03. Percebe-se que no espaço tridimensional de liga existe o centróide número 7, enquanto no espaço tridimensional de desliga só existe até o número 6. Novamente, isso corresponde a uma interpretação espúria, onde o número de cargas que ligam é diferente do número de cargas que desligam.

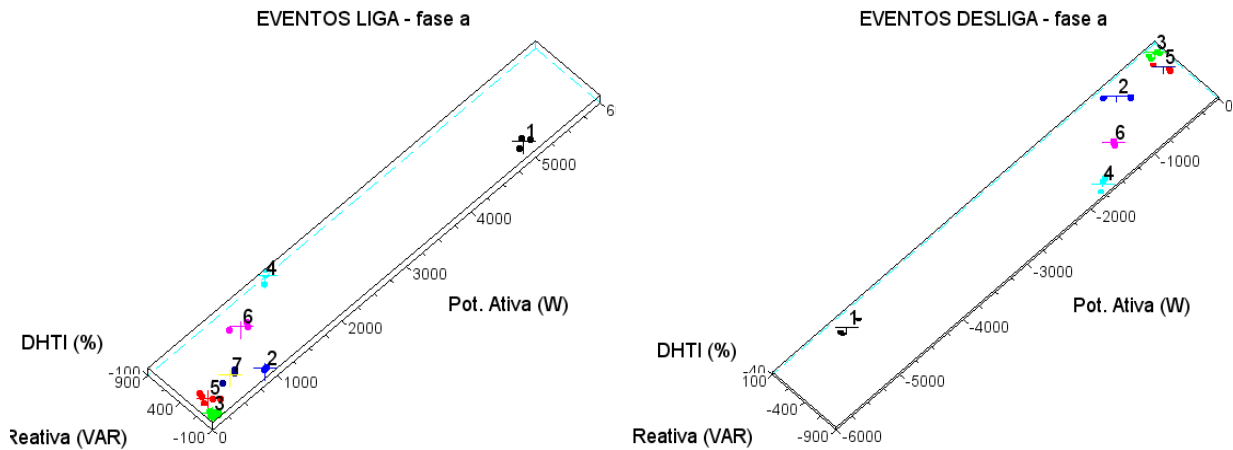


Figura 4.22: Espaços Tridimensionais para a fase a no dia 20 de março.

O mesmo acontece para a fase b, conforme a Figura 4.23, onde não se tem o centróide 6 no espaço tridimensional do desliga.

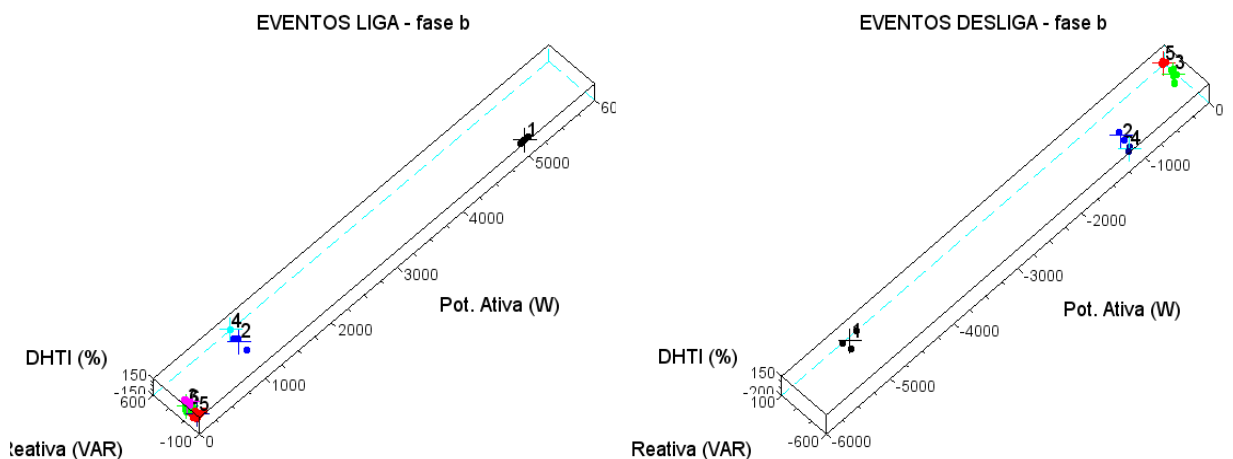


Figura 4.23: Espaços Tridimensionais para a fase b no dia 20 de março.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Tempo de Funcionamento

O *software* deveria calcular corretamente um total de 28 períodos de funcionamento das cargas. Isto inclui o período de funcionamento das cargas desconhecidas. Dos 28 períodos

de funcionamento, 16 foram adequadamente estimados, isso corresponde a uma taxa de acerto de 57,14%. Os outros períodos foram estimado de forma errada por causa do excesso de eventos reconhecidos inadequadamente e pelos equívocos na classificação.

Um erro na classificação pode gerar impactos significativos na estimativa do tempo. Por exemplo, embora a carga 2 da fase b tenha 5 dos 8 eventos do Ar condicionado da suíte, como mostra a Figura 4.24, não foi estimado nenhum período de funcionamento corretamente. Isso ocorreu porque um evento de desliga às 11:44:40,50, referente ao liga das 11:34:08,00, foi classificado na carga de número 4. Para estimativa de tempo de funcionamento o liga das 11:34:08,00 foi associado ao desliga das 12:21:14,00, o qual, na verdade, está relacionado ao liga das 12:11:13,00. O mesmo aconteceu para o liga das 12:11:13,00 que foi relacionado ao desliga errado. Em suma, a falta do primeiro evento de desliga fez com que todos os outros eventos fossem relacionados equivocadamente, superestimando assim os períodos de funcionamento. Fica claro a necessidade de uma função que evite equívocos como este, semelhante ao já discutido para a geladeira.

| Cargas que Ligam na fase b | LIGAR da Carga : 2 | DESLIGAR da Carga : 2 | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) |
|----------------------------|--------------------------|--------------------------|------------------------|---------------|-------------|
| 1: 1 | 20/03/2012 - 11:34:08,00 | 20/03/2012 - 12:21:14,00 | 0:47:6 | 0.8658576 | 1.7504051 |
| 2: 2 | 20/03/2012 - 12:11:13,00 | 20/03/2012 - 12:59:20,00 | 0:48:7 | 0.8845474 | |
| 3: 3 | 20/03/2012 - 12:49:12,00 | | | | |
| 4: 4 | | | | | |
| 5: 5 | | | | | |
| 6: 6 | | | | | |

Figura 4.24: Resultados da execução do programa, funcionamento da carga n^o2 da fase b.

Um problema que precisa ser explicitado é o fato de que os erros na detecção de eventos fazem que sejam estimados períodos de funcionamentos que não existem. Como mostram as Figuras 4.25 e 4.26, duas oscilações da potência do Chuveiro Social, às 13:40:17,00 e às 13:44:04,50, foram interpretadas como um período de funcionamento de 0:3:46,5.

Outro problema detectado é um pequeno erro de 1s nos cálculos dos períodos de funcionamento. A Figura 4.26 mostra que a diferença entre 13:40:17,00 e 13:44:04,50 como sendo de 0:3:46,5, mas o correto é de 0:3:47,5. Não se sabe qual a origem deste pequeno erro, acredita-se que ele veio de alguma aproximação. Em algumas cargas este erro não ocorreu, como mostra a Figura 4.27.

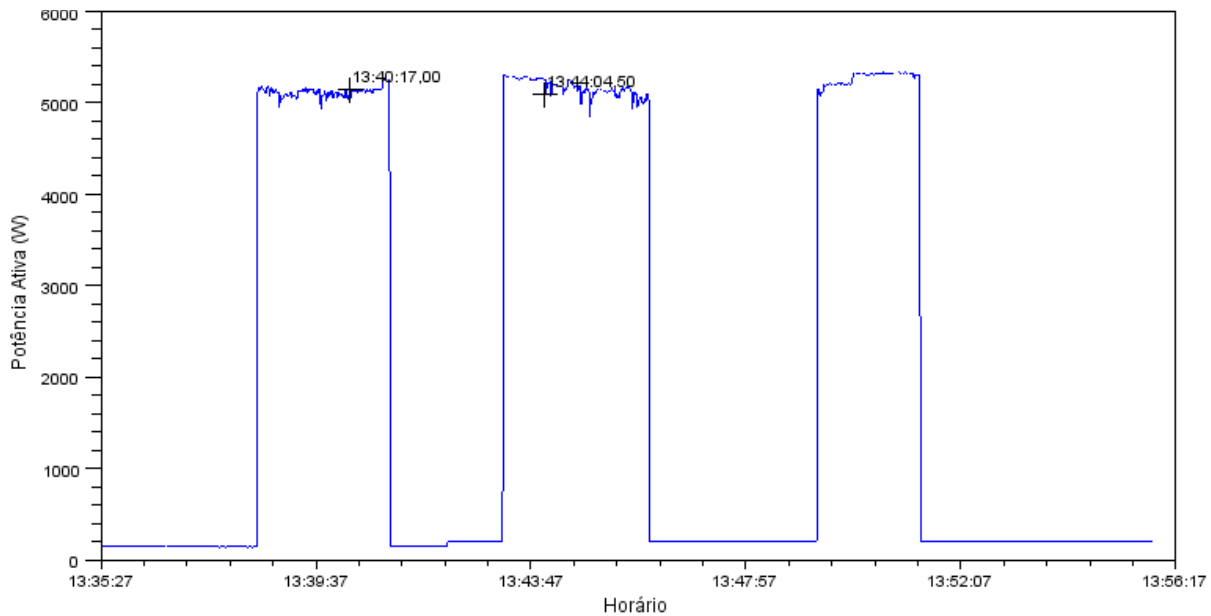


Figura 4.25: Oscilações da Potência Ativa Consumida pelo Chuveiro Social no dia 20 de março.

TEMPO DE FUNCIONAMENTO DAS CARGAS

| Cargas que Ligam na fase a | LIGAR da Carga : 3 | DESLIGAR da Carga : | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) |
|----------------------------|--------------------------|--------------------------|------------------------|---------------|-------------|
| 1: 1 | 20/03/2012 - 13:39:16,00 | 20/03/2012 - 11:47:49,50 | 0:0:26,5 | 0.0007264 | 0.0422967 |
| 2: 2 | 20/03/2012 - 13:40:17,00 | 20/03/2012 - 13:38:38,50 | 0:3:46,5 | 0.0062088 | |
| 3: 3 | 20/03/2012 - 13:40:54,50 | 20/03/2012 - 13:38:53,00 | 0:3:45,5 | 0.0061814 | |
| 4: 4 | 20/03/2012 - 13:42:10,50 | 20/03/2012 - 13:39:43,50 | 0:3:34 | 0.0058662 | |
| 5: 5 | 20/03/2012 - 13:44:14,50 | 20/03/2012 - 13:44:04,50 | 0:14:10,5 | 0.0233139 | |
| 6: 6 | 20/03/2012 - 13:44:29,50 | 20/03/2012 - 13:44:39,00 | | | |
| 7: 7 | 20/03/2012 - 13:44:49,50 | 20/03/2012 - 13:45:44,50 | | | |
| | 20/03/2012 - 13:44:59,50 | 20/03/2012 - 13:58:24,00 | | | |
| | 20/03/2012 - 13:45:32,50 | | | | |
| | 20/03/2012 - 13:45:54,00 | | | | |
| | 20/03/2012 - 13:46:29,50 | | | | |

Figura 4.26: Resultados da execução do programa, eventos desconhecidos para o dia 20 de março.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Consumo

Como dito anteriormente um segundo analisador foi instalado somente na geladeira para que se pudesse avaliar a precisão da estimativa de consumo. O valor medido pelo segundo analisador de energia, foi de 0,364kWh. A presença de 3 eventos desconhecidos na carga 5 da fase a, onde estão presente todos os evento da geladeira, prejudicou significativamente a estimativa dos períodos de funcionamento relacionados à geladeira. Nenhum dos 3 períodos estimados, apresentados na Figura 4.28, são correspondentes aos da geladeira. Sendo assim a estimativa de consumo de 0,7085093kWh, com um erro de 94,64%, não corresponde com a realidade então, o mais adequado é dizer que não foi possível fazer a estimativa.

TEMPO DE FUNCIONAMENTO DAS CARGAS

| Cargas que Ligam na fase a | LIGAR da Carga : 4 | DESLIGAR da Carga : | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) |
|----------------------------|--------------------------|--------------------------|------------------------|---------------|-------------|
| 1: 1 | 20/03/2012 - 14:18:13,50 | 20/03/2012 - 14:19:13,50 | 0:1:0 | 0.0286840 | 0.0860520 |
| 2: 2 | 20/03/2012 - 14:21:09,00 | 20/03/2012 - 14:22:09,00 | 0:1:0 | 0.0286840 | |
| 3: 3 | 20/03/2012 - 14:24:30,00 | 20/03/2012 - 14:25:30,00 | 0:1:0 | 0.0286840 | |
| 4: 4 | | | | | |
| 5: 5 | | | | | |
| 6: 6 | | | | | |
| 7: 7 | | | | | |

Figura 4.27: Resultados da execução do programa para o dia 20 de março, carga que não houve erro de cálculo de um segundo.

TEMPO DE FUNCIONAMENTO DAS CARGAS

| Cargas que Ligam na fase a | LIGAR da Carga : 5 | DESLIGAR da Carga : | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) |
|----------------------------|--------------------------|--------------------------|------------------------|---------------|-------------|
| 1: 1 | 20/03/2012 - 10:56:51,50 | 20/03/2012 - 11:47:29,50 | 0:50:38 | 0.1572740 | 0.7085093 |
| 2: 2 | 20/03/2012 - 11:47:19,50 | 20/03/2012 - 12:32:41,00 | 0:45:22,5 | 0.1409409 | |
| 3: 3 | 20/03/2012 - 11:47:39,50 | 20/03/2012 - 13:59:44,00 | 2:12:5,5 | 0.4102945 | |
| 4: 4 | 20/03/2012 - 13:08:21,00 | | | | |
| 5: 5 | 20/03/2012 - 14:34:00,50 | | | | |
| 6: 6 | | | | | |
| 7: 7 | | | | | |

Figura 4.28: Resultados da execução do programa, funcionamento da Geladeira.

Síntese da Análise das Capacidades

A taxa de reconhecimento correto é de 47,24%. Um percentual de 57,14% dos intervalos de funcionamento foram adequadamente estimados. O erro ao estimar o consumo da geladeira não pode ser determinado, uma vez que os períodos de estimados não correspondem a realidade.

Tabela 4.11: Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para o dia 20 de março.

| | Supervisionada(%) | Não Supervisionada (%) |
|---------------------------------|-------------------|------------------------|
| Taxa de reconhecimento | 47,24 | |
| Taxa de classificação | 77,95 / 98,33 | - |
| Taxa de estimação funcionamento | 82,14 | 57,14 |
| Erro na estimação de consumo | 75,25 | - |

4.6 Análise das medidas do dia 19 de março de 2012 - ocorrência de eventos não modelados

4.6.1 Abordagem Supervisionada

Avaliação da Capacidade de Reconhecer os Eventos

As medidas do dia 19 foram feitas das 11:50 às 14:35:08. Nas medidas do dia 19 foram detectados 78 eventos, contudo, apenas 59 eram realmente eventos de liga ou de desliga. Então, pode-se dizer que a taxa de reconhecimento correto é de 75,64%. Os 19 eventos excedentes reconhecidos são originários da elevação pós-partida dos aparelhos de ar condicionado e das oscilações no funcionamento da TV e dos Chuveiros. A Tabela 4.12 mostra detalhadamente o número de eventos excedentes de acordo com sua origem.

Como dito anteriormente apenas 59 eventos eram realmente eventos de liga ou de desliga. Destes 59, 50 foram eventos intencionais. Os eventos intencionais foram gerados quando as 9 cargas eram ligadas e desligadas. Os 9 restantes, embora sejam realmente eventos, não foram gerados de forma proposital, assim, são cargas desconhecidas. Dos 9 eventos, 2 têm sua origem conhecida, eles são referentes ao ventilador do ar condicionado da Suíte. Outros 2 eventos não tem sua origem conhecida, porém acredita-se que são referentes a uma

Tabela 4.12: Quantidade e Origem dos Falsos Eventos de liga/desliga para o dia 19 de março.

| Origem | Quantidade |
|--|------------|
| Oscilação da TV | 3 |
| Oscilação do Chuveiro Social | 8 |
| Oscilação do Chuveiro Suíte | 3 |
| Elevação pós-partida no Ar da Suíte | 2 |
| Elevação pós-partida no Ar do quarto do Computador | 2 |
| Elevação pós-partida no Ar do quarto da TV | 1 |
| Total | 19 |

lâmpada incandescente de 60W. Tal alegação é feita baseando-se no fato de que a estes dois eventos são respectivamente de liga e de desliga, ambos com amplitude de 60W. Além disso, nestes instantes não houve variações na potência reativa e variação da distorção harmônica da corrente foi praticamente desprezível, como mostra a Figura 4.29. Os eventos são marcados com cruzes. Existem também 2 eventos que parecem ser de uma carga resistiva de 180W, pois também não houve variações significativas na potência reativa e nem na distorção harmônica da corrente, conforme Figura 4.30. Por fim, mais 2 eventos desconhecidos parecem ser de uma carga não-linear, tal como uma fonte chaveada. O comportamento oscilante da energia reativa, porém com limites máximos, sugere que a carga se trata de uma não-linear, conforme Figura 4.31.

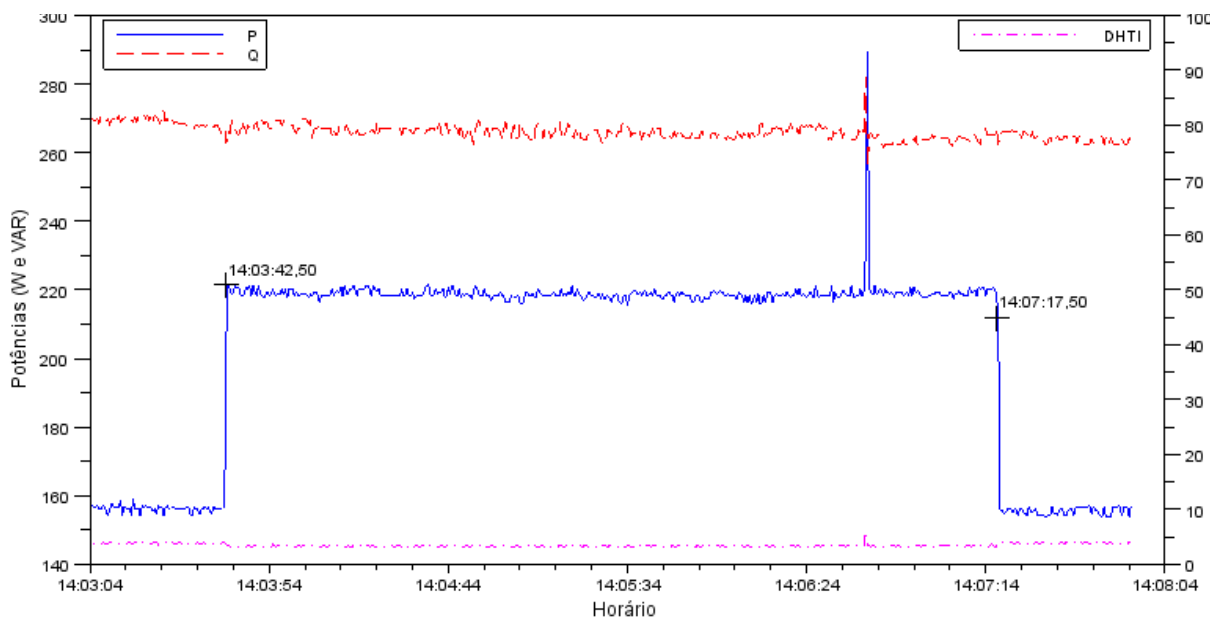


Figura 4.29: Carga desconhecida de 60W no dia 19 de março.

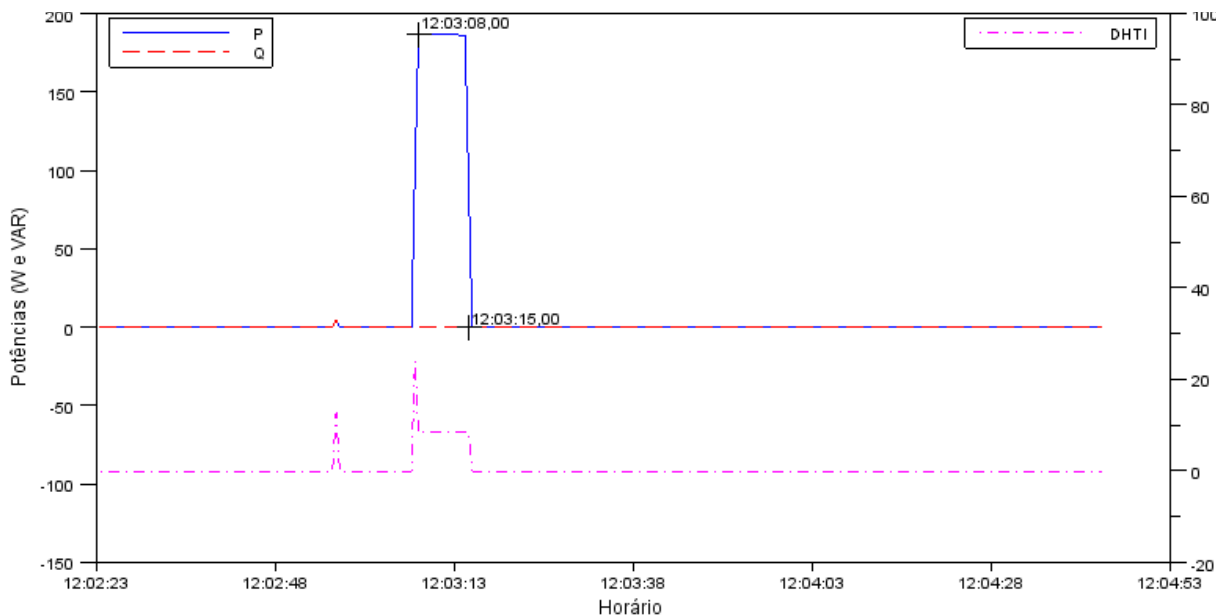


Figura 4.30: Carga desconhecida de 180W no dia 19 de março.

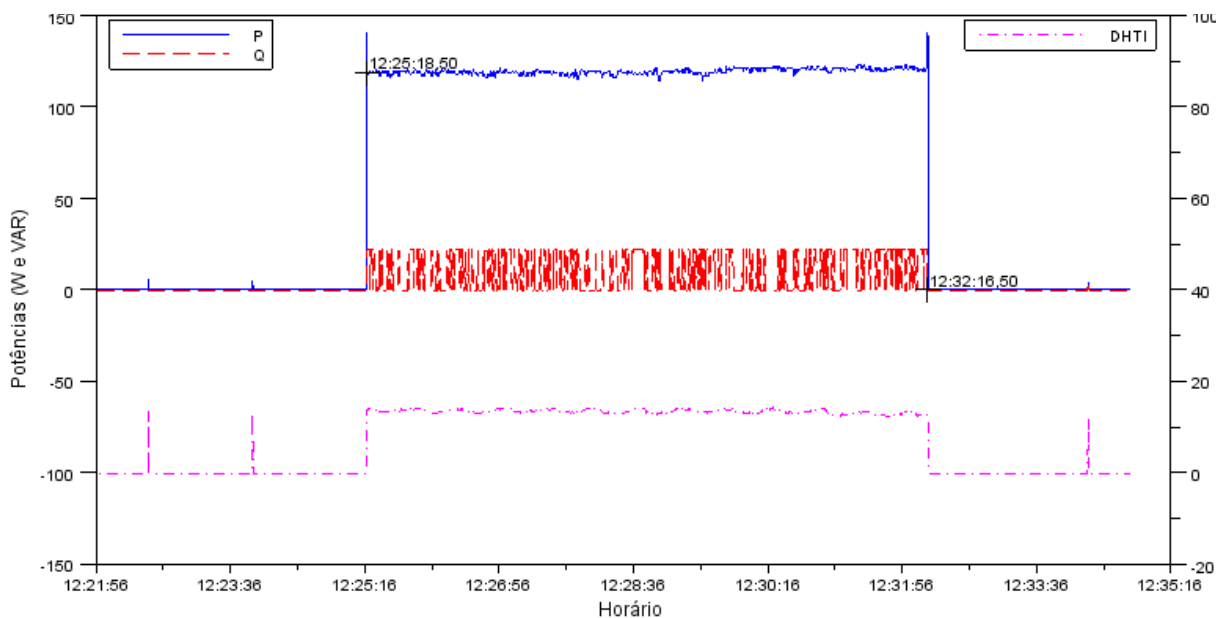


Figura 4.31: Carga desconhecida não-linear no dia 19 de março.

Avaliação da Capacidade de Classificar os Eventos

A Tabela 4.13 mostra que o *software* classificou corretamente 70 eventos, os acertos são os valores presentes na diagonal principal. Se forem considerados todos os 78 eventos a sensibilidade do classificador é de 89,74%.

Tabela 4.13: Matriz de Confusão na Classificação dos Eventos para o dia 19 de março.

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|------------------|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|----|-----------|--------------|
| Ar C. TV | 6 | | | | | | | | | |
| Microondas | | 6 | | | | | | | | |
| Ar Suíte | | | 6 | | | | | | | |
| Grill | | | | 6 | | | | | | |
| Ar C. Computador | | | | | 6 | | | | | |
| Chuveiro Social | | | | | | 6 | | | | |
| Chuveiro Suíte | | | | | | | 6 | | | |
| TV | | | | | | | | 2 | | 4 |
| Geladeira | | | | | | | | | 1 | 1 |
| Desconhecido | | | | | | | | 3 | | 25 |

Percebe-se que o número de acertos é superior a 59, que é o número dos reais eventos de liga e desliga. Isso deve-se ao fato de que, embora 19 variações tenham sido incorretamente reconhecidas como eventos, o *software* lidou com 16 delas de forma adequada, classificando-as como Desconhecido. Mas, caso se deseje analisar melhor a precisão do classificador, pode se ignorar os erros que vieram da camada inferior, da camada de reconhecimento. Caso a camada de reconhecimento não tivesse gerado nenhum erro o classificador deveria lidar com apenas 59 eventos ao invés de 78. Dos 59 eventos o classificador cometeu erros atribuindo 4 eventos da TV à categoria Desconhecido, atribuindo 3 oscilações do funcionamento da TV como eventos de liga e desliga ao invés de classificá-las em Desconhecido. Além destes erros houve uma classificação que precisa ser avaliada mais detalhadamente. A Figura 4.32 apresenta os dados registrados pelo segundo analisador, que estava ligado somente na geladeira. Na Figura 4.32 é possível perceber que às 12:31:02,50 a geladeira gera um degrau de potência ativa, esse degrau não é relativo ao funcionamento do compressor, pois neste instante a geladeira deixa de demandar potência reativa, como pode ser visto na Figura

4.33.

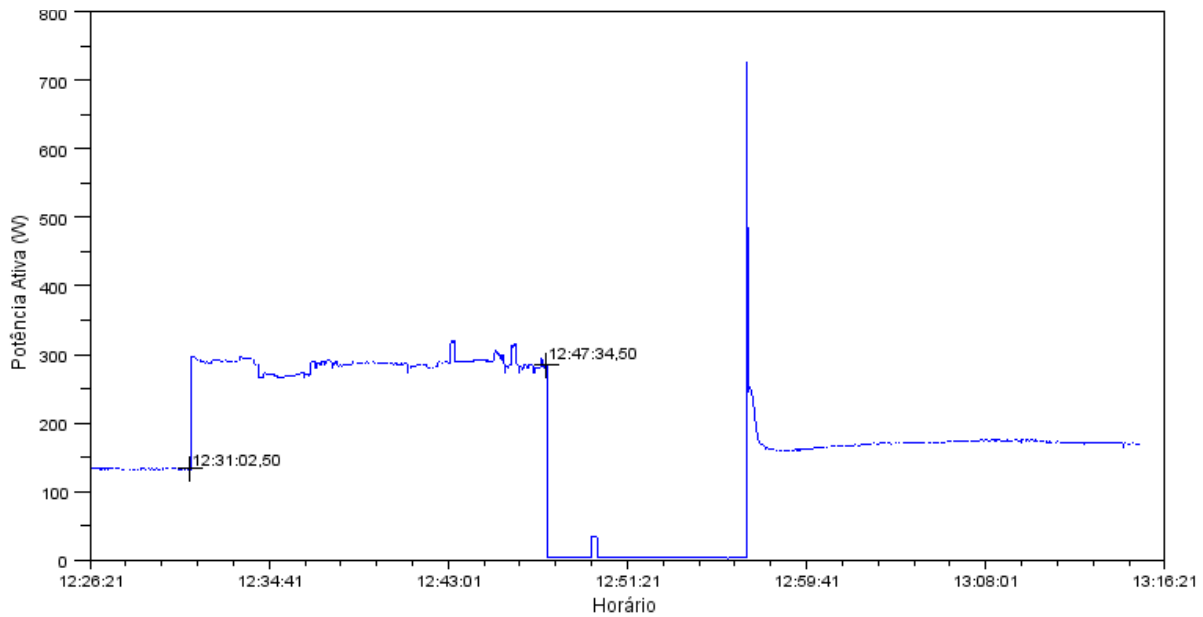


Figura 4.32: Degrau de potência ativa no funcionamento da geladeira no dia 19 de março.

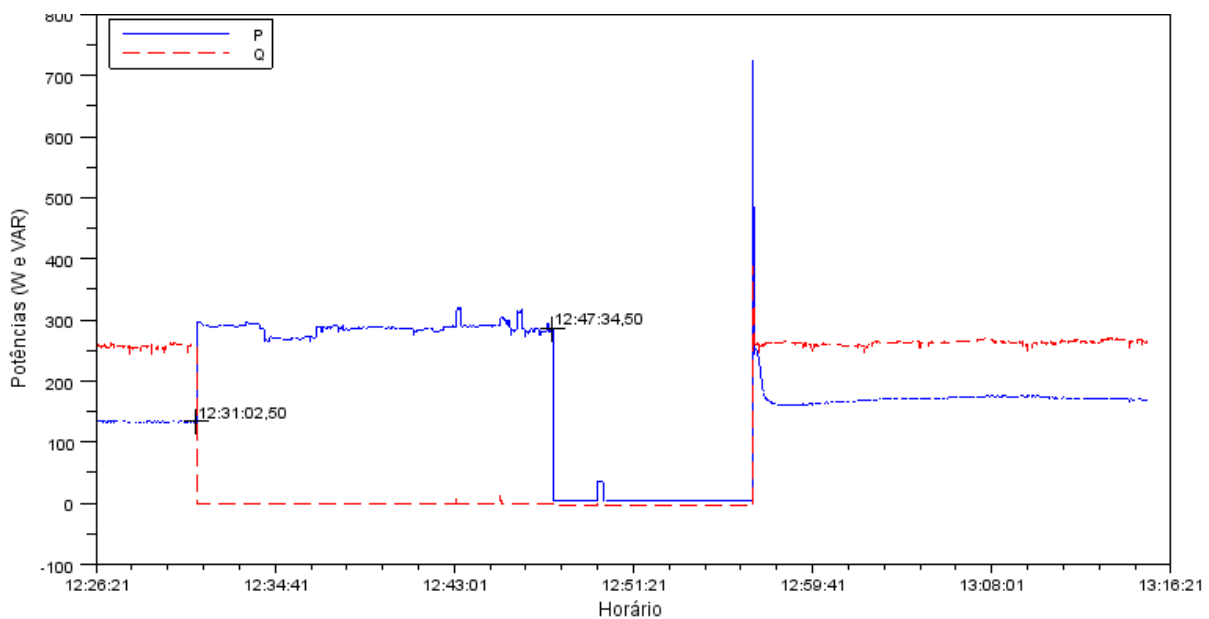


Figura 4.33: Curva de potências ativa e reativa no funcionamento da geladeira no dia 19 de março.

Acredita-se que este comportamento esteja relacionado a alguma funcionalidade extra da geladeira, tal como degelo seco. Obviamente o classificador não foi treinado para este evento, o que fez com que ele fosse atribuído como Desconhecido, contudo os impactos desta funcionalidade extra não param por aqui. O desliga que acontece 12:47:34,50 não é

semelhante aos que o classificador foi treinado para reconhecer como desliga da geladeira, logo este evento também foi classificado como Desconhecido, o que deixa a geladeira sem nenhum evento de desliga nas medidas feitas no dia 19 de março. A Figura 4.34 mostra o resultado da geladeira.

TEMPO DE FUNCIONAMENTO DAS CARGAS

| Cargas que Ligam na fase a | LIGAR da Carga : 3 | DESLIGAR da Carga : | Tempo de funcionamento | Consumo (kWh) | Total (kWh) |
|------------------------------|--------------------------|---------------------|------------------------|---------------|-------------|
| 1: Ar Condicionado Computado | 19/03/2012 - 12:56:54,50 | - | | | |
| 2: Ar Condicionado TV | | | | | |
| 3: Geladeira | | | | | |
| 4: Chuveiro Social | | | | | |
| 5: Desconhecido | | | | | |
| 6: Grill | | | | | |
| 7: Microondas | | | | | |

Figura 4.34: Resultados da execução do programa, funcionamento da Geladeira no dia 19 de março.

Então, como dos 59 eventos 52 foram classificados corretamente o resultado do classificador é uma taxa de acerto de 88,13%.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Tempo de Funcionamento

O *software* deveria calcular corretamente um total de 27 períodos de funcionamento das cargas. Isto inclui o período de funcionamento das cargas desconhecidas. É importante esclarecer que os períodos de funcionamentos que compõem os 27 são apenas os que são claramente definidos, isto é, tem um ligar e um desligar. Como a geladeira no período medido teve apenas um desliga e um liga, respectivamente nesta ordem, o *software* não conseguiu identificar um período que a carga desliga antes de ligar, por isso os dois períodos de funcionamento da geladeira não são considerados, é necessário desenvolver uma funcionalidade que trate destes casos particulares. Dos 27 períodos de funcionamento considerados, 26 foram adequadamente estimados, isso corresponde a uma taxa de acerto de 96,29%. O outro período foi estimado de forma errada justamente por causa do excesso de eventos reconhecidos inadequadamente. Isso fez com que eventos reais de liga/desliga fossem vinculados equivocadamente às particularidades do funcionamento, apresentadas na Tabela 4.13.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Consumo

O segundo analisador instalado somente na geladeira para avaliar a precisão da estimativa de consumo mediu 0,425kWh. Já o *software* não foi capaz de calcular o consumo da geladeira, porque o desliga da geladeira foi classificado como Desconhecido, a Figura 4.34 mostra o resultado para a geladeira. Ainda que o desliga fosse adequadamente classificado, o *software* ainda não seria capaz de calcular pois ainda não consegue trabalhar com períodos que começam ou terminam fora do período de amostragem, como foi o funcionamento da geladeira, mostrado na Figura 4.35.

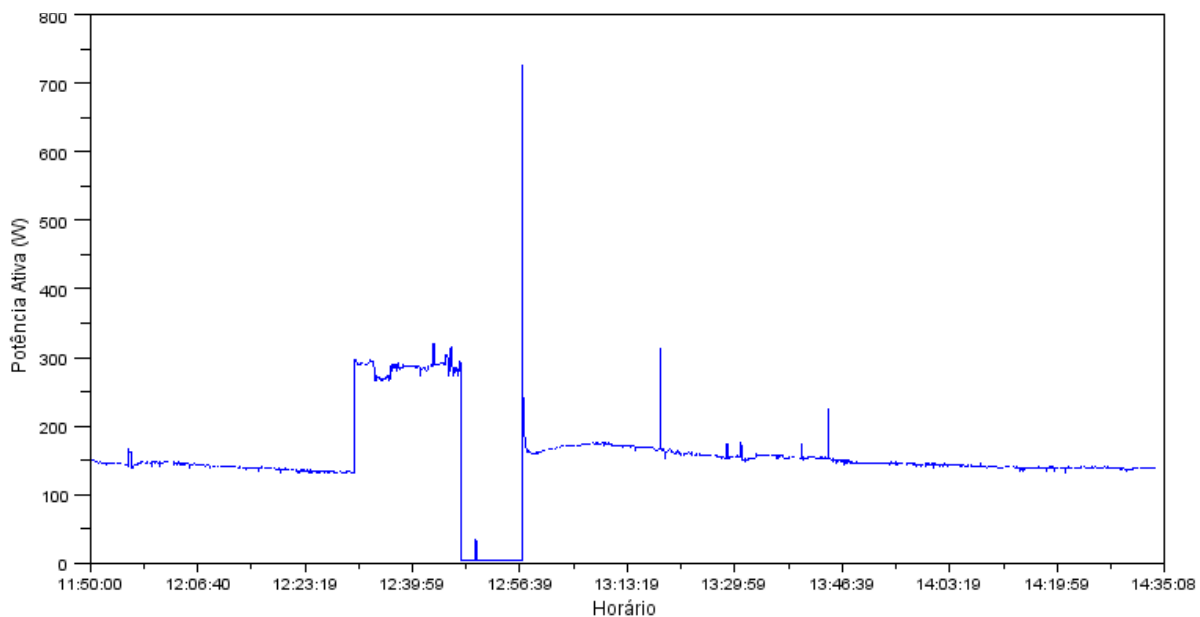


Figura 4.35: Funcionamento da Geladeira no dia 19.

Síntese da Análise das Capacidades

A taxa de reconhecimento correto é de 75,64%. Fica claro que a capacidade de reconhecimento precisa de aperfeiçoamentos, isso pode ser feito ajustando melhor o tempo de bloqueio. Uma melhora nesta capacidade será refletida nas camadas superiores. O acerto do classificador é 89,74%, mas se forem ignorados os erros de reconhecimento essa taxa diminui para 88,13%, porque os acertos do classificador, ao tratar adequadamente os falsos eventos provenientes das oscilações classificando-os como desconhecidos, deixam de ser considerados. Um percentual de 96,29% dos intervalos de funcionamento foram adequadamente estimados. O erro ao estimar o consumo da geladeira foi demasiado, pois o *software* não foi capaz de estimar o consumo. Esse erro pode ser diminuído em trabalhos futuros implementando uma

funcionalidade capaz de detectar períodos de funcionamento que têm limites, início ou fim, além do período de medição.

4.6.2 Abordagem Não Supervisionada

Avaliação da Capacidade de Reconhecer os Eventos

As medidas do dia 19 foram feitas das 11:50 às 14:35:08. Nas medidas do dia 19 foram detectados 78 eventos, contudo, apenas 59 eram realmente eventos de liga ou de desliga, a taxa de reconhecimento correto é de 75,64%, o tempo de execução do *software* foi de 12.516 s e a capacidade de reconhecer eventos é a mesma da abordagem supervisionada.

Avaliação da Capacidade de Classificar os Eventos

A Tabela 4.14 mostra como o *software* classificou os 78 eventos.

A Tabela 4.15 mostra qual a porcentagem dos eventos de cada eletrodoméstico ficou classificada em cada uma das carga.

A Figura 4.36 mostra os dois espaços tridimensionais formados para a fase a, do dia 19/03. Percebe-se que no espaço tridimensional de liga existe o centróide número 8, enquanto no espaço do desliga só existe até o número 6. Novamente, isso corresponde a uma interpretação espúria, onde o número de cargas que ligam é diferente do número de cargas que desligam.

O mesmo não acontece para a fase b, conforme a Figura 4.37, na fase b a quantidade centróides é a mesma para os dois espaços tridimensionais. O número de 4 cargas elétricas é igual para os dois espaços, o que é um resultado correto.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Tempo de Funcionamento

O *software* deveria calcular corretamente um total de 27 períodos de funcionamento das cargas. Isto inclui o período de funcionamento das cargas desconhecidas. É importante esclarecer que os períodos de funcionamentos que compõem os 27 são apenas os que são claramente definidos, isto é, tem um ligar e um desligar. Lembrando que a geladeira no

Tabela 4.14: Matriz de Classificação dos Eventos

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|-----|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|----|-----------|--------------|
| 1 a | 3 | | | 6 | | | | | | |
| 2 a | | | | | | 6 | | | | |
| 3 a | | | | | | | | | 1 | 9 |
| 4 a | | 6 | | | | | | | | |
| 5 a | | | | | | | | | 1 | 5 |
| 6 a | | | | | 6 | | | | | |
| 7 a | 2 | | | | | | | | | |
| 8 a | 1 | | | | | | | | | |
| 1 b | | | | | | | 6 | | | |
| 2 b | | | 6 | | | | | | | |
| 3 b | | | | | | | | 4 | | 5 |
| 4 b | | | | | | | | 2 | | 9 |

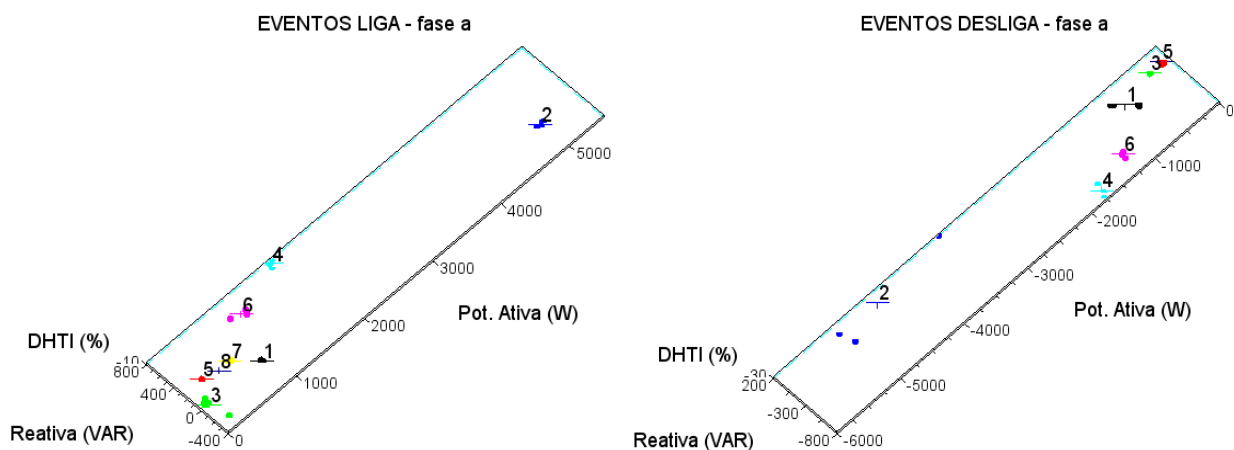


Figura 4.36: Espaços Tridimensionais para a fase a no dia 19 de março.

Tabela 4.15: Matriz de Classificação dos Eventos em Porcentagem do dia 19 de março

| | Ar C. TV | Microondas | Ar Suíte | Grill | Ar C. Computador | Chuveiro Social | Chuveiro Suíte | TV | Geladeira | Desconhecido |
|-----|----------|------------|----------|-------|------------------|-----------------|----------------|------|-----------|--------------|
| 1 a | 50 | | | 100 | | | | | | |
| 2 a | | | | | | 100 | | | | |
| 3 a | | | | | | | | | 50 | 32,1 |
| 4 a | | 100 | | | | | | | | |
| 5 a | | | | | | | | | 50 | 17,9 |
| 6 a | | | | | 100 | | | | | |
| 7 a | 33,3 | | | | | | | | | |
| 8 a | 16,7 | | | | | | | | | |
| 1 b | | | | | | | 100 | | | |
| 2 b | | | 100 | | | | | | | |
| 3 b | | | | | | | | 66,7 | | 17,9 |
| 4 b | | | | | | | | 33,3 | | 32,1 |

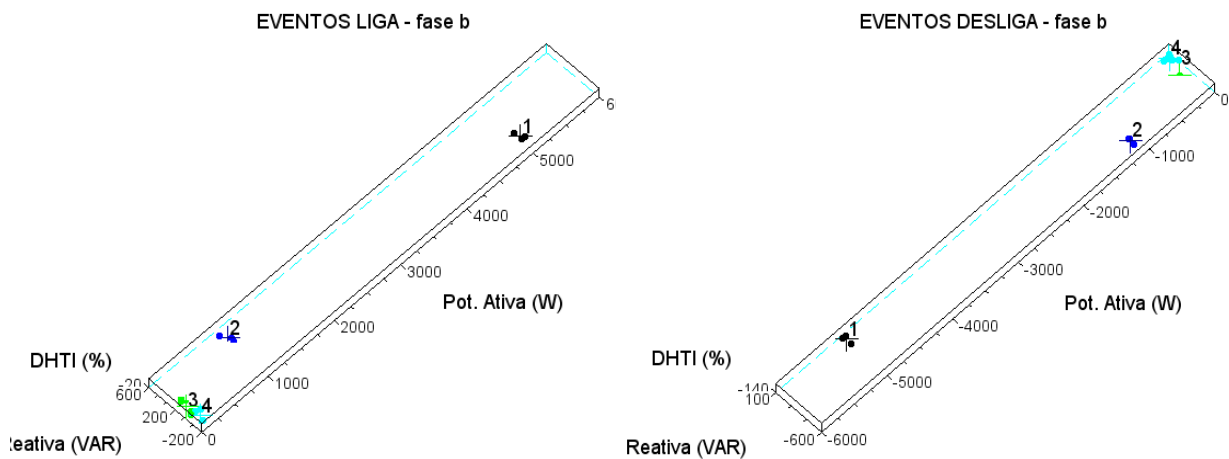


Figura 4.37: Espaços Tridimensionais para a fase b no dia 19 de março.

período medido teve apenas um desliga e um liga, respectivamente nesta ordem, o *software* não conseguiu identificar um período que a carga desliga antes de ligar, por isso os dois períodos de funcionamento da geladeira não são considerados. Dos 27 períodos de funcionamento, 20 foram adequadamente estimados, isso corresponde a uma taxa de acerto de 74,07%. Os outros períodos foram estimado de forma errada por causa do excesso de eventos reconhecidos inadequadamente e pelos equívocos na classificação.

Avaliação da Capacidade de Estimar o Consumo

O valor medido pelo segundo analisador de energia foi de 0,425kWh, já o *software* não foi capaz de calcular o consumo da geladeira, porque o desliga da geladeira foi classificado na carga 3 da fase a e o liga na carga 5 da fase a. Ainda que a classificação fosse correta, o *software* ainda não seria capaz de calcular pois ainda não consegue trabalhar com períodos que começam ou terminam fora do período de amostragem, como foi o funcionamento da geladeira, mostrado na Figura 4.38.

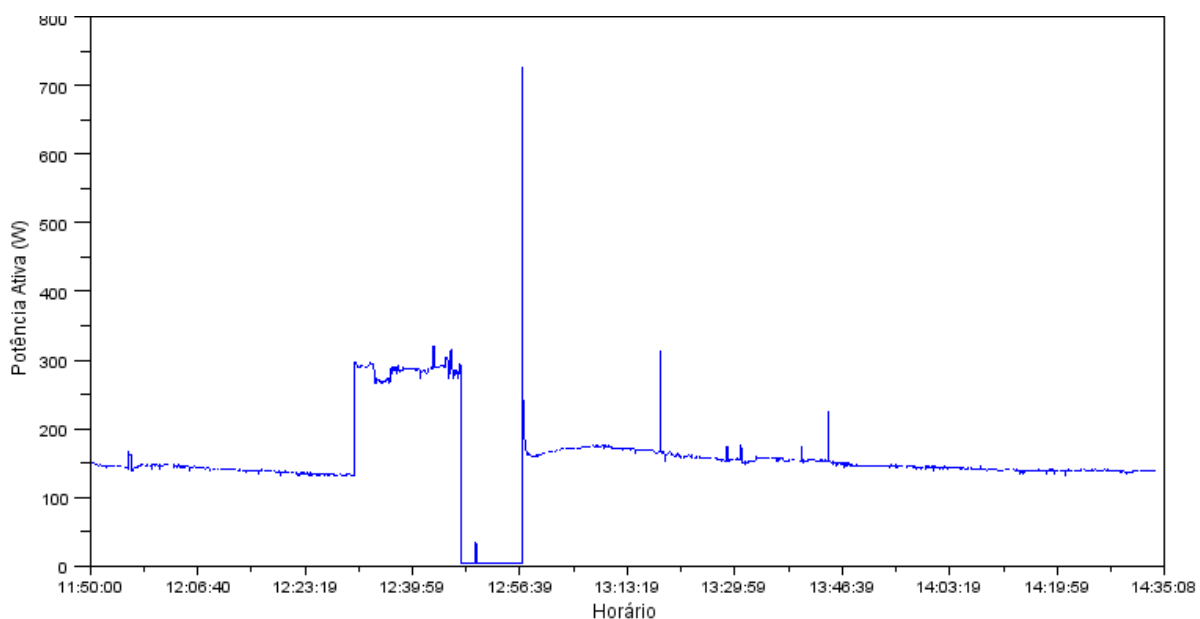


Figura 4.38: Funcionamento da Geladeira no dia 19 de março.

Outro ponto importante sobre a estimação de consumo é o fato que uma vez que os centróides dos eventos são usados como características das cargas, é possível que a estimativa de consumo seja prejudicada. Por exemplo, a carga 1 da fase a que tem todos os eventos do Grill, e inclusive os três períodos de funcionamento foram adequadamente estimado, a presença dos eventos de desliga do Ar Condicionado da TV, faz com que o centróide seja alterado. A carga 1 da fase a demanda uma potência ativa de 871,07W enquanto na verdade

o Grill tem potência de 896,11W. As Figuras 4.39 e 4.40 apresentam uma comparação das características das cargas do treinamento feito para a abordagem supervisionada, usando as medidas do dia 23, com as características para a abordagem não supervisionada do dia 19.

| CARACTERÍSTICAS DAS CARGAS | | | | | | | | | | | | | | |
|-------------------------------|-------|----------------|------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------|----------------|-------------------------------|-------------------|-------------------|-------|----------------|------------------|-------------------|
| CARGAS QUE LIGAM NA FASE a | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE a | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE b | | | | | | |
| | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) |
| 1: Ar Condicionado Computador | 1: | 1200.901 | 548.1395 | 6.995 | 1: Desconhecido | 1: | -78.94575 | -6.598 | 0 | 1: Desconhecido | 1: | -89.385 | 0 | -0.076 |
| 2: Ar Condicionado TV | 2: | 665.134 | 210.8605 | 3.515 | 2: Geladeira | 2: | -140.1755 | -241.4695 | 12.87 | 2: Ar Suíte | 2: | -1162.273 | -435.134 | -12.729 |
| 3: Geladeira | 3: | 195.67625 | 271.44525 | -7.54 | 3: Ar Condicionado Computador | 3: | -1236.264 | -430.9655 | -6.85 | 3: TV | 3: | -124.383 | -172.2155 | -120.194 |
| 4: Chuveiro Social | 4: | 4861.206 | 111.2105 | -3.544 | 4: Ar Condicionado TV | 4: | -723.4135 | -209.697 | -4.5495 | 4: Chuveiro Suíte | 4: | -4942.276 | 0 | -1.164 |
| 5: Desconhecido | 5: | 85.5945 | 6.6325 | 0 | 5: Chuveiro Social | 5: | -4899.81 | -82.0685 | 3.415 | | | | | |
| 6: Grill | 6: | 896.178 | 1.4025 | -2.715 | 6: Grill | 6: | -898.517 | -1.469 | 3.3745 | | | | | |
| 7: Microondas | 7: | 1746.885 | 847.537 | 21.4105 | 7: Microondas | 7: | -1699.832 | -786.126 | -22.76 | | | | | |

Figura 4.39: Características das cargas obtidas no treinamento feito com as medidas do dia 23 de março de 2012.

| CARACTERÍSTICAS DAS CARGAS | | | | | | | | | | | | | | |
|----------------------------|-------|----------------|------------------|-------------------------------|------|-------|----------------|-------------------------------|-------------------|------|-------|----------------|------------------|-------------------|
| CARGAS QUE LIGAM NA FASE a | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE a | | | | CARGAS QUE DESLIGAM NA FASE b | | | | | | |
| | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) | | Carga | ΔP (W) | ΔQ (VAR) | $\Delta DHTI$ (%) |
| 1: 1 | 1: | 871.07133 | -16.956333 | -3.8051667 | 1: 1 | 1: | -766.95883 | -95.00975 | -0.2979167 | 1: 1 | 1: | -5059.3707 | -37.813 | -1.551 |
| 2: 2 | 2: | 4966.952 | -6.7913333 | -2.8885 | 2: 2 | 2: | -4507.9455 | 51.62 | 2.0591667 | 2: 2 | 2: | -1133.4112 | -448.73233 | -8.293 |
| 3: 3 | 3: | 104.56094 | -14.023389 | -0.2172222 | 3: 3 | 3: | -282.1455 | 6.1265 | 2.16 | 3: 3 | 3: | -124.001 | -180.5495 | -136.934 |
| 4: 4 | 4: | 1776.655 | 743.75183 | 27.9865 | 4: 4 | 4: | -1728.694 | -680.41317 | -27.514667 | 4: 4 | 4: | -108.16707 | -28.873214 | -4.6081429 |
| 5: 5 | 5: | 268.228 | 261.5225 | 6.589 | 5: 5 | 5: | -92.762 | 6.8134 | 0.1745 | | | | | |
| 6: 6 | 6: | 1121.216 | 535.14033 | 7.5485 | 6: 6 | 6: | -1230.0255 | -525.67817 | -9.273 | | | | | |
| 7: 7 | 7: | 637.18025 | 212.45 | 4.28525 | | | | | | | | | | |
| 8: 8 | 8: | 463.1105 | 200.46 | 1.21 | | | | | | | | | | |

Figura 4.40: Características das cargas obtidas na abordagem não supervisionada para o dia 19 de março de 2012.

Síntese da Análise das Capacidades

A taxa de reconhecimento correto é de 75,64%. Um percentual de 74,07% dos intervalos de funcionamento foram adequadamente estimados. O *software* não conseguiu de estimar

o consumo. Esse erro pode ser diminuído em trabalhos futuros implementando uma funcionalidade capaz de detectar um período funcionamento com um dos limites, início ou fim, além do período de medição.

Tabela 4.16: Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para o dia 19 de março.

| | Supervisionada(%) | Não Supervisionada (%) |
|---------------------------------|-------------------|------------------------|
| Taxa de reconhecimento | 75,64 | |
| Taxa de classificação | 89,74 / 88,13 | - |
| Taxa de estimação funcionamento | 96,29 | 74,07 |
| Erro na estimação de consumo | - | - |

4.7 Conclusão

As medidas foram feitas nos dias 19, 20, 22 e 23 de março de 2012 em um apartamento de 3 quartos, com um analisador de energia, instalado no quadro de disjuntores, para monitorar as duas fases que alimentam a instalação. Foram selecionadas as principais cargas da residência para serem ligadas e desligadas, gerando os eventos a serem detectados, um total de 9 cargas. Um outro analisador de energia foi instalado somente na tomada que alimentava a geladeira, afim de se avaliar a precisão da estimativa de consumo feita pelo *software*. Os eventos do dia 23 foram usados para o treinamento do classificador na abordagem supervisionada. A configuração básica usada para o treinamento foi: degrau mínimo de 60W, tamanho da janela de varredura igual a 5s e tamanho do evento de 10s.

A qualidade do *software* é avaliada através da análise de quatro de suas capacidades: reconhecer eventos, classificar eventos, estimar o tempo de funcionamento e estimar o consumo. O experimento realizado mostrou que o *software* funciona adequadamente apresentando um bom desempenho.

A taxa de reconhecimento de eventos mostra que o *software* é capaz de detectar os eventos de todas as 9 cargas, embora ainda apresente certa sensibilidade às oscilações. As 9 cargas de interesse foram detectadas em meio à curva de potência ativa mostrando que o *software* não permitirá que os principais usos da energia elétrica numa residência sejam ignorados, seja a carga de 60W ou de 5000W. O *software* é capaz de trabalhar com um grande intervalo de potência ativa. Além do amplo intervalo, o *software* é capaz de trabalhar com cargas ON-OFF de diferentes aplicações desde aquecimento (chuveiro), refrigeração (ar condicionado) até telecomunicação (computador), as quais são cargas com características e princípios de

funcionamento diferentes.

É importante destacar que a função para detecção de eventos é a mesma para as duas abordagens, supervisionada (S) e não supervisionada (N S). Isso mostra que as duas abordagens conseguem perceber a ativação das principais cargas deixando claro que existe potencial para um melhor desempenho, a partir do aperfeiçoamento do classificador.

O *software* ainda apresenta uma sensibilidade às oscilações, contudo, tem uma funcionalidade para evitar que oscilações na potência ativa, subsequentes à partida, sejam interpretadas como eventos, tal funcionalidade é chamada de tempo de bloqueio. Entretanto, algumas destas oscilações foram marcadas como eventos, mostrando que o tempo de bloqueio, atualmente de 10 s, deve ser aumentado. Porém, o tempo de bloqueio não pode ser aumentado sem uma análise prévia, pois isso pode causar outro problema que seria a incapacidade de reconhecer dois eventos que acontecem bem próximos. Experimentos futuros devem ser usados para determinar qual o tempo de bloqueio ideal.

O *software* não foi projetado para lidar com cargas do tipo MEF. Alguns eletrodomésticos, apesar de serem MEF, podem ser considerados como ON-OFF e monitorados com o *software* com boa aproximação, é o caso do ar condicionado. Isso mostra que o campo de aplicação inicialmente proposto, o das cargas ON-OFF, está sendo adequadamente atendido e pode se dizer que tem sido superado uma vez que se consegue lidar com algumas cargas MEF. Certamente um desenvolvimento buscando lidar com cargas MEF traria grandes avanços, mas a residência usada nos testes apresenta apenas uma carga MEF que não poderia ser monitorada, uma lavadora de roupas. Nenhuma carga expressiva era do tipo continuamente ligada ou continuamente variável. Então, das 10 principais cargas na residência apenas uma, a máquina de lavar, não pôde ser monitorada.

O *software* estima o consumo calculando a área de um trapézio, sendo a altura o tempo de funcionamento e as bases os degraus de potência ativa quando a carga liga e desliga. O *software* apresenta um erro na estimação do consumo da geladeira devido a dois fatores. O primeiro fator está relacionado à situação de o consumo ser estimado usando o valor obtido no treinamento que é valor invariável, em contraste com a pequena variação que existe entre um funcionamento e outro da carga. Perceba que este fator está presente apenas na abordagem supervisionada. Esse erro pode ser diminuído em trabalhos futuros usando os degraus de cada evento e não a característica da carga, obtida no treino. O outro fator é a característica de funcionamento da geladeira, que não é totalmente compatível com o cálculo da área do trapézio. A potência ativa consumida pela geladeira sofre uma pequena elevação durante os primeiros minutos de funcionamento. Tal elevação pode fazer com que a base do trapézio, que corresponde ao degrau de potência no ligar, seja considerada maior

do que se deveria. Embora se conheça a origem do erro, não é viável simplesmente adaptar a forma de cálculo. Pois a estimativa das outras cargas, que não têm comportamento igual ao da geladeira, poderiam ser prejudicadas. Então, o cálculo da área do trapézio é uma solução de compromisso.

Os resultados do classificador para a abordagem não supervisionada, que tem menor grau de intrusão, mostraram que esta abordagem tem resultados inferiores à abordagem supervisionada. Contudo, é bom esclarecer que a abordagem não supervisionada é favorável a desagregação de cargas com potência ativa maior e dependendo do nível de detalhamento desejado para o monitoramento, esta abordagem pode ser tão atrativa quanto a supervisionada.

As medidas feitas nos dias 19 e 20 de março de 2012 apresentaram características fora das condições esperadas para o uso do *software*. A qualidade do *software* nestas condições também é avaliada através da análise de quatro capacidades: reconhecer eventos, classificar eventos, estimar o tempo de funcionamento e estimar o consumo. A Tabela 4.17 apresenta os resultados para os três dias de medições.

Tabela 4.17: Comparação dos Resultados das Duas Abordagens para os Três Dias de Medições.

| Dia | 19 de março | | 20 de março | | 22 de março | |
|--------------------|-------------|---------|-------------|---------|-------------|---------|
| | S(%) | N S (%) | S(%) | N S (%) | S(%) | N S (%) |
| T. reconhecimento | 75,64 | | 47,24 | | 57,98 | |
| T. classificação | 89,74/88,13 | - | 77,95/98,33 | - | 71,42/98,55 | - |
| T. Estim. Funcio. | 96,29 | 74,07 | 82,14 | 57,14 | 84,38 | 84,38 |
| Erro Estim. Consu. | - | - | 75,25 | - | 12,66 | 16,89 |

Em certas ocasiões, quando um evento é classificado na carga errada, pode acontecer do *software* estimar uma sobreposição de funcionamentos para uma mesma carga, o que na prática é algo impossível. Então, percebe-se a necessidade de desenvolvimento de uma funcionalidade capaz de detectar tal inconsistência e enviar mensagens às camadas inferiores afim de que elas alterem seus resultados.

Caso sejam comparados os números de cargas reconhecidas dos resultados para a abordagem não supervisionada entre os três dias de medição, observa-se que o número de cargas divergiu entre um dia e outro. Isso mostra que o *software* é capaz de lidar com a inserção de novas cargas na residência caso isso ocorra, porém, deve ficar claro também que a variação entre um funcionamento e outro dos eletrodomésticos, pode favorecer uma interpretação equivocada,

onde uma carga pode ser interpretada como duas, o que levaria a uma superestimação do número de cargas.

Um erro na classificação pode gerar impactos significativos na estimativa do tempo. Por exemplo, a falta de um evento de desliga para uma carga pode fazer com que todos os outros eventos seguintes sejam relacionados equivocadamente, estimando assim os períodos de funcionamento de forma irreal. Um problema que precisa ser explicitado é o fato de que os erros na detecção de eventos fazem que sejam estimados períodos de funcionamentos que não existem, por exemplo, um intervalo entre duas oscilações de uma carga pode ser relacionado como sendo um período de funcionamento de uma carga.

Outro problema detectado é um pequeno erro de 1s nos cálculos dos períodos de funcionamento. Não se sabe qual a origem deste pequeno erro, acredita-se que ele veio de alguma aproximação. Em algumas cargas este erro não ocorreu.

Outro ponto importante sobre a estimação de consumo na abordagem não supervisionada é o fato que uma vez que os centróides dos eventos são usados como características das cargas é possível que a estimativa de consumo seja prejudicada quando estão presentes eventos de outra carga. A presença de eventos de outra carga pode deslocar o centroide do grupo.

É importante destacar que mesmo fora das condições ideais o *software* ainda apresenta um resultado aceitável, isso porque a taxa de estimação dos tempos de funcionamento permanecem acima de 50% mesmo com o consumo da geladeira não sendo estimado adequadamente. Deve ficar claro que os erros na estimação do consumo da geladeira não desqualificam totalmente o *software* pois as taxas elevadas na estimação dos períodos de funcionamento mostram que a maioria das cargas pode ter seu consumo estimado de forma adequada. A geladeira foi usada apenas como um caso para discutir melhor a estimativa de consumo e não representa o total das nove cargas monitoradas.

Capítulo 5

Considerações Finais

Este capítulo sintetiza as principais conclusões obtidas durante o desenvolvimento e avaliação do *software* para monitoramento não intrusivo de cargas residenciais. A Seção 5.1 comenta os resultados obtidos e lista os pontos que precisam ser aperfeiçoados. A Seção 5.2 propõe trabalhos futuros e alterações que podem melhorar a qualidade dos resultados gerados.

5.1 Resultados Obtidos

Ao longo deste trabalho foi apresentado um *software* desenvolvido para o monitoramento não intrusivo de cargas residenciais. O principal objetivo deste trabalho foi permitir que o funcionamento dos eletrodomésticos fosse monitorado a partir apenas da análise da tensão e da corrente no ramal principal da instalação elétrica. Isto foi feito visando que o cliente tenha acesso à informações que reflitam seus hábitos de consumo de energia elétrica sem ter que investir uma grande soma em um sistema de monitoramento individualizado. Foram projetadas duas abordagens, Supervisionada e Não Supervisionada, as quais trabalham com diferentes níveis de intrusividade e sensibilidade. A abordagem Supervisionada apresentou resultados melhores, contudo, caso o interesse do monitoramento esteja voltado apenas para cargas com potência ativa maior a abordagem Não Supervisionada é tão atrativa quanto a Supervisionada. A abordagem Supervisionada apresenta melhores resultados mas por requerer a intrusão na instalação elétrica para se gerar eventos rotulados que são usados no treinamento. A abordagem Não Supervisionada apresentou bom resultados para cargas com potência superior a 800W e não necessita de intrusão.

Os resultados apresentados para os experimentos mostram que é possível monitorar individualmente o consumo dos eletrodomésticos a partir do ramal principal da instalação elétrica. O fato de a estimativa dos períodos de funcionamento conseguir atingir até 96,29% de acerto, para abordagem supervisionada, mostra que é possível dizer quando cada eletrodoméstico ligou/desligou, quanto tempo funcionou e quanto de energia gastou. Entretanto, ainda é necessário um período de intrusão para gerar os dados usados no treinamento do classificador.

O *software* foi criado para utilizar um analisador já existente no laboratório o que reduziu os custos da pesquisa e permitiu que os esforços fossem concentrados apenas na programação. Uma combinação de três características elétricas foram usadas como assinatura dos eletrodomésticos, a potência ativa, a potência reativa e a distorção harmônica de corrente. Os eventos detectados ao longo da execução da rotina são separados em dois espaços tridimensionais para diminuir o esforço computacional e evitar as complicações geradas pela deriva da potência dos eletrodomésticos. Os tempos de execução, em torno de 20s, mostram a viabilidade quanto ao esforço computacional.

Algumas qualidades do *software* devem ser destacadas:

1. **Capacidade de trabalhar com um grande intervalo de potência:** O *software* consegue reconhecer o funcionamento de cargas com potência ativa entre 60 e 5000W.
2. **Capacidade de trabalhar com cargas ON-OFF de diferentes princípios de funcionamento:** Nos experimentos o *software* foi capaz de trabalhar com cargas ON-OFF de diferentes aplicações desde aquecimento (chuveiro), refrigeração (ar condicionado) até telecomunicação (computador).
3. **Capacidade de lidar com cargas MEF que tem características próximas às ON-OFF:** Embora o *software* não tenha sido projetado para lidar com cargas do tipo MEF, alguns eletrodomésticos, apesar de serem MEF, podem ser considerados como ON-OFF e monitorados com o *software* com boa aproximação, é o caso do ar condicionado.

Embora estejam presentes erros nas quatro funcionalidades básicas do *software*, está claro que eles podem ser resolvidos em trabalhos futuros. Os problemas que ficaram evidentes durante a pesquisa foram:

1. **Baixa taxa reconhecimento correto de eventos:** O reconhecimento de eventos

tem se mostrado altamente sensível às variações da potência ativa, levando a um reconhecimento excessivo de oscilações como eventos.

2. **Erros na estimativa de consumo:** A pequena variação que existe entre um funcionamento e outro da carga e as particularidades na curva de carga de certos eletrodomésticos, como a geladeira, precisam ser levadas em conta no momento de estimar a energia consumida.
3. **Sobreposição de períodos de funcionamentos para uma mesma carga:** O agrupamento equivocado de algum evento com determinada carga pode fazer com que sejam estimados dois períodos de funcionamento sobrepostos.
4. **Eventos relacionados equivocadamente:** Novamente o agrupamento equivocado de algum evento pode fazer com que a falta ou excesso de algum evento, comprometam a relação entre os eventos de liga e de desliga da carga, gerando assim períodos de funcionamento irrealis.
5. **Pequeno erro de 1s nos cálculos dos períodos de funcionamento:** Aparentemente um erro de aproximação gera intervalos faltando um segundo de funcionamento.
6. **Divergência entre o número de cargas que ligam e o número de cargas que desligam:** A abordagem não supervisionada, por usar o algoritmo de ISODATA para dois espaços tridimensionais diferentes de forma independente, apresentou número diferente de cargas que ligam do das que desligam.
7. **Número de cargas divergindo entre um dia e outro:** Para a abordagem não supervisionada o número de cargas divergiu entre um dia e outro de medição, embora o mesmo número de cargas estivesse sendo monitorado.
8. **Deslocamento do centróide:** Na abordagem não supervisionada o agrupamento equivocado pode fazer com que a presença indesejada de eventos de outra carga desloquem o centróide do grupo levando a uma caracterização e estimativa equivocada.

5.2 Trabalhos Futuros

O monitoramento não intrusivo de cargas residências tem recebido uma maior atenção em função do desenvolvimento de medidores inteligentes voltados para as *smart grids*. E embora vários trabalhos estejam sendo desenvolvidos desde o final da década de 1980, ainda existem alguns problemas que precisam ser tratados, como o desenvolvimento de uma solução que se adapte adequadamente a todos os tipos de cargas presentes numa residência. Também

ainda não se definiu uma assinatura, ou um conjunto delas, que seja amplamente aceita. Possivelmente novos trabalhos sobre NIALM surgirão nos próximos anos.

Quanto a trabalhos futuros baseados no *software* apresentado, é importante destacar que os problemas encontrados e listados em 5.1 precisam ser tratados para melhorar os resultados gerados. Para isso é necessário que as próximas pesquisas definam um tempo de bloqueio ideal para minimizar o reconhecimento de oscilações pós-partida como eventos.

Outro avanço necessário é a criação de uma função que lide com os tempos de funcionamento irreais. A nova função pode usar a curva da potência ativa para verificar se um período de funcionamento estimado realmente existe e se ele não se sobrepõe a algum outro funcionamento da mesma carga. Nesta função também poderia ser usado o Modelo de Carga Total [2] para confirmar se as estimativas são plausíveis. Além disso, quando esta função detectar um período irreal podem ser enviadas mensagens às camadas inferiores para que elas refaçam seus resultados, desta forma o relacionamento equivocado de eventos poderá ser diminuído.

Os erros na estimativa do consumo podem ser minimizados caso se levem em conta cada degrau de liga/desliga da carga ao invés de se usar um valor invariável obtido no treinamento. Outra alteração para melhorar a estimativa de consumo seria levar em conta quais são os tipos das cargas, por exemplo, saber se a carga é de refrigeração ou de aquecimento permite que a forma de calcular o consumo seja a mais adaptada ao tipo em questão.

Uma investigação importante para trabalhos futuros com a abordagem não supervisionada é a determinação da variância ideal para o algoritmo ISODATA, o que minimizaria o número de erros na classificação, evitando que grupos de eventos da mesma carga sejam inadvertidamente divididos. Outro aperfeiçoamento necessário é vincular os dois espaços tridimensionais, espaço dos eventos de liga e espaço dos eventos de desliga, para que o algoritmo de ISODATA gere número de cargas que ligam idêntico ao das que desligam. Isso pode ser feito estabelecendo uma métrica para determinar qual número de cargas é mais adequado e em seguida usar este número e o algoritmo de *k-means* no outro espaço.

Um ponto que deve ser avaliado em trabalhos futuros é uma melhor forma de representar a contribuição harmônica de cada equipamento. O cálculo do degrau de DHTI pode mascarar o acréscimo/diminuição de distorção harmônica que o liga/desliga de uma carga pode causar. Por exemplo, o liga de um chuveiro durante o funcionamento da TV pode fazer com que o degrau de DHTI seja negativo. Nessa situação o conteúdo harmônico não diminuiu, apenas o valor da fundamental aumentou, fazendo que DHTI diminuísse quando o chuveiro foi ligado. Num trabalho futuro pretende-se usar apenas o cálculo do conteúdo harmônico ao

invés de dividir pela valor da componente fundamental, como é feito para a fórmula da DHTI apresentada em 2.11.

Um trabalho futuro interessante seria usar sensores individuais por cargas para comprovar os resultados do *software* num nível bem mais detalhado.

Outro trabalho que aparenta ser promissor é a combinação de monitoramento não intrusivo com assinaturas intrusivas. Nesta proposta seriam usados sensores individuais entre os eletrodomésticos e a rede elétrica, contudo estes sensores não registrariam medidas elétricas, apenas iriam inserir na curva de potência ativa um sinal codificado cada vez que o eletrodoméstico ligasse/desligasse. Um medidor no ramal principal registraria as características elétricas. O *software* detectaria na curva da potência ativa o sinal codificado e usaria isso para determinar quando cada eletrodoméstico ligou e as demais estatísticas.

Referências Bibliográficas

- [1] ELETROBRAS. Eletrodomésticos: Confira abaixo a tabela com uma estimativa de consumo médio mensal de eletrodomésticos de acordo com um uso hipotético. <http://www.eletronbras.com/elb/procel/main.asp?TeamID={32B00ABC-E2F7-46E6-A325-1C929B14269F}>. Acessado em: 2 jul 2012.
- [2] HART, G. W. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, v. 80, n. 12, p. 1870–1891, dec 1992.
- [3] ANEEL. Tarifa branca ao consumidor de baixa tensão valerá com novo medidor. http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output_Noticias.cfm?Identidade=4921&id_area=90, 2011. Acessado em: 2 de jul de 2012.
- [4] FALCÃO, D. Smart grids e microrredes: o futuro já é presente. In: SIMPÓSIO DE AUTOMAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS. c2009. v. 8.
- [5] FARINACCIO, L.; ZMEUREANU, R. Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses. In: . Elsevier, c1999. v. 30. p. 245–259.
- [6] PROPER, E. R. *Automated classification of power signals*. 2008. Dissertação - Massachusetts Institute of Technology, 2008.
- [7] ZEIFMAN, M.; ROTH, K. Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. *Consumer Electronics, IEEE Transactions*, v. 57, n. 1, p. 76–84, fev 2011.
- [8] COLE, A.; ALBICKI, A. Data extraction for effective non-intrusive identification of residential power loads. In: Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1998. IMTC/98. Conference Proceedings. IEEE. c1998. v. 2. p. 812–815.
- [9] COLE, A.; ALBICKI, A. Algorithm for nonintrusive identification of residential appliances. In: Circuits and Systems, 1998. ISCAS'98. Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on. c1998. v. 3. p. 338–341.

- [10] POWERS, J.; MARGOSSIAN, B.; SMITH, B. Using a rule-based algorithm to disaggregate end-use load profiles from premise-level data. *Computer Applications in Power, IEEE*, v. 4, n. 2, p. 42–47, 1991.
- [11] MARCEAU, M.; ZMEUREANU, R. Nonintrusive load disaggregation computer program to estimate the energy consumption of major end uses in residential buildings. *Energy Conversion and Management*, v. 41, n. 13, p. 1389–1403, 2000.
- [12] BARANSKI, M.; VOSS, J. Nonintrusive appliance load monitoring based on an optical sensor. In: Power Tech Conference Proceedings, 2003 IEEE Bologna. c2003. v. 4. p. 8–pp.
- [13] BARANSKI, M.; VOSS, J. Genetic algorithm for pattern detection in nialm systems. In: Systems, Man and Cybernetics, 2004 IEEE International Conference on. c2004. v. 4. p. 3462–3468.
- [14] BARANSKI, M.; VOSS, J. Detecting patterns of appliances from total load data using a dynamic programming approach. In: Data Mining, 2004. ICDM'04. Fourth IEEE International Conference on. c2004. p. 327–330.
- [15] LAUGHMAN, C. Power signature analysis. *IEEE Power & Energy Magazine*, p. 56–63, March/April 2003.
- [16] SRINIVASAN, D.; NG, W.; LIEW, A. Neural-network-based signature recognition for harmonic source identification. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, v. 21, n. 1, p. 398–405, 2006.
- [17] AKBAR, M.; KHAN, Z. A. Modified nonintrusive appliance load monitoring for non-linear devices. *IEEE*, 2007.
- [18] PATEL, S.; ROBERTSON, T.; KIENZT, J.; REYNOLDS, M.; ABOWD, G. At the flick of a switch: Detecting and classifying unique electrical events on the residential power line. In: Proceedings of the 9th international conference on Ubiquitous computing. c2007. p. 271–288.
- [19] MALLAT, S. *A wavelet tour to signal processing*. 1a. ed. Academic Press, 1998.
- [20] SULTANEM, F. Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, v. 6, n. 4, p. 1380–1385, 1991.
- [21] CHAN, W.; SO, A.; LAI, L. Harmonics load signature recognition by wavelets transforms. In: Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2000. Proceedings. DRPT 2000. International Conference on. c2000. p. 666–671.

- [22] LEE, W. K.; FUNG, G. S. K.; LAM, H. Y.; CHAN, F. H. Y.; LUCENTE, M. Exploration on load signatures. In: International Conference on Electrical Engineering (ICEE). c2004.
- [23] LAM, H.; FUNG, G.; LEE, W. A novel method to construct taxonomy electrical appliances based on load signaturesof. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, v. 53, n. 2, p. 653–660, 2007.
- [24] LIANG, J.; NG, S.; KENDALL, G.; CHENG, J. Load signature study-part i: Basic concept, structure, and methodology. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, v. 25, n. 2, p. 551–560, 2010.
- [25] SUZUKI, K.; INAGAKI, S.; SUZUKI, T.; NAKAMURA, H.; ITO, K. Nonintrusive appliance load monitoring based on integer programming. In: SICE Annual Conference, 2008. c2008. p. 2742–2747.
- [26] BERGES, M.; GOLDMAN, E.; MATTHEWS, H. S.; SOIBELMAN, L. Training load monitoring algorithms on highly sub-metered home electricity consumption data. In: 12th International Conference on Computing in Civil and Building Engineering, Beijing. c2008.
- [27] BERGES, M.; GOLDMAN, E.; MATTHEWS, H.; SOIBELMAN, L. Learning systems for electric consumption of buildings. In: ASCI International Workshop on Computing in Civil Engineering. c2009.
- [28] GOMES, O. D. F. M.; PACIORNIK, S. *Microscopia co-localizada: Novas possibilidades na caracterização de minérios*. 2008. Tese - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro PUC-RIO, 2008.
- [29] NILSSON, J.; RIEDEL, S. *Circuitos elétricos*. 6. ed. LTC Editora, 2003.
- [30] CARVALHO, R. M. *Comunicações analógicas e digitais*. Vitória: , 2007.
- [31] MARQUES, M.; HADDAD, J.; MARTINS, A. *Conservação de energia*. 3. ed. Itajubá: Editora da EFEI, 2006. v. 1.
- [32] JAIN, A.; MURTY, M.; FLYNN, P. Data clustering: a review. *ACM computing surveys (CSUR)*, v. 31, n. 3, p. 264–323, 1999.
- [33] AZZINI, H. A. D.; FARDIN, J. F.; SALLES, E. O. T. Software para monitoramento não intrusivo de cargas residências com fins de auditoria energética. In: IV Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos - SBSE 2012, Goiânia. c2012. p. 1–6.
- [34] EMBRASUL. Analisador de energia: Re6000. <http://www.embrasul.com.br/manuais/re6000.html>.

-
- [35] INRIA. Scilab. <http://www.embrasul.com.br/manuais/re6000.html>.
- [36] AZZINI, H. A. D.; FARDIN, J. F.; SALLES, E. O. T. Avaliação das capacidades de software baseado em monitoramento não intrusivo voltado para eficiência energética. In: XIX Congresso Brasileiro de Automática, CBA 2012, Campina Grande. c2012. p. 2467–2474.

Apêndice A

**Tabela de Estimativa de Consumo
Médio Mensal de Eletrodomésticos de
Acordo com um Uso Hipotético**

| Aparelhos Elétricos | Dias Estimados Uso/ Mês | Média Utilização/Dia | Consumo Médio Mensal (Kwh) |
|--|--------------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|
| APARELHO DE BLU RAY | 8 | 2 h | 0,19 |
| APARELHO DE DVD | 8 | 2 h | 0,24 |
| APARELHO DE SOM 3 EM 1 | 20 | 3 h | 6,6 |
| AQUECEDOR DE AMBIENTE | 15 | 8 h | 193,44 |
| AQUECEDOR DE MAMADEIRA | 30 | 15 min | 0,75 |
| AQUECEDOR DE MARMITA | 20 | 30 min | 0,6 |
| AR CONDICIONADO TIPO JANELA MENOR OU IGUAL A 9.000 BTU | 30 | 8 h | 128,8 |
| AR CONDICIONADO TIPO JANELA DE 9.001 A 14.000 BTU | 30 | 8 h | 181,6 |
| AR CONDICIONADO TIPO JANELA MAIOR QUE 14.000 BTU | 30 | 8 h | 374 |
| AR CONDICIONADO TIPO SPLIT MENOR OU IGUAL A 10.000 BTU | 30 | 8 h | 142,29 |
| AR CONDICIONADO TIPO SPLIT DE 10.001 A 15.000 BTU | 30 | 8 h | 193,76 |
| AR CONDICIONADO TIPO SPLIT DE 15.001 A 20.000 BTU | 30 | 8 h | 293,68 |
| AR CONDICIONADO TIPO SPLIT DE 20.001 A 30.000 BTU | 30 | 8 h | 439,2 |
| AR CONDICIONADO TIPO SPLIT MAIOR QUE 30.000 BTU | 30 | 8 h | 679,2 |
| ASPIRADOR DE PÓ | 30 | 20 min | 7,17 |
| BATEDEIRA | 8 | 20 min | 0,4 |
| BOILER ELÉTRICO DE 200 L | 30 | 24 h | 346,75 |
| BOMBA D'ÁGUA 1/2 CV | 30 | 30 min | 7,2 |
| BOMBA D'ÁGUA 1/3 CV | 30 | 30 min | 6,15 |
| CAFETEIRA ELÉTRICA | 30 | 1 h | 6,57 |
| CAFETEIRA EXPRESSO | 30 | 1 h | 23,82 |
| CHALEIRA ELÉTRICA | 30 | 1 h | 28,23 |
| CHURRASQUEIRA ELÉTRICA | 5 | 4 h | 76 |
| CHUVEIRO ELÉTRICO - 4500 W | 30 | 32 min | 72 |
| CHUVEIRO ELÉTRICO - 5500 W | 30 | 32 min | 88 |
| COMPUTADOR | 30 | 8 h | 15,12 |
| ENCERADEIRA | 2 | 2 h | 1,8 |
| ESPRESSO MEDIDOR DE FRUTAS | 20 | 10 min | 0,19 |
| EXAUSTOR FOGÃO | 30 | 2 h | 9,96 |
| FAX MODEM EM STAND BY | 30 | 24 h | 2,16 |
| FERRO ELÉTRICO AUTOMÁTICO A SECO - 1050 W | 12 | 1 h | 2,4 |
| FERRO ELÉTRICO AUTOMÁTICO A VAPOR - 1200 W | 12 | 1 h | 7,2 |
| FOGÃO ELÉTRICO - COOK TOP (POR QUEIMADOR) | 30 | 1 h | 68,55 |
| FORNO ELÉTRICO | 30 | 1 h | 15 |
| FORNO MICRO-ONDAS - 25 L | 30 | 20 min | 13,98 |
| FREEZER VERTICAL/HORIZONTAL | 30 | 24 h | 47,55 |
| FREEZER VERTICAL FROST FREE | 30 | 24 h | 54 |
| FRIGOBAR | 30 | 24 h | 18,9 |
| FRITADEIRA ELÉTRICA | 15 | 30 min | 6,81 |
| FURADEIRA | 4 | 1 h | 0,94 |
| GELADEIRA 1 PORTA | 30 | 24 h | 25,2 |
| GELADEIRA 1 PORTA FROST FREE | 30 | 24 h | 39,6 |
| GELADEIRA 2 PORTAS | 30 | 24 h | 48,24 |

| | | | |
|--------------------------------------|----|--------|-------|
| GELADEIRA 2 PORTAS FROST FREE | 30 | 24 h | 56,88 |
| GRILL | 10 | 30 min | 3,21 |
| HOME THEATER - 350 W | 8 | 2 h | 5,6 |
| IMPRESSORA | 30 | 1 h | 0,45 |
| LÂMPADA FLUORESCENTE COMPACTA - 11 W | 30 | 5 h | 1,65 |
| LÂMPADA FLUORESCENTE COMPACTA - 15 W | 30 | 5 h | 2,25 |
| LÂMPADA FLUORESCENTE COMPACTA - 23 W | 30 | 5 h | 3,45 |
| LÂMPADA INCANDESCENTE - 40 W | 30 | 5 h | 6 |
| LÂMPADA INCANDESCENTE - 60 W | 30 | 5 h | 9 |
| LÂMPADA INCANDESCENTE - 100 W | 30 | 5 h | 15 |
| LAVADORA DE LOUÇAS | 30 | 40 min | 30,86 |
| LAVADORA DE ROUPAS | 12 | 1 h | 1,76 |
| LIQUIDIFICADOR | 15 | 15 min | 0,81 |
| MÁQUINA DE COSTURA | 10 | 3 h | 3 |
| MODEM DE INTERNET | 30 | 8 h | 1,92 |
| MONITOR | 30 | 8 h | 13,2 |
| MONITOR LCD | 30 | 8 h | 8,16 |
| MULTIPROCESSADOR | 20 | 1 h | 8,56 |
| NEBULIZADOR | 16 | 2,5 h | 1,68 |
| NOTEBOOK | 30 | 8 h | 4,8 |
| PANELA ELÉTRICA | 20 | 1 h | 22 |
| PRANCHA (CHAPINHA) | 20 | 30 min | 0,33 |
| PROJETOR | 20 | 1 h | 4,78 |
| RÁDIO ELÉTRICO PEQUENO | 30 | 10 h | 1,5 |
| RÁDIO RELÓGIO | 30 | 24 h | 3,6 |
| ROTEADOR | 30 | 8 h | 1,44 |
| SANDUICHEIRA | 30 | 10 min | 3,35 |
| SCANNER | 30 | 1 h | 0,27 |
| SECADOR DE CABELO - 1000 W | 30 | 10 min | 5,22 |
| SECADORA DE ROUPA | 8 | 1 h | 14,92 |
| TANQUINHO | 12 | 1 h | 0,84 |
| TELEFONE SEM FIO | 30 | 24 h | 2,16 |
| TORNEIRA ELÉTRICA - 3250 W | 30 | 30 min | 48,75 |
| TORRADEIRA | 30 | 10 min | 4 |
| TV EM CORES - 14" (TUBO) | 30 | 5 h | 6,3 |
| TV EM CORES - 29" (TUBO) | 30 | 5 h | 15,15 |
| TV EM CORES - 32" (LCD) | 30 | 5 h | 14,25 |
| TV EM CORES - 40" (LED) | 30 | 5 h | 12,45 |
| TV EM CORES - 42" (LCD) | 30 | 5 h | 30,45 |
| TV PORTÁTIL | 30 | 5 h | 7,05 |
| VENTILADOR DE MESA | 30 | 8 h | 17,28 |
| VENTILADOR DE TETO | 30 | 8 h | 17,52 |
| VIDEOGAME | 15 | 4 h | 1,44 |