UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

WESLEY ANGELINO DE SOUZA

ESTUDOS DE TÉCNICAS DE ANÁLISE E TECNOLOGIAS PARA O
DESENVOLVIMENTO DE MEDIDORES INTELIGENTES DE ENERGIA
RESIDENCIAIS

CAMPINAS

2016

Wesley Angelino de Souza

ESTUDOS DE TÉCNICAS DE ANÁLISE E TECNOLOGIAS PARA O
DESENVOLVIMENTO DE MEDIDORES INTELIGENTES DE ENERGIA
RESIDENCIAIS

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, da Universidade Estadual de Campinas para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica, na área de concentração: Energia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Carlos Pereira da Silva

Coorientador: Prof. Dr. Fernando Pinhabel Marafão

Esse exemplar corresponde à versão final da tese defendida pelo aluno Wesley Angelino de Souza, e orientado pelo Prof. Dr. Luiz Carlos Pereira da Silva

CAMPINAS

2016

Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s): FAPESP, 2012/19375-1; CNPq, 246090/2012-0

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Luciana Pietrosanto Milla - CRB 8/8129

So89e Souza, Wesley Angelino de, 1985-
Estudos de técnicas de análise e tecnologias para o desenvolvimento de medidores inteligentes de energia residenciais / Wesley Angelino de Souza. – Campinas, SP : [s.n.], 2016.

Orientador: Luiz Carlos Pereira da Silva.
Coorientador: Fernando Pinhabel Marafão.
Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Medidores elétricos. 2. Reconhecimento de padrões (Engenharia). 3. inteligência artificial. 4. Teoria de potência. 5. Sistema de computação. I. Silva, Luiz Carlos Pereira da, 1972-. II. Marafão, Fernando Pinhabel. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Study of possible analysis techniques for the development of residential energy smart meters

Palavras-chave em inglês:

Electric meters

Pattern recognition (Engineering)

Artificial intelligence

Power Theory

Computer system

Área de concentração: Energia Elétrica

Titulação: Doutor em Engenharia Elétrica

Banca examinadora:

Luiz Carlos Pereira da Silva [Orientador]

Denis Vinicius Coury

Esther Luna Colombini

José Antenor Pomílio

Paulo Fernando Ribeiro

Data de defesa: 11-07-2016

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - TESE DE DOUTORADO

Candidato: Wesley Angelino de Souza

RA: 124265

Data da Defesa: 11 de julho de 2016

Título da Tese: "Estudos de técnicas de análise e tecnologias para o desenvolvimento de medidores inteligentes de energia residenciais".

Prof. Dr. Luiz Carlos Pereira da Silva (Presidente, FEEC/UNICAMP)

Prof. Dr. Paulo Fernando Ribeiro (UNIFEI)

Prof. Dr. Denis Vinicius Coury (EESC/USP)

Profa. Dra. Esther Luna Colombini (IC/UNICAMP)

Prof. Dr. José Antenor Pomílio (FEEC/UNICAMP)

A ata de defesa, com as respectivas assinaturas dos membros da Comissão Julgadora, encontra-se no processo de vida acadêmica do aluno.

*“Às mulheres da minha vida, minha mãe Elizabete
e minha amada Jaqueline”*

Agradecimentos

A vida nos faz tomar decisões que determinam o nosso caminho e a nossa dignidade. O caminho não tem retorno, por mais árduo e complicado que seja. O importante é, no final, olhar para trás e ver que tudo valeu a pena. Após mais um objetivo alcançado, não posso deixar de agradecer imensuravelmente pessoas que passaram por esta importante etapa divisora de águas em minha vida.

Agradeço primeiramente a Deus, nosso Criador, por me dar perseverança, força, sabedoria, ciência, discernimento e fortaleza para ter alcançado o objetivo de construir essa tese.

À CAPES, que fomentou meus estudos nos primeiros meses do doutorado, à CNPq (processo 246090/2012-0), que fomentou por um ano o doutorado sanduíche na Universidade de Pádua/Itália e à FAPESP (Processo 2012/19375-1), pelo fomento e apoio financeiro ao projeto de pesquisa durante todo o período de doutorado.

À minha mãe, Elizabete Iris da Silva, por me dar amor, carinho, ajuda, atenção, zelo e por não medir esforços para me ajudar no sonho de terminar o doutorado. Agradeço por me ensinar valores que nenhuma pesquisa e dinheiro trazem. Obrigado por toda a educação, caráter, dignidade, humanidade e respeito que me fez ser quem sou.

À minha amada Jaqueline Scatolin, que sempre me deu auxílio, amor, carinho, compreensão, respeito e por nunca ter desistido de mim. Foi em você que eu encontrei apoio e sempre tive contigo a palavra, o conforto e o carinho, principalmente nos momentos mais importantes.

À minha irmã Leticia Iris e ao meu cunhado Adilton Souza, por todos o auxílio, parceria, compreensão e apoio.

Ao orientador Prof. Dr. Luiz Carlos Pereira da Silva, por ter me dado todo o auxílio e estrutura da UNICAMP e por ter me ajudado ativamente em todos os momentos durante o doutorado. Agradeço também por toda a disponibilidade no auxílio da condução da construção dessa tese e por toda a paciência, empenho, cobrança, compreensão, preocupação e sabedoria. Pude ter um crescimento pessoal e acadêmico graças ao senhor, que é um exemplo de profissionalismo, caráter e ética.

Ao coorientador Prof. Dr. Fernando Pinhabel Marafão, por ter me permitido utilizar a estrutura do laboratório do GASI / UNESP Sorocaba e por todo o empenho, sabedoria, compreensão, flexibilidade e auxílio. Agradeço imensamente toda a sua competência, a preocupação, revisões e correções que tornaram esta tese possível. O profissionalismo de um homem mostra o seu verdadeiro valor e respeito e deve ser usado como exemplo em toda a vida.

Ao supervisor no tempo de doutorado sanduíche na UniPd, professor Paolo Tenti, por toda a paciência, flexibilidade e por me abrir os olhos em relação aos cuidados que deveriam ser direcionados na tese. Sem a ajuda dele existiriam diversos equívocos na construção deste projeto de doutorado.

Aos colegas do Grupo de Automação e Sistemas Integráveis (GASI) da UNESP de Sorocaba. Em especial aos amigos Eduardo Verri Liberado, Danilo Iglesias Brandão, Hildo Guillardí Júnior e Caio César Policelli Amalfi, por todo o auxílio e solicitude. Agradeço também aos amigos de laboratório Jefferson A. Dias, Felipe A. F. de Almeida, Daniel C. Daltin, Augusto M. S. Alonso, Paulo H. S. Reis, Alessandro Bogila pelos momentos de compartilhamento de conhecimento e pelas diversas conversas.

Aos professores do Grupo GASI, Prof. Dr. Flávio Alessandro Serrão Gonçalves, Prof. Dr. Ivando Severino Diniz, Prof. Dr. Eduardo Paciência Godoy, Prof. Dr. Átila Madureira Bueno e ao Prof. Dr. Helmo Kelis Morales Paredes pelos conselhos e direcionamentos de projeto. Agradeço em especial ao Prof. Dr. Paulo José do Amaral Serni por todas as conversas, auxílios, direcionamentos, conselhos, ensinamentos e orientações na minha evolução de caráter e de postura na universidade pública.

Aos professores do programa de doutorado em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP, os quais me deram suporte nas disciplinas e me ajudaram a evoluir em diversos itens na construção da tese, em especial ao Prof. Dr. Walmir de Freitas Filho, Prof. Dr. Roberto A. Lotufo e ao Prof. Dr. Fernando Gomide.

Aos amigos da república Bola, Bruno Luiz da Silva, Diego A. S. dela Vega e Alfredo Moreno, pela hospitalidade, amizade, respeito, tolerância e descontração.

Aos colegas de laboratório da Universidade de Pádua - Itália, Andrea Peraro, Alfredo Pavone, Tommaso Caldognetto, Luca Scandola, Alessandro Costabeber, Renato Sartorello e ao Prof. Simone Buso. Estes me ajudaram no tempo de adaptação e me ajudaram a evoluir com o projeto.

Aos amigos no tempo de Pádua, em especial a Clara Zancada Menéndez, Rosemary Anne Cripwell, Gabriella Dono, Catrine Floca, Prof. Dr. Carlos Machado e ao Prof. Dr. Giovanni Feruglio, por todos os momentos que me ajudaram a criar uma espécie de família e suportar um ano longe de familiares e amigos no Brasil.

A todos que não mencionei, mas contribuíram pelo meu crescimento pessoal e profissional.

Resumo

Souza, W.A. **Estudo de Técnicas de Análise e Tecnologias para o Desenvolvimento de Medidores Inteligentes de Energia Residenciais**. 2016. 204p. Tese (Doutorado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo.

Este trabalho apresenta uma nova metodologia para monitoramento e gerenciamento de energia através de medidores elétricos inteligentes. Tal metodologia é baseada em três técnicas que envolvem a desagregação do consumo por equipamentos, o sistema de gestão do consumo e o sistema de gerenciamento de microgeradores fotovoltaicos com bateria.

A técnica de desagregação de equipamentos (cargas) realiza o cálculo de indicadores característicos dos equipamentos utilizando a Teoria de Potência Conservativa (CPT). Tais indicadores são calculados através das formas de onda de tensão e corrente e, com a leitura destes indicadores para diversos equipamentos, foi criada uma base de dados adequada ao treinamento de algoritmos de reconhecimento de padrões. Dentre muitas opções, foram escolhidos cinco algoritmos classificadores que são: máquina de vetores de suporte (SVM), floresta de caminhos ótimos (OPF), perceptron multicamadas (MLP), K-ésimo vizinho mais próximo (KNN) e a árvore de decisões (DT), os quais foram comparados em termos de exatidão e tempo computacional. Neste ponto o KNN apresentou-se como o melhor algoritmo para a base de dados criada.

O sistema de gestão de consumo utiliza o conceito do envio de dados do medidor a um banco de dados. Assim, a interface desenvolvida realiza a interpretação dos dados e apresenta ao consumidor relatórios de consumo gerais e por equipamento, em períodos diários, semanais, mensais e anuais. O sistema também realiza a previsão de consumo através da rede neural de atraso temporal (TDNN) e apresenta estratégias de economia de energia através da redução de tempo de uso ou do uso em horários que o preço da energia é menor (considerando-se a existência de tarifação horo-sazonal).

A técnica de gestão do sistema de micro/mini geração local utiliza o histórico de consumo, a previsão de tempo e a carga da bateria para propor estratégias para a redução dos custos com energia elétrica.

A metodologia proposta foi avaliada através de um protótipo desenvolvido no trabalho, demonstrando sua exequibilidade em um medidor eletrônico de energia, possibilitando a

evolução dos medidores inteligentes e dando coerência ao termo "inteligente" dos medidores.

Palavras-chave: algoritmos de reconhecimento de padrões; desagregação de cargas; inteligência artificial; medidor de energia cognitivo inteligente; sistema supervisório, gerenciamento energético.

Abstract

Souza, W.A. **Study of possible analysis techniques for the development of residential energy smart meters**. 2016. 204p. PhD Thesis - Graduated Program in Electrical Engineering, School of Electrical and Computer Engineering, State University of Campinas, Sao Paulo.

This thesis presents a new methodology for power monitoring and management through smart energy meters. This methodology is based on three techniques that involve the load disaggregation, the consumption management system and the management of photovoltaic microgenerators system with battery.

The load disaggregation technique performs the calculation of load indicators using the Conservative Power Theory (CPT). These indicators are calculated by the waveforms of voltage and current and with these indicators for various equipment, an dataset for the pattern recognition algorithms was created. Among many options, five classifiers algorithms were chosen: support vector machine (SVM), optimum path forest (OPF), multilayer perceptron (MLP), K-nearest neighbor (KNN) and the decision tree (DT), which were compared in terms of accuracy and computational time. At this point the KNN was presented as the best algorithm for the created dataset.

The power management system (supervisory system) uses the concept of sending meter data to a database. Thus, an interface makes gets the database information and presents reports to consumer in daily, weekly, monthly and annual periods. The system also performs the forecast consumption using the time delay neural network algorithm (TDNN) and creates energy saving strategies by means of time reduction or the use at times that the price of energy is lower (considering the existence of time pricing).

The mini/micro generation management system technique uses historical consumption information, weather forecast and battery power to propose strategies to reduce electricity costs.

The proposed methodology was evaluated using a developed prototype, demonstrating their feasibility in an electronic energy meter, enabling the development of cognitive smart meters and giving coherence to the "smart" term of the meters.

Keywords: artificial intelligence; load disaggregation; pattern recognition algorithms; smart cognitive energy meter, supervisory system.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Medidor Elétrico de Thomas Edison [1].	24
Figura 2 – Medidor de Gutmann Type A / Sangamo [6].	25
Figura 3 – Medidor wattímetro integrador da Westinghouse de 1903 [6].	26
Figura 4 – Diagrama básico de um medidor eletrônico.	27
Figura 5 – Representação do Sistema ILM.	37
Figura 6 – Representação do sistema NILM.	38
Figura 7 – Demonstrativo dos indicadores de continuidade em uma conta elétrica.	39
Figura 8 – Exemplo da desagregação do consumo residencial, por equipamento, em um mês.	46
Figura 9 – Diagrama de funcionamento da técnica de reconhecimento dos equipamentos.	48
Figura 10 – Processos de treinamento e classificação da OPF: (a) Grafo Completo; (b) MST com protótipos; (c) Classificação de uma nova amostra; (d) A nova amostra é classificada de acordo com o protótipo mais próximo.	55
Figura 11 - Uma MLP com uma camada escondida.	56
Figura 12 – Comportamento do Classificador KNN quando $K=1$, $K=3$ e $K=5$ com a função de distância euclidiana.	57
Figura 13 – Exemplo de uma árvore de decisões.	58
Figura 14 – Conjunto de dados IRIS: (a) Amostras no subespaço original; (b) Amostras no subespaço transformado com a PCA.	60
Figura 15 – Exemplo de matriz de confusão e indicadores de erros.	61
Figura 16 – Representação de um conjunto de dados e da fronteira de decisão após a execução do algoritmo de classificação de padrões.	62
Figura 17 – Diversos comportamentos de potência dos equipamentos.	63
Figura 18 – Pseudocódigo do algoritmo NILM.	65
Figura 19 – Pseudocódigo da função correspondente à ligação de equipamento.	66
Figura 20 – Pseudocódigo da função correspondente ao desligamento de equipamento.	66
Figura 21 – Diagrama do protótipo de medidor cognitivo inteligente.	69
Figura 22 – Gráfico de um exemplo de consumo diário.	70
Figura 23 – Gráfico de um exemplo das potências durante um dia.	71
Figura 24 – Valores instantâneos de tensão e corrente.	72
Figura 25 – Decomposição harmônica da tensão da Figura 24.	72
Figura 26 – Decomposição harmônica de corrente da Figura 24.	73
Figura 27 – Efeitos das harmônicas de corrente na relação com as impedâncias [106].	75
Figura 28 – Relatórios de consumo total nas últimas 24 horas, equivalente a 8,02kWh, por cargas e gastos com energia elétrica. (a) Consumo em kWh nas últimas 24 horas, (b) Consumo por cargas nas últimas 24 horas, (c) Valor gasto nas últimas 24 horas (R\$).	81
Figura 29 – Relatórios de consumo total durante o mês atual, equivalente a 138,14 kWh, por cargas e gastos com energia elétrica. (a) Consumo em kWh durante o mês, (b) Consumo por cargas durante o mês, (c) Valor gasto durante o mês (R\$).	82
Figura 30 – Relatório das parcelas de potência da CPT de uma geladeira em um período determinado. Neste caso, observam-se eventos do equipamento ligado mais próximos no período noturno, em função do uso frequente da geladeira entre 21:00 e 23:00.	83
Figura 31 – Pseudocódigo do sistema de sugestões.	85
Figura 32 – Rede neural multicamadas com atraso de tempo (TDNN).	89
Figura 33 – Estrutura de cada neurônio na rede TDNN.	89
Figura 34 – Gráfico de previsão do consumo e de gastos com energia elétrica.	90

Figura 35 – Diagrama do projeto do sistema de microgeração fotovoltaica.....	93
Figura 36 – Algoritmo de estratégia dos parâmetros de controle de potência.....	97
Figura 37 – Geração dos painéis fotovoltaicos em (a) condição de Sol, sem nuvens e (b) em condições de céu nublado.....	98
Figura 38 – Comportamento da geração de acordo com a radiação dos painéis, segundo fabricante [109].....	99
Figura 39 – Algoritmo de preparação das estratégias do dia.	100
Figura 40 – Esquema do hardware do protótipo do medidor.	103
Figura 41 – Placa de aquisição – verso com os sensores de tensão LEM LV25-p.	105
Figura 42 – Placa de aquisição – frente com todos os componentes fixados.....	105
Figura 43 – Placa de aquisição – com todos os componentes e com os sensores de corrente LEM LA25-p.	106
Figura 44 – Frente e verso do BeagleBone Black.	107
Figura 45 – Configuração dos pinos de expansão do BBB.	108
Figura 46 - Frente do protótipo.....	108
Figura 47 – Visão superior do protótipo, com a tampa aberta.....	109
Figura 48 – Visão lateral do protótipo, com a tampa aberta.	109
Figura 49 –Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da Lâmpada incandescente de 60W.	110
Figura 50 - Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da Lâmpada incandescente de 60W com dimmer.	111
Figura 51 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da Lâmpada incandescente de 100W.	111
Figura 52 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do Ar Condicionado.	112
Figura 53 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do Refrigerador.	112
Figura 54 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do forno micro-ondas.....	113
Figura 55 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da TV CRT.....	113
Figura 56 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da TV LCD.....	114
Figura 57 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da TV de plasma.	115
Figura 58 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do chuveiro elétrico.....	115
Figura 59 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da carga RL 1.....	116
Figura 60 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da carga não linear 1.	116
Figura 61 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da carga não linear 2.	117
Figura 62 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da carga RL 2.....	117
Figura 63 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do ferro de passar roupas.	118
Figura 64 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da máquina de lavar roupas.....	118
Figura 65 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do secador de cabelos.	119
Figura 66 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da lâmpada fluorescente.....	119
Figura 67 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da lâmpada mista.	120
Figura 68 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da lâmpada vapor de mercúrio.	121
Figura 69 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da lâmpada vapor de sódio.	121
Figura 70 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da secadora de roupas regulável.....	122
Figura 71 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do refrigerador regulável.	122
Figura 72 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do liquidificador.....	123
Figura 73 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da panificadora elétrica.....	124
Figura 74 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do computador pessoal.....	124
Figura 75 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da lâmpada compacta fluorescente.	125
Figura 76 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do processador de alimentos.	125
Figura 77 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do freezer.	126
Figura 78 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do forno elétrico.....	126

Figura 79 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do portão automático de garagem.	127
Figura 80 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do laptop no estágio de processamento alto.	128
Figura 81 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) de um monitor LCD de 15 polegadas.	128
Figura 82 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da secadora de roupas regulável.....	129
Figura 83 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do refrigerador regular.....	129
Figura 84 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) do aspirador de pó.	130
Figura 85 – Tensão (azul) e Corrente (vermelha) da lavadora regulável.	130
Figura 86 – Processo de coleta de atributos para a base de dados.	131
Figura 87 – Representação do conjunto de dados em 2D.	133
Figura 88 – Representação ampliada em na área tracejada da Figura 87.	133
Figura 89 – Representação de uma Árvore de Decisão CART.	135
Figura 90 – Fronteiras de decisões dos métodos analisados.	136
Figura 91 – Matrizes de confusão dos algoritmos de reconhecimento de padrões analisados.	138
Figura 92 – Fronteiras de decisão para as classes de TV LCD, TV de Plasma de Lâmpada Incandescente.	140
Figura 93 – Comportamento diário simulado no software PSIM.....	143
Figura 94 – Formas de onda da tensão fornecida e das correntes de cada equipamento.	146
Figura 95 – Leituras instantâneas de tensão e corrente (azul – Tensão / laranja – Corrente).	147
Figura 96 – Ruídos provenientes da placa de condicionamento de sinais.	148
Figura 97 – Formas de onda de tensão e corrente e FFT da corrente quando existe um notebook ligado.	148
Figura 98 – Instante da estabilização e da detecção do equipamento.....	149
Figura 99 – Forma de onda da tensão e corrente e decomposição harmônica da corrente quando o ventilador e notebook estão ligados.	150
Figura 100 – Momento da identificação do segundo equipamento, um ventilador.	150
Figura 101 – Reconhecimento do desligamento do ventilador.	151
Figura 102 – Momento de reconhecimento de desligamento de todas as cargas.....	151
Figura 103 – Consumo (em kWh) durante o tempo de funcionamento dos equipamentos....	152
Figura 104 – Comportamento das parcelas de potência da CPT no tempo de funcionamento dos equipamentos.....	152
Figura 105 – Reconhecimento dos equipamentos através do tempo de funcionamento dos equipamentos.	152
Figura 106 – Logotipo da empresa fictícia utilizada no projeto.	154
Figura 107 – Interface inicial do consumidor.	154
Figura 108 – Consumo da energia elétrica no intervalo de 24 horas.	155
Figura 109 – Consumo por equipamento no intervalo de 24 horas.	156
Figura 110 – Gastos financeiros com a energia elétrica no período de 24 horas.	156
Figura 111 – Potências da CPT no período de 24 horas, ao decorrer do uso de equipamentos.	156
Figura 112 – Gráfico do comportamento das potências da CPT no ponto de medição durante um período de 24 horas e com ampliação de um período específico.	157
Figura 113 – Valores da forma de onda da tensão e corrente em um determinado momento.	157
Figura 114 – Valores eficazes de tensão e corrente no período de 24 horas.	158
Figura 115 – Evento de interrupção de energia elétrica.....	158
Figura 116 – Decomposição harmônica da tensão (com o cálculo do DHTv).	159

Figura 117 – Sugestões de economia, de acordo com o perfil de consumo do usuário.....	159
Figura 118 – Indicadores de continuidade de fornecimento de energia elétrica.....	160
Figura 119 – Indicador de Distorção harmônica de tensão total e por ordem harmônica.....	160
Figura 120 – Previsão de consumo no mês.....	161
Figura 121 – Perfil de consumo previsto, encontrado em simulação.....	162
Figura 122 – Curva de geração em um dia ensolarado.....	163
Figura 123 – Curva de geração em um nublado sem chuvas.....	165
Figura 124 – Previsão de tempo através de uma base meteorológica.....	167

LISTA DE TABELAS

Tabela I – Limites de Harmônicas de tensão por fase [70].	73
Tabela II – Limites de distorção de corrente por fase, para sistemas entre 120 V a 69 kV [72]. 74	74
Tabela III – Limites de distorção de corrente por fase, para sistemas (<16A por Fase) [73].	74
Tabela IV – Níveis de tensão de atendimento e limites (segundo PRODIST 8).	79
Tabela V - Tarifação horo-sazonal utilizada nas simulações e resultados.	83
Tabela VI - Possibilidade dos parâmetros da malha de controle.	93
Tabela VII - Valores médios das medições dos eletrodomésticos.	132
Tabela VIII - Tabela de resultados dos métodos por tempo de execução e exatidão.	139
Tabela IX - Lista de cargas e eventos característicos de potência (de acordo com a Figura 17).	141
Tabela X - Simulação de um dia de uma residência.	141
Tabela XI - Valores médios das medições dos eletrodomésticos.	147
Tabela XII - Características da bateria de chumbo-ácido.	163
Tabela XIII - Características dos painéis fotovoltaicos, considerando irradiação = 1000 W/m ²	163
Tabela XIV - Parâmetros enviados ao algoritmo do sistema supervisor do SME.....	164
Tabela XV - Estratégias apresentadas pelo algoritmo do sistema supervisor do SME.	164
Tabela XVI - Parâmetros enviados ao algoritmo do sistema supervisor do SME.....	166
Tabela XVII - Estratégias apresentadas pelo algoritmo do sistema supervisor do SME.	166

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

1NN – The Nearest Neighbor

ACEEE – American Council for an Energy-Efficient Economy

AD – Analógico para Digital

ADC – Analog-to-Digital Converter

AMI – Advanced Metering Infrastructure

AMR – Automatic Meter Reading

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica

ANSI - American National Standards Institute

ARM - Advanced RISC Machine

BBB – Beaglebone Black

CA – Corrente Alternada

CA/CC – Corrente Alternada para Corrente Contínua

CART - Classification and Regression Trees

CC – Corrente Contínua

C-meter – Cognitive meter

Consumidora

CPFL – Companhia Paulista de Força e Luz

CPT – Conservative Power Theory

CRT – Cathode Ray Tube

DEC – Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora

DHTi – Distorção Harmônica Total de Corrente

DHTv – Distorção Harmônica Total de Tensão

DIC – Duração Individual por Unidade Consumidora

DICRI – Duração da Interrupção Individual Ocorrida em Dia Crítico por Unidade

DMIC – Duração Máxima de Interrupção Contínua por Unidade Consumidora

DRC – Índice de Duração Relativa da Transgressão de Tensão Crítica

DRP – Índice de Duração Relativa da Transgressão de Tensão Precária

DT – Decision Tree

DTT – Distorção Harmônica Total de Tensão

DVD - Digital Versatile Disc

EUA – Estados Unidos da América

FEC – Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora

FEEC – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

FFT – Fast Fourier Transform

FIC – Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora

GASI – Grupo de Automação e de Sistemas Integráveis

GPIO – General Purpose Input/Output

IEC - International Electrotechnical Commission

IEEE - Institute of Electrical and Electronics Engineers

IFT – Image Foresting Transform

ILM – Intrusive Load Monitoring

KLT – Karkhunen-Loève Transform

KNN – K-Nearest Neighbor

LCD – Liquid Crystal Display

LFC – Lâmpada Fluorescente Compacta

MLP – Multilayer Perceptron

MST – Minimum Spanning Tree

NIALM – Non-intrusive Appliance Load Monitoring

NILM – Non-intrusive Load Monitoring

NN – Neural Network

OPF – Optimum Path Forest

PAC – Ponto de Acoplamento Comum

PC – Personal Computer

PCA – Principal Component Analysis

PF – Power Factor

PLC – Power Line Communication

PROCEL - Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica

PRODIST – Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional

PRU – Programmable Real-time Unit

PV – Painei Fotovoltaico

QEE – Qualidade de Energia Elétrica

QF – Reactive Factor

RBF – Radial Gaussian Function

RL – Resistiva-Indutiva

SGD – Sistema de Geração Distribuída

SMA – Sistema de Microgeração de Energia

SML – Sistema de Microgeração Local

SPF – Shortest Path Forest

SVM – Support Vector Machine

TDNN – Time Delay Neural Network

TV – Televisor

UNESP – Universidade Estadual Paulista

UNICAMP – Universidade Estadual de Campinas

VF – Void (Residual) Factor

WiFi – Wireless Local Area Network

Sumário

1. Introdução.....	23
1.1. Contextualização e apresentação da tese.....	23
1.1.1. Evolução dos medidores de energia	23
1.1.2. Discussões sobre um medidor inteligente	29
1.1.3. Evolução dos medidores inteligentes	33
1.1.4. Futura geração de medidores inteligentes	37
1.2. Objetivos	41
1.3. Contribuições do trabalho.....	42
1.4. Organização da tese	43
2. Proposta para o reconhecimento e desagregação de cargas residenciais	45
2.1. Apresentação	45
2.2. CPT (Conservative Power Theory).....	49
2.3. Algoritmos de classificação de padrões	53
2.3.1. OPF (Optimum Path Forest)	54
2.3.2. MLP (Multilayer Perceptron).....	55
2.3.3. SVM (Support Vector Machine)	56
2.3.4. KNN (K-nearest Neighbor).....	57
2.3.5. DT (Decision Tree)	58
2.4. Avaliadores dos algoritmos de classificação	59
2.4.1. PCA (Principal Component Analysis)	59
2.4.2. Matriz de confusão.....	60
2.4.3. Métricas de comparação de algoritmos classificadores	61
2.4.4. Fronteiras de decisão	62
2.5. NILM – Assinatura de potências.....	63
2.6. Metodologia proposta e considerações.....	67
3. Proposta de um medidor inteligente cognitivo residencial	68
3.1. Apresentação	68
3.2. Hardware do medidor	69
3.3. Indicadores de consumo, de potência e de qualidade de energia elétrica	70
3.3.1. Consumo.....	70
3.3.2. Potência.....	71
3.3.3. Tensão e corrente	71
3.3.4. Indicadores de qualidade de energia e continuidade	76

3.4.	Interface para o consumidor	80
3.5.	Relatórios de consumo	81
3.6.	Sistema para sugestão de estratégias, visando a redução do consumo.....	84
3.7.	Previsão de consumo	88
3.8.	Considerações sobre a proposta	90
4.	Gerenciamento de um sistema de microgeração fotovoltaica com bateria	92
4.1.	Apresentação	92
4.2.	Metodologia de gestão de energia proveniente de um sistema de microgeração de energia com painel fotovoltaico e bateria	93
4.2.1.	Casos A1 e A2	94
4.2.2.	Casos A3 e A4	94
4.2.3.	Casos A5 e A6	95
4.2.4.	Caso B1	95
4.2.5.	Caso C1	95
4.2.6.	Algoritmo proposto	96
4.3.	Previsão de tempo e de eventos no gerenciamento do SME	98
4.4.	Considerações sobre a metodologia	100
4.5.	Considerações sobre as técnicas	101
5.	Protótipo de medidor cognitivo e resultados experimentais	102
5.1.	Montagem experimental	102
5.1.1.	Placa de condicionamento de sinais	103
5.1.2.	Sistema embarcado	106
5.1.3.	Montagem do medidor	108
5.2.	Desagregação de cargas	110
5.2.1.	Criação do novo conjunto de dados de equipamentos residenciais.....	110
5.2.2.	Comparação entre os algoritmos de classificação de padrões	134
5.2.3.	Técnica NILM com reconhecimento de padrões.....	140
5.2.4.	Resultados experimentais	144
5.2.5.	Aprimoramento e acréscimo da base de dados.....	144
5.3.	Sistema do medidor inteligente cognitivo	153
5.3.1.	Apresentação da interface	154
5.3.2.	Resultados experimentais	155
5.4.	Sistema de gerenciamento de um sistema de microgeração local fotovoltaica	161
5.4.1.	Previsão de eventos	161
5.4.2.	Previsão meteorológica.....	165
5.4.3.	Resultados	168

5.5. Discussões e considerações sobre os resultados	168
6. Conclusões e trabalhos futuros.....	170
6.1. Conclusões.....	170
6.2. Trabalhos futuros	171
7. Referências Bibliográficas	174
Apêndice A – Placas de condicionamento de sinais de tensão e corrente	184
Apêndice B – Calibração dos canais da placa de aquisição.....	190
Apêndice C – Procedimentos de configuração do BBB.....	193
Apêndice D – Resultados experimentais de aquisição dos equipamentos.....	195
Apêndice E – Diagrama do banco de dados e informações das tabelas e campos.....	199
Apêndice F – Árvore de decisão do conjunto de dados CPT.....	201
Apêndice G – Visualizações espaciais bidimensionais do conjunto de dados de equipamentos, com indicadores da CPT	204

Capítulo 1

“Este capítulo descreve a evolução dos medidores de energia elétrica até os atuais medidores eletrônicos inteligentes e propõe um novo conceito de medidor inteligente cognitivo. Também são apresentados os objetivos e as contribuições contidas nesse trabalho de doutoramento”.

1. Introdução

1.1. Contextualização e apresentação da tese

1.1.1. Evolução dos medidores de energia

Desde o início do serviço de fornecimento da energia elétrica, os medidores de energia são necessários para informar às concessionárias quem utilizou a energia elétrica, além de quantificar o consumo da mesma, acarretando na cobrança apropriada pelo uso. Nos Estados Unidos, ainda em sistemas de corrente contínua, a medição era feita no momento que existia a passagem da corrente no tempo, sem a quantificação da corrente, e tinha a unidade “lâmpada / hora” como padrão para a aferição do consumo [1]. Como evolução, Thomas Edison criou o primeiro conceito para quantificar a quantidade de corrente e o patenteou como Medidor Elétrico (*Electric Meter*), em 1881 [1].

O medidor elétrico de Thomas Edison consistia na medição do peso do cátodo e do ânodo de uma célula eletrolítica de cobre, que era pesada no início da tarifação e, com a passagem de corrente, acabava sofrendo ação de corrosão eletroquímica. Assim, no momento da nova medição, pesava-se o cátodo da solução eletrolítica de cobre e estimava-se a corrente que passou entre o primeiro e o segundo momento da medição, através da variação de peso do cátodo. A Figura 1 apresenta a invenção de Thomas Edison. Tal procedimento foi o padrão dos medidores até o final do século XIX e a conta

era apresentada em metros cúbicos de iluminação a gás. O sistema de medição era de difícil manutenção pois, no momento da aferição, era necessário que o operador realizasse a pesagem precisa da célula eletrolítica de cobre e isto exigia um tempo. Em um parque grande de medidores elétricos, a manutenção era de alto custo e demandava muito tempo. Outro ponto negativo deste medidor é que poderia se obter somente a relação “Amperes por Hora”, ficando invisível qualquer tipo de variação da tensão na rede elétrica.

FIGURA 1 – MEDIDOR ELÉTRICO DE THOMAS EDISON [1].

Contemporaneamente foram criados outros modelos de medidores, durante a chamada “Guerra das Correntes”, como o medidor por pêndulo [2] que funcionava de acordo com a oscilação de pêndulos na passagem de corrente entre dois condutores. Este medidor funcionava tanto para sistemas com corrente contínua como de corrente alternada.

Para o sistema de corrente alternada, existia o medidor por motor [3], também chamado de Wattímetro de Gravação, que tinha como princípio o rotor ser excitado pela tensão na bobina, o estator excitado pela corrente, o controlador de torque era proporcional à tensão e à corrente e a velocidade de rotação era proporcional à corrente e à tensão.

Porém, com a invenção do transformador, por Lucien Gaulard e John Dixon Gibbs, chamado de “Gerador Secundário” [4], houve uma evolução para sistemas de corrente alternada, o que permitiu a inovação para os novos medidores elétricos. Neste momento da história, os sistemas de corrente contínua já tinham perdido o espaço e a maior parte das invenções e estudos estavam voltados à corrente alternada.

Em 1885, Galileo Ferraris descobriu que dois campos de corrente alternada defasados podem rodar um disco ou cilindro. Nikola Tesla, em 1888, descobriu a rotação por campo magnético e no mesmo ano Oliver Shallenberger acidentalmente evidenciou o efeito dos campos rotativos e criou um medidor para corrente alternada mais exato, que ficou conhecido como medidor ampères hora [5]. Com a base criada por Shallenberger, Otto Bláthy criou e patenteou, em 1889, um medidor por efeito de indução chamado de Wattímetro [5]. Em 1894, Blackburn Shallenberger foi contratado por Westinghouse para desenvolver um medidor que partia do mesmo princípio de Bláthy [5] e possuía bobinas de tensão e de corrente, colocadas em lados opostos do disco de rotação e dois ímãs permanentes de amortecimento. Tal criação de Shallenberger foi então patenteada. Neste mesmo período, a empresa comprou de Tesla as patentes referentes aos sistemas de corrente alternada e o contratou como engenheiro.

Em 1899, Ludwig Gutmann desenvolveu junto à empresa Sangamo um wattímetro chamado de “*Type A*”, que consistia em um rotor em forma de cilindro com ranhuras espirais, uma bobina de tensão em formato de “U” localizado na parte inferior deste cilindro, duas bobinas de corrente colocadas de forma oposta na parte superior do cilindro e um disco na base do cilindro para realizar o efeito de parada. A Figura 2 apresenta uma fotografia deste medidor “*Type A*”.

FIGURA 2 – MEDIDOR DE GUTMANN TYPE A / SANGAMO [6].

Após a criação de medidores com o funcionamento por indução, a Westinghouse reivindicou o direito por possuir as patentes sobre o princípio de funcionamento destes medidores e começou a desenvolver e vender, de forma exclusiva, medidores elétricos cada vez mais baratos, mais leves, mais exatos, com compensação de variações de fator de potência, temperatura e tensão. Desta forma, até o fim da patente, em 1910, a empresa se tornou dona do mercado. A Figura 3 apresenta o modelo de um medidor da Westinghouse no início dos anos 1900.

FIGURA 3 – MEDIDOR WATTÍMETRO INTEGRADOR DA WESTINGHOUSE DE 1903 [6].

Após a expiração das patentes do princípio de funcionamento dos medidores da Westinghouse, a empresa Sangamo retornou às atividades comerciais, com soluções de medidores elétricos, mas sempre seguindo a característica de medidores do tipo indutivo. Outras empresas como Duncan, General Electric, Siemens, Stanley e outras entraram no mercado e vendiam medidores elétricos por indução eletromecânica, em sistemas monofásicos e polifásicos, de baixa e média tensão. Também foi necessária a criação de uma norma para a regulamentação dos medidores. Assim foi criada a “ANSI C12 Code for electricity metering”, a qual estabelece princípios técnicos e científicos para os medidores de energia. Tal norma está em vigor até hoje e está em contínua adaptação desde a sua criação.

Antes da evolução da eletrônica e dos microprocessadores (a partir da década de 1970), as principais melhorias com relação à evolução dos medidores se resumem à:

- Criação de um medidor elétrico que media a energia ativa, reativa e a demanda de energia aparente, em 1934, pela empresa *Landys & Gir.* Tal empresa se tornou pioneira neste tipo de medição;
- Desenvolvimento de medidores de energia com o pré-pagamento do consumo, criados por volta de 1910 pela *General Electric, Westinghouse* e *Fort Wayne.* Neste tipo de medidor, um valor era creditado pelo consumidor e, caso o consumo elétrico atingisse esse valor, a energia era interrompida até a realização de um novo crédito;
- Proposição de modelos de medidores de corrente contínua para aplicações cada vez mais específicas, como o sistema de distribuição de alta tensão, sistemas de ferrovia elétrica, entre outros;

- Início da comunicação entre o medidor e concessionária, através da linha telefônica [7], começando em meados da década de 1950. Essa nova classe de medidores ficou conhecida como “Medidor de Leitura Automática Remota”. Tal possibilidade de leitura automática foi evoluindo, da comunicação direta entre o medidor e a central da concessionária até a protocolos de encriptação. No início desta inovação, a comunicação era realizada para a obtenção de informações de consumo da energia elétrica. Neste contexto, foram sendo criados medidores que enviavam mais informações como as energias ativa e reativa, os níveis de tensão e com a opção de salvar as informações do consumo em cartões perfurados e fitas magnéticas, para cópia de segurança e para análises posteriores [7].

Na década de 1970, com a evolução da eletrônica e sobretudo dos microprocessadores [8], houve um novo progresso na tecnologia dos medidores elétricos, saindo assim do convencional medidor elétrico por indução eletromecânica para o tipo eletrônico. Inicialmente, o avanço dos medidores correspondeu à colocação de registradores eletrônicos que haviam o intuito de armazenar e enviar informações de consumo [9]. Entre o final da década de 1980 e início da década de 1990, a medição por indução eletromecânica foi substituída por sensores de tensão e corrente, iniciando assim uma nova categoria de medidores: o medidor eletrônico de energia elétrica. Nesta categoria, pela existência de um microprocessador programável, existe a flexibilidade do medidor em relação às funcionalidades e no cálculo de indicadores correspondentes à energia elétrica. Empresas como ABB, Siemens e General Electric começaram a vender soluções personalizadas e a fabricar o medidor eletrônico convencional [9].

Na década de 1990, houve uma evolução constante no setor de medidores elétricos, quando surgiram microprocessadores avançados, conversores analógico/digital com maior resolução, sensores de efeito hall mais exatos, componentes eletrônicos mais precisos, entre outros. A Figura 4 apresenta o funcionamento do medidor eletrônico.

FIGURA 4 – DIAGRAMA BÁSICO DE UM MEDIDOR ELETRÔNICO.

Da Figura 4, é possível perceber que o dispositivo padrão não apresentava um módulo de comunicação com a concessionária, pois era necessário estabelecer critérios e normas para o funcionamento. Desta forma, o conceito de Leitura Automática de Medidores (**AMR** - *Automatic Meter Reading*) foi criado.

O AMR não estabelece qual é o meio de comunicação e o protocolo, desta forma a comunicação pode ser feita pela linha telefônica, pela rede de dados (cabada e sem fio), pela própria rede elétrica (PLC - *Power Line Communication*), entre outros. Existem normas para a AMR, como a IEEE Std. 1390.3-1999 [10], IEEE Std. 1901-2010 [11], IEEE Std. 2030.5-2013 [12] que estabelecem tanto à topologia física, quanto o formato do dado a ser enviado e/ou recebido. Os medidores AMR apresentam as seguintes vantagens [13-14]:

- O aumento da precisão na leitura, que era suscetível a erros quando feita manualmente;
- Possibilidade da leitura mais frequente do consumo;
- Aprimoramento da conta de energia elétrica e do suporte ao cliente;
- Transparência ao cliente em relação ao consumo;
- Comunicação unidirecional;
- Possibilidade de informações sobre o perfil de consumo;
- Possível aplicação de tarifação variável por hora ou por estação do ano.

Porém, podem existir as seguintes desvantagens:

- Possibilidade de invasão e adulteração de dados, podendo comprometer dados de medição e outras informações relevantes na comunicação entre medidor e concessionária;
- Possibilidade de constrangimento e violação da privacidade do usuário [15], pela existência de envio de dados de atividades de consumo do consumidor.

É importante destacar que a comunicação do medidor AMR com a concessionária é unidirecional, ou seja, essa categoria de medidores elétricos só envia informações, mas não recebe nenhuma informação da concessionária. Essa característica foi posteriormente detectada como desvantagem e foi a principal lacuna para a evolução dos medidores elétricos.

No final da década de 1990, houve o início da comunicação bidirecional de dados, ou seja, o medidor não somente enviava informações, mas também a coletava e realizava interações com a concessionária. Dessa forma, os medidores começaram a ter novas funcionalidades, como o ligamento ou desligamento da energia no ponto e envio do preço da energia por tarifas horo-sazonais. Com essa característica, foi criado um novo conceito de medidores, chamados de Infraestrutura de Medição Avançada (**AMI** – *Advanced Metering Infrastructure*), que se diferencia do AMR somente pela existência da comunicação bidirecional [16-17].

A categoria AMI foi popularmente disseminada como **medidor inteligente** (*smart meter*) e a denominação "inteligente" é apresentada como a evolução da nova categoria de medidores. O nome também pode ser justificado por dois argumentos: pela existência de processamento de dados, ou seja, transformação de dados (entrada de sinais de tensão e corrente) em uma informação (saída de informações de consumo); e pela comunicação bidirecional e frequente entre concessionária e medidor.

Concomitante ao cenário de medidores inteligentes, a partir dos anos 2000, houve o crescimento do mercado de microgeração de energia elétrica, tornando-se cada vez mais comum no sistema elétrico, tanto em indústrias como em residências [18]. O conceito de redes inteligentes (*smart grids*) também se tornou popular. Redes inteligentes correspondem às infraestruturas de redes elétricas modernas, nas quais procura-se melhorar a eficiência, confiabilidade e segurança, com a integração destas com sistemas de geração distribuída e havendo sempre a comunicação entre todos os dispositivos da rede inteligente [17]. Desta forma, é necessária a medição em diversos pontos da rede, não só para o monitoramento do consumo, como também da qualidade de energia elétrica para a gestão de geração e consumo [17-21].

Desde então, o medidor inteligente tem se consolidado no mercado e é considerado espinha dorsal das redes inteligentes [22], por serem responsáveis por toda a medição e recebimento e/ou envio para as concessionárias, em tempo real, de informações sobre a qualidade e consumo de energia elétrica de um ponto consumidor, diversas vezes ao dia, se necessário.

1.1.2. Discussões sobre um medidor inteligente

No contexto de medidores inteligentes de energia elétrica, existem benefícios tanto para as concessionárias quanto aos consumidores. Para a concessionária, o medidor inteligente permite:

- **Confiabilidade no serviço de cobrança:** Os erros possíveis no processo de leitura manual do consumo são eliminados através da automação na coleta do consumo, dando assim maior confiabilidade à leitura.
- **Conexão e desconexão remota de pontos consumidores:** Caso exista a falta de pagamento ou necessidade de desconexão, não é necessário empenhar um funcionário ou equipe da concessionária para realizar a visita ao local. Esta característica se torna muito vantajosa, sobretudo em pontos de conexão distantes da central ou de difícil acesso;
- **Prevenção de adulterações nos medidores e redução de perdas da energia:** A concessionária tem o controle da rede e caso haja algum comportamento anormal em pontos de medição, pode ser realizada uma investigação de adulterações, trazendo, conseqüentemente, a redução de perdas de energia elétrica.

Para os consumidores, os medidores inteligentes apresentam as seguintes funcionalidades:

- **Leitura remota e automática do consumo:** A leitura automática evita o erro na coleta de consumo e permite ao consumidor que obtenha informações momentâneas de consumo, auxiliando no monitoramento do consumo. Tal observação de consumo auxilia o consumidor a observar os seus hábitos de consumo;
- **Conexão e desconexão da energia elétrica:** Não existe a necessidade da visita de um funcionário da concessionária para realizar a intervenção técnica.
- **Adesão às outras opções de tarifação:** a instalação do medidor inteligente permite a adesão a opções de conta, como a “Tarifa Branca” (ou também conhecido como tarifação horo-sazonal, que corresponde à variação do custo da energia elétrica no decorrer das horas, dias e estações do ano) [23] e o sistema de pré-pagamento da energia elétrica (no Brasil, Resolução da ANEEL N° 610/2014 [24]).

Estudos apontam que em locais onde foram instalados medidores inteligentes, os consumidores reduzem o consumo médio de energia elétrica entre 3% a 5% e são mais propensos a mudar o comportamento de consumo com energia elétrica na existência da tarifa branca [25]. Países estão incentivando os consumidores a trocarem o medidor

convencional pelo medidor inteligente, tais como o Reino Unido [26], a União Europeia [25], o Canadá [27] e os Estados Unidos [28].

Com o intuito de convencer os clientes à adesão aos medidores inteligentes, as concessionárias apresentam diversas vantagens: redução do consumo de energia elétrica; redução de custos operacionais de manutenção; redução de perdas não técnicas no sistema de distribuição; detecção de fraudes; obtenção de benefícios de carbono com a gestão otimizada da energia elétrica e oferecimento de suporte rápido ao consumidor [25]. Países, como o Reino Unido, possuem um parque de medidores inteligentes instalados e estão apresentando relatórios que apresentam significativa economia dos consumidores e melhor gerenciamento da rede elétrica [26].

Porém, segundo os relatórios da União Europeia [25], os consumidores naturalmente possuem preocupações resultantes das possíveis consequências de violação da privacidade com a leitura frequente de dados, com a comunicação e acesso aos dados. Em [29], são apresentadas as seguintes preocupações na granularidade e aferimento automático do consumo:

- Pôr em perigo a segurança familiar e da propriedade;
- Invasão de privacidade e obtenção de dados pessoais;
- Permitir a criação de perfis de comportamento;
- Possíveis constrangimentos.

De forma mais específica, o autor pontua as seguintes eventualidades e riscos quando há a instalação de um medidor inteligente:

- Determina quantas pessoas estão na residência e em quais horários;
- Determina as rotinas das pessoas, como de sono e de refeições;
- Determina quando uma casa está vaga (para um planejamento de roubo), se existem equipamentos caros e se há um sistema de segurança;
- A justiça pode solicitar a quebra da privacidade para analisar uma residência sobre atividades suspeitas;
- Chefes podem espionar as atividades de seus funcionários;
- Se o consumidor possui carro elétrico, pode-se determinar rotinas de viagens;
- Existir invasões, na qual pessoas mal-intencionadas atualizam a versão de firmware do medidor e podem assim manipular informações de consumo, realizar a conexão ou desconexão ou realizar qualquer outro mau funcionamento do medidor;

Em [30] e [31] são apresentados mais problemas decorrentes da possível violação da privacidade dos dados, como pleitos de custódia (Você deixa o filho sozinho em casa? Os filhos ficam jogando videogame até a madrugada?), cônjuges que querem observar o comportamento entre si, atividades ilegais como produção de drogas e de armas. Em [31] apresenta-se o questionamento da desagregação das cargas, que segundo os autores, não é aceito por deixar mais explícito o comportamento das pessoas em uma residência. Existem também associações, como a “*Stop Smart Meters!*”, que apresentam diversos argumentos para a abolição do medidor inteligente. Agregando-se os argumentos anteriormente apresentados, outros resguardos podem ser destacados:

- A rádio frequência na comunicação, que pode gerar desconfortos, como insônia, vertigem, dor de cabeça, ataque epilético e palpitações cardíacas;
- Questionamento em relação à troca do parque de medição, pois tem-se a visão que as concessionárias estão trocando os medidores com o objetivo de oferecer ônus financeiro da implantação para os consumidores;
- Geração de desempregos;
- Aumento do preço da energia elétrica;
- Perigos, como incêndios e mau funcionamento.

Neste cenário, a violação de privacidade e os questionamentos citados podem ser sanados, através de atitudes éticas [30] e por propostas e estabelecimento de normas que visam o alto nível de consistência, segurança, proteção de dados, privacidade, eficiência e protocolos seguros nos canais de comunicação [32]. Em [32] visa-se criar uma norma que leve em consideração todas as diretivas a respeito da instrumentação, medição elétrica, eficiência e serviço energético, cogeração elétrica, arquitetura de medidores, veículos elétricos, direitos humanos, fundamentos de liberdade, proteção, gerenciamento de dados, cooperação entre nações, compatibilidade energética e segurança de comunicação sem fio.

Outra medida para superar os receios da sociedade envolve o esclarecimento ao consumidor e oferecer opções aos consumidores que não desejam a instalação do medidor inteligente. No Canadá, nem todos os consumidores aceitaram a instalação do medidor inteligente e a concessionária BC Hydro criou o programa “*Meter Choices*”, na qual a concessionária incentiva a instalação do medidor inteligente, porém oferece ao consumidor outras duas opções de medidores: o medidor eletrônico sem comunicação e o medidor eletromecânico. Na opção do medidor inteligente, o consumidor não paga

nenhuma taxa adicional, os dados são apresentados em um sistema da concessionária para o consumidor e existe a conexão/desconexão automática. Nas opções do medidor eletrônico sem comunicação e do medidor eletromecânico, o consumidor paga uma taxa adicional na conta e não possui as vantagens do medidor inteligente. Sobre a adequação às atualizações das normas, no início de 2016, a BC Hydro foi obrigada a trocar quase 5% do parque de medidores inteligentes, que não estavam de acordo com a norma vigente no Canadá sobre os riscos de saúdes por radiação.

Como complemento às dúvidas da privacidade de informações, o documento [25] reforça que, para a implementação eficiente dos medidores inteligentes, é necessário um grande esforço da concessionária, para ajudar aos consumidores compreenderem os seus direitos e apresentar a importância do medidor inteligente. Os consumidores devem ser informados sobre as funcionalidades, quais dados são coletados e quais são as finalidades dessa coleta. Camadas e protocolos de segurança devem ser implantados, reforçados e apresentados ao consumidor.

Portanto, os medidores inteligentes estão sendo instalados em diversos países do mundo e existem diversos receios sobre a sua instalação. Cabe ao consumidor conhecer a fundo o funcionamento, analisar as vantagens existentes e aceitar as condições apresentadas e concebidas com a instalação do medidor inteligente. Junto às instalações de medidores inteligentes, estão sendo criadas e estabelecidas normas e legislações, que visam aprimorar a segurança na privacidade de informações e sanar os receios do consumidor.

É válido ressaltar que a criação e estabelecimento de novas normas e legislações permitirão a melhor aceitação do medidor inteligente, da mesma forma que ocorreu com outras tecnologias que, no início, eram de aceitação questionável, e que atualmente se tornaram ferramentas indispensáveis, como o e-mail [33] e o smartphone [34].

1.1.3. Evolução dos medidores inteligentes

A aplicação dos sistemas de processamento de dados e técnicas de inteligência artificial poderão ser de imensa importância para o desenvolvimento e para a eficiente operação das redes elétricas [35-38]. Além disso, a capacidade de produção, manipulação e uso de relevantes informações tem se tornado de grande importância no planejamento e operação de redes elétricas modernas, conhecidas como redes inteligentes (smart grids). Neste cenário, os medidores modernos, conhecidos como medidores inteligentes, têm sido desenvolvidos para calcular muito mais do que os termos de potência tradicionais

[30,40,41] e, frequentemente, realizam mais do que a medição do consumo de energia elétrica [30,40-52].

Alguns modelos de medidores inteligentes atuais também são capazes de: realizar o monitoramento da qualidade da energia elétrica; realizar a conexão e desconexão do ponto consumidor; enviar e receber informações para a concessionária; interagir com outros controladores; realizar a medição do fluxo de potência bidirecional; estimar a demanda horo-sazonal, além de diversas outras funcionalidades inteligentes.

Mas é importante mencionar que grande parte destas atuais e modernas funcionalidades, traz usualmente benefícios para a concessionária, trazendo poucos ou até nenhum benefício ao consumidor. Desta forma, espera-se que uma nova geração de medidores inteligentes realize funcionalidades que tragam benefícios tanto ao consumidor, como à concessionária de energia elétrica.

Para isto, é necessário apresentar ao consumidor um sistema supervisorio de informações provenientes do consumo de energia elétrica. É possível encontrar na literatura algumas propostas de interfaces homem-máquina (HMI – Human-machine Interface) utilizando o sistema de supervisão e aquisição de dados (SCADA – Supervisory Control and Data Acquisition) [9, 53, 54], como também conceitos derivados do sistema supervisor e do sistema de coleta de dados através do gerenciador de dados de medição (MDM – Meter Data Management) [55, 56]. Esses sistemas apresentam a expansão na possibilidade de fornecer ao consumidor informações mais detalhadas de consumo, através de algoritmos inteligentes de reconhecimento de cargas, de sugestões de economia, de previsão de consumo e de gestão da energia elétrica.

Portanto, é possível dar mais sentido à palavra “inteligente” do medidor inteligente, através da implementação de novas funcionalidades, expandindo as vantagens da instalação e uso, tanto para o consumidor quanto à concessionária [36, 42, 52]. Assim, são discutidos e apresentados novos conceitos para o medidor inteligente, gerando ao consumidor mais vantagens sobre as informações de consumo e/ou geração da energia elétrica [43, 46, 47, 52, 57].

No cenário internacional, diversas propostas para redução do consumo de energia têm sido apresentadas, fundamentadas na melhoria da consciência do consumidor. No relatório apresentado em [58], a União Europeia declara metas de redução em 20% da energia consumida até 2020, devendo esta ser alcançada apenas com a mudança de comportamento da população.

Várias formas de estimular os cidadãos a alterarem o comportamento são apresentadas às autoridades europeias. Através do relatório, são apresentadas quatro medidas que podem ser implementadas com foco na redução do consumo:

- (1) Políticas de eficiência energética em práticas de consumo e como estas influenciam a sociedade, envolvendo assim uma ampla gama de autores responsáveis pelo gerenciamento, monitoramento e adequação do objetivo de redução de consumo de energia elétrica;
- (2) A melhoria no monitoramento do consumo de energia pelos consumidores. Sem uma estrutura adequada de referência, os consumidores não podem saber se o consumo próprio é excessivo ou não;
- (3) A conscientização da população sobre o papel desempenhado pela energia na determinação dos hábitos cotidianos, desde o consumo dos carros até os bens que são adquiridos pela população;
- (4) A reconsideração do modelo de negócio do setor energético, de modo a permitir que o consumidor se engaje ativamente com o mercado de energia, como incentivos financeiros para a redução do consumo de energia elétrica.

Comparando as metas da União Europeia no relatório [58], com as funcionalidades dos atuais medidores inteligentes, tem-se somente a proposta de modelo de negócio do setor energético, no qual o consumidor tem a possibilidade de escolha da forma de tarifação, podendo ser a Tarifa Branca, a tarifação convencional monômnia e sistema de pré-pagamento de energia elétrica. As outras três medidas de [58] não são possíveis pelo medidor inteligente, já que não existe indicação de hábitos, nem indicação de eficiência energética ou de níveis desejados de consumo. Portanto, o consumidor não consegue obter redução eficaz de consumo somente pela instalação dos medidores inteligentes atuais.

Paralelamente às metas da União Europeia, o Conselho Americano para uma Economia de Energia Eficiente (ACEEE - American Council for an Energy-Efficient Economy) [59], apresentou 36 estudos (no período entre 1995 e 2005 nos Estados Unidos, Canadá, Europa, Austrália e Japão) e constatou que é possível apresentar formas eficazes para o consumidor economizar energia, através de relatórios adequados sobre o consumo. Dentre as propostas, destacam-se propostas que apresentam:

- A - Informações diretas (ou seja, durante o consumo dos equipamentos):

- (1) Informações em tempo real do equipamento em funcionamento (nos estudos essa informação ajudou na redução média em 12%), como o consumo de energia elétrica e a eficiência energética, podem ajudar o consumidor a repensar o uso inútil ou inadequado do equipamento;
- (2) Informações em tempo real do consumo elétrico residencial (segundo estudos, corresponde a uma economia média de 9,2%), podem auxiliar o consumidor a entender o consumo exagerado ou desnecessário da energia elétrica na residência;

B - Informações indiretas ou estatísticas (ou seja, após o consumo ocorrer, em períodos que podem ser no dia, semana ou mês):

- (3) Informações de consumo diárias, semanais ou mensais (consoante o relatório, correspondente a uma economia média de 8,4%), auxiliam o consumidor em reconsiderar, moderar, rever e procurar reduzir o consumo da energia elétrica;
- (4) Estimativas de consumo (de acordo com o relatório, corresponde a uma economia média de 6,4%), através de uma base de dados de consumo, auxiliam o consumidor a obter compreensão da estimativa e se ajustar a metas de redução do consumo de energia elétrica;
- (5) Sugestões e informações (conforme o relatório, corresponde a uma economia média de 3,8%) ajudam o consumidor a procurar meios de redução de energia elétrica, a se interessar pelo uso adequado da energia elétrica e pode auxiliar na troca de equipamentos, caso haja um consumo exagerado ou uma eficiência energética abaixo da especificada.

Estes relatórios estratégicos ao consumidor podem ser implementados diretamente em um medidor, através de uma interface adequada, possibilitando uma meta de economia ao consumidor. Para a medição em tempo real e relatórios detalhados sobre desagregação do consumo por equipamento, é necessária a existência do reconhecimento destes equipamentos e, neste contexto, tem-se duas técnicas principais: a de sistemas de monitoramento intrusivos (**ILM** – Intrusive Load Monitoring) e de sistemas de monitoramento não intrusivos (**NILM** – Nonintrusive Load Monitoring).

1.1.4. Futura geração de medidores inteligentes

O sistema ILM é dito intrusivo porque é necessário colocar um intermediário entre o equipamento e a tomada, neste caso é um identificador de passagem de corrente, chamado de tomada inteligente. Os sistemas ILM basicamente funcionam como apresentado na Figura 5. Neste caso, os equipamentos (c) são conectados às tomadas inteligentes (b), estas coletam informações de potência e enviam a uma central (a), que apresenta gráficos de consumo por cada tomada inteligente (ID). Tal solução é facilmente encontrada comercialmente e são vendidas por empresas como a EDFEnergy, ScottishPower, nPower, e-on, Ted Pro Home, Digi XBee Smart Meter, Elgato Eve, Blue line Innovations PowerCost System, Efergy, Neurio, entre outras. Este tipo de medidor inteligente necessita da instalação de diversos dispositivos (tomadas inteligentes e a central de dados), tornando assim a instalação e manutenção mais complexa, sem falar do custo condicionado à quantidade de tomadas. Existem alguns tipos de tomadas inteligentes que também podem acionar e desligar o equipamento automaticamente, de acordo com a configuração feita pelo usuário.

FIGURA 5 – REPRESENTAÇÃO DO SISTEMA ILM.

A segunda técnica, o sistema NILM, não é nova, tendo sido iniciada com Hart em 1989 [60], com a análise do comportamento temporal da potência dos equipamentos ligados. O NILM é identificado como não intrusivo porque não existe o monitoramento em cada equipamento, como nas tomadas inteligentes do ILM. A Figura 6 apresenta o funcionamento do NILM. Desta forma, é colocado um medidor no ponto de acoplamento comum da residência (a), onde se encontra o medidor de energia na residência. Com o uso dos equipamentos na residência (b) utilizam-se técnicas para a detecção dos

equipamentos ligados (c) como, por exemplo, de decomposição de harmônicas com rede neurais artificiais [44], técnicas de monitoramento de janelas de potências [44, 49, 50], tendo assim certa precisão e eficácia. Tais técnicas serão apresentadas e discutidas na seção 2.3.

FIGURA 6 – REPRESENTAÇÃO DO SISTEMA NILM.

Através dos sistemas ILM e NILM, é possível apresentar ao consumidor quais foram os equipamentos responsáveis pelo consumo da energia elétrica, ou seja, quais equipamentos foram ligados e quanto de energia elétrica cada um consumiu, em períodos que podem ser ao decorrer do dia, do mês ou ano. Tais técnicas ajudaram a expandir o conceito de medidor inteligente, dando a ele um outro nome, **medidor cognitivo** (ou c-meter – cognitive meter) [42]. Nos medidores cognitivos é possível observar o comportamento de cada carga e apresentar relatórios ao consumidor, possibilitando a compreensão do consumo e fornecendo meios de economia da energia elétrica [59]. O medidor cognitivo permite ter consciência do consumo, o que é uma evolução considerável na relação entre concessionária e consumidor [47].

Os estudos que envolvem os medidores cognitivos são de amplo interesse, uma vez que permitem: análises minuciosas do consumo; propor os melhores horários para se utilizar determinadas cargas (levando em consideração a tarifa branca) e apresentar sugestões para a economia da energia elétrica (através da redução do tempo de consumo ou de dicas para substituição de equipamentos) [51], dentre outras.

Outra abordagem de expansão dos medidores elétricos inteligentes é na área de **Qualidade de Energia Elétrica (QEE)**, sobretudo no desenvolvimento de ferramentas para detecção de quaisquer eventos em uma rede elétrica [61, 62]. Desta forma é possível quantificar, caracterizar e localizar distúrbios na rede elétrica para assim propor soluções [63-69].

Desta forma, vários indicadores de QEE e de serviços de energia podem ser implementados nos medidores inteligentes. No Brasil, os indicadores de QEE são estabelecidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), através do Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) [70]. As concessionárias de energia elétrica fornecem alguns dos indicadores de continuidade de tensão, segundo o PRODIST, na conta de energia elétrica. A CPFL (Companhia Paulista de Força e Luz) é uma delas, conforme pode ser observado na Figura 7. Os indicadores são referentes à continuidade do fornecimento e envolvem dados de duração de interrupção individual por unidade consumidora (DIC), frequência de interrupção individual por unidade consumidora (FIC), duração máxima de interrupção contínua por unidade consumidora (DMIC), duração da interrupção individual ocorrida em dia crítico por unidade consumidora. No caso da Figura 7 houve uma violação do indicador DMIC e a concessionária teve que realizar um ressarcimento ao consumidor.

Contudo, com a evolução e possível adaptação dos medidores inteligentes, espera-se obter mais indicadores de QEE para a análise da qualidade do fornecimento da energia como um produto [70]. Os indicadores de qualidade da tensão (continuidade, existência de harmônicos, desequilíbrio entre fases, variações de tensão de curta e longa duração, variação da frequência, entre outros), são apresentados no Módulo 1 do PRODIST, e também são importantes para o consumidor que necessita de qualidade no fornecimento da energia elétrica [71].

INDICADORES DE CONTINUIDADE DE FORNECIMENTO DE ENERGIA						
BAURU 2-TERRA BRANCA						
	Padrão Mensal	Padrão Trimestral	Padrão Anual	Apurado Mensal	Período Apuração	Valor do EUSD [R\$]
DIC	4,71	9,43	18,86	4,94	10/2015	23,30
FIC	3,11	6,22	12,45	1,00		
DMIC	2,60			4,94		
DICRI	12,22			0,00		

FIGURA 7 – DEMONSTRATIVO DOS INDICADORES DE CONTINUIDADE EM UMA CONTA ELÉTRICA.

A respeito das normas internacionais, a norma IEEE 1459 [65] estabelece as práticas recomendadas para medições de energia elétrica, a norma ANSI C84.1-1989 estabelece níveis de tolerância para a tensão, a norma IEEE 519-1992 [72] estabelece a responsabilidade bidirecional, ou seja, tanto para a unidade consumidora como para a concessionária, no controle dos níveis de harmônicas do sistema elétrico. A norma IEC 61000 define uma categoria de normas chamadas de Compatibilidade Eletromagnética. Assim, a IEC 61000-3-2 [73] estabelece os limites aceitáveis de distúrbios, a IEC 61000-5 apresenta um guia de instalação de equipamentos para resolver problemas de QEE, a IEC 61000-4 estabelece uma série de procedimentos e técnicas para a medição de

equipamentos e testes para a análise do equipamento com as outras partes da norma IEC 1000. As normas IEC 61000-2 e 61000-4 também envolvem formas de calcular a qualidade da energia elétrica, analisando distúrbios e variações na tensão e análise da corrente. Na série IEC 61000-4, tem-se a IEC 61000-4-30 que determina as medições da QEE, a IEC 61000-4-15 que padroniza as medições das flutuações de tensão e a IEC 61000-4-7 que descreve medições de harmônicas. Alguns medidores seguem estas normas e são encontrados no mercado, como os: PQM II (da General Electric, que segue as normas IEC e EN 60255 e IEC 61000-4), EM720 Expertmeter (da SATEC, que segue a norma IEC 61000-4), NEXUS 1500+ (da Electro Industries, que segue basicamente a IEC 61000-4 e é compatível com a norma EN 50160) e PQube (da Power Sensors Ltd, que segue a norma IEC 61000-4).

O medidor inteligente de energia elétrica pode ser, portanto, mais do que um indicador de consumo. Um medidor inteligente pode também ter características de um medidor de qualidade da energia elétrica e de um medidor cognitivo, se tornando assim uma ferramenta que pode ajudar tanto o consumidor quanto a concessionária de energia. Porém, existem diversas críticas e discussões, sobretudo à conduta ética da concessionária [47, 74, 75], às camadas de segurança para a criptografia dos dados [76] e possíveis invasões na comunicação [10, 75]. A concessionária deve fornecer uma camada de segurança em um sistema de comunicação entre medidores, da mesma forma que existe para a telefonia, internet e qualquer outro sistema de comunicação [75]. Desta forma, estão sendo elaboradas normas de comunicação em redes inteligentes, como a norma IEEE 2030 [12], que fornece orientações de interoperabilidade de uma rede inteligente, abordando terminologias, características, sugestões, critérios de desempenho e avaliação de funcionamento, estabelecendo práticas para a rede inteligente, como por exemplo, um padrão nos protocolos de comunicação entre medidores inteligentes e concessionárias.

Outra crítica gira em torno do ônus financeiro que existe na troca de medidores convencionais ou AMR pelos medidores inteligentes, que geralmente é atribuído aos consumidores. Desta forma, ainda existe uma grande dificuldade do parque de medidores ser atualizado para os medidores inteligentes.

Como alternativa ao medidor inteligente de consumo, é possível a criação de um equipamento para realizar esse monitoramento, que seria como um eletrodoméstico, no qual o usuário poderia comprá-lo e obter informações para posterior análise ou para sugestões de soluções de consumo. Desta forma, espera-se obter uma proposta de equipamento que auxilie o consumidor a buscar estratégias de economia, monitorar o

consumo, obter indicadores de QEE e diversas outras ferramentas. Os medidores ILM são exemplos típicos de uma ferramenta adicional, para que se monitore pontualmente alguns equipamentos e que permita a gestão do consumo destes. Na área de NILM também pode ser feita a mesma analogia, no qual o medidor faça o monitoramento de um ponto de conexão comum de equipamentos, porém de forma não intrusiva.

Assim sendo, os medidores inteligentes apresentam uma evolução considerável, mas o termo “inteligente” não tem sido utilizado corretamente, sendo possível avançar significativamente nesta área e buscar formas de tornar o medidor de energia uma ferramenta que de fato provida de algum grau de inteligência artificial.

1.2. Objetivos

Com o cenário descrito sobre os medidores inteligentes cognitivos, dos medidores de QEE e com a possibilidade do medidor inteligente se tornar uma ferramenta que traga benefícios ao consumidor e à concessionária, este trabalho apresenta técnicas e tecnologias que podem ser implementados em um medidor inteligente.

A desagregação das cargas, seguindo o conceito do medidor cognitivo, apresenta ao consumidor informações diretas de consumo por cargas, auxiliando o consumidor a compreender seu consumo da energia elétrica. Relatórios de consumo e sugestões de economia auxiliam o consumidor a buscar a redução do consumo com energia elétrica. Indicadores de QEE permitem que se avalie a qualidade da energia fornecida. Atualmente, para o consumidor residencial, a única compreensão com a baixa qualidade da energia elétrica é quando existe a interrupção demorada de energia, ou seja, o consumidor residencial tolera interrupções de energia por alguns minutos [77] e começa a reclamar quando a interrupção permanece por um longo tempo. Apresentando uma ferramenta com indicadores de QEE e instruindo o consumidor a entendê-la [78], levantar questões a respeito de eficiência energética, de qualidade da tensão fornecida, de continuidade do fornecimento de energia elétrica, entre outros.

Desta forma, este trabalho tem como objetivo a proposição de um novo conceito de medidor cognitivo inteligente. Esta proposta baseia-se, inicialmente, em uma técnica para o reconhecimento de equipamentos, utilizando o sistema NILM. Desta forma, utilizam-se algoritmos de reconhecimento de padrões como base de pré-processamento ao sistema NILM. Para isso foi criada uma base de dados de equipamentos e foi utilizado o conceito de treinamento e classificação para avaliar possíveis algoritmos para

reconhecerem os equipamentos. Após a análise dos algoritmos, aplica-se a análise de assinatura de potências no tempo, utilizando parcelas de potência ativa, reativa e residual, obtidas através da chamada Teoria de Potência Conservativa (CPT- Conservative Power Theory) [69].

Após o reconhecimento dos equipamentos, teve-se como objetivo o desenvolvimento de técnicas voltadas para apresentar vantagens ao consumidor. Através de uma interface com relatórios de consumo da energia, do consumo segregado por equipamentos, estratégias de economia, entre outras ferramentas, o consumidor é favorecido, tanto na consciência do consumo como também na procura de estratégias de economia de energia elétrica.

Para validar o conceito de medidor cognitivo inteligente proposto, um protótipo foi desenvolvido e neste foram agregados os conceitos de um medidor de QEE, apresentando as informações de tensão, de corrente, dos indicadores de continuidade apresentados no PRODIST Módulo 8, dentre outros indicadores. Também foi desenvolvido um sistema acessível via web, utilizando conceitos de Internet das Coisas, ou seja, é possível acessar o sistema do medidor por qualquer outro dispositivo na rede local, que tenha permissão de acesso. Neste sistema é possível obter informações de consumo total, por equipamento, detalhamento da tensão fornecida, da corrente consumida, obter as sugestões de consumo e evidenciar indicadores de QEE.

Finalmente, também foi proposta uma estratégia para o gerenciamento de demanda em uma residência, considerando a existência de um sistema de microgeração local fotovoltaica. Desta forma, observam-se alguns eventos, como a previsão do tempo e perfil de consumo da residência e cria-se um perfil de gestão da potência, visando a minimização dos custos ao consumidor. Neste caso, foram levadas em consideração a existência de um armazenador de energia e da tarifação horo-sazonal.

1.3. Contribuições do trabalho

Este trabalho tem como principais contribuições:

- Criação de um sistema não intrusivo (NILM), com técnica de classificação de padrões, utilizando parcelas de potência da CPT. Basicamente, os indicadores da CPT auxiliam no estágio de identificação dos equipamentos, pois analisam não somente a assinatura de potência ativa, como também a assinatura de potência,

- reativa e residual. O resultado da comparação de diversas técnicas de reconhecimento de padrões também alerta para a importância de uma escolha crítica, que pode variar para cada aplicação;
- Proposição de um sistema de supervisão de consumo, através da interface de gestão e de geração de relatórios do medidor cognitivo inteligente. Esta proposta apresenta um sistema voltado ao consumidor que fornece informações detalhadas do consumo de energia elétrica, apresenta previsões de consumo, oferece sugestões sobre a economia da energia elétrica e apresenta indicadores de qualidade do fornecimento de energia elétrica. Através da interface, o consumidor pode obter diversas vantagens e obter consciência crítica do consumo e da qualidade da energia elétrica;
 - Expansão do sistema supervisor do medidor inteligente, propondo um sistema de gerenciamento energético para uma residência. Neste caso, na existência de um sistema de microgeração fotovoltaica com bateria, o sistema analisa o histórico característico de consumo do usuário, a previsão de tempo e outros parâmetros, e determina a melhor opção para a gestão de energia elétrica, buscando a minimização de custos com a energia elétrica na residência.

1.4. Organização da tese

Esta tese de doutorado está dividida em capítulos, resumidos brevemente a seguir:

- Capítulo 2: Apresenta a construção da técnica de reconhecimento de equipamentos (ou cargas residenciais). Para isso, foi construído um método de classificação de padrões com o sistema de monitoramento de potências. Para o método de classificação foi criado um novo conjunto de dados, no qual foram armazenadas as informações de potências e de distorção harmônica de diversos equipamentos;
- Capítulo 3: Após a proposição da metodologia de reconhecimento, foi proposto um sistema de relatórios de consumo da energia elétrica, de forma geral e discriminada por equipamentos. Também são apresentadas mais informações como os custos da energia, previsão de consumo no mês, sugestões de economia de energia elétrica, indicadores de QEE, entre outros. Para este sistema foi criado

- um banco de dados acessível por diversos dispositivos conectados a uma rede sem fio (Wifi - IEEE 802.11);
- Capítulo 4: Neste capítulo é apresentado o sistema de gerenciamento da demanda de energia elétrica de uma residência com microgeração fotovoltaica com bateria. Através da previsão de eventos, como o histórico de consumo do consumidor, a previsão de tempo e a existência de opção da tarifa branca, pode-se realizar uma estratégia inteligente no envio de parâmetros de potência para o consumo, geração e armazenamento da energia elétrica, buscando-se assim a redução de custos com energia elétrica;
 - Capítulo 5: Neste capítulo, encontra-se o desenvolvimento do protótipo, a validação do conceito de medidor inteligente cognitivo, a validação das técnicas através de resultados experimentais, validando, portanto, as técnicas propostas nos Capítulos 2, 3 e 4;
 - Capítulo 6: Apresentam-se as principais conclusões desta tese, bem como propostas e futuros trabalhos.

Capítulo 2

“Neste capítulo é apresentada uma nova técnica de desagregação de cargas residenciais. Para isto, foi criado um conjunto de dados de características de equipamentos e enviados a um algoritmo de classificação de padrões. Foram comparados os algoritmos de classificação de padrões para escolher aquele com melhor desempenho para o conjunto de dados. Após a escolha do algoritmo, foi criada a metodologia de reconhecimento em conjunto com o NILM através da assinatura de potência”.

2. Proposta para o reconhecimento e desagregação de cargas residenciais

2.1. Apresentação

Uma possível e importante função que pode ser implementada em um medidor inteligente é a desagregação do consumo de energia elétrica, através da identificação e classificação dos equipamentos conectados e utilizados em uma instalação [41-43]. Desta forma, o comportamento e a participação do consumo de cada equipamento podem ser determinados. Estas informações podem ser implementadas nos medidores inteligentes com o objetivo de auxiliar a concessionária e o consumidor a obterem informações para o gerenciamento da energia elétrica (na geração, operação e consumo). Neste contexto de desagregação do consumo por equipamentos, o medidor de energia elétrica recebe o nome de medidor cognitivo [42, 43].

Do ponto de vista da concessionária, a identificação e caracterização das cargas podem permitir uma análise e previsão do comportamento de diversos pontos da rede o que pode ajudar na otimização do gerenciamento da energia e na estimação das perdas no

sistema elétrico. A concessionária também é responsável por estabelecer padrões e normas de segurança, estabelecendo critérios e condições na privacidade e no tratamento de dados do consumidor [25, 30, 31].

Do ponto de vista do consumidor, através da desagregação do consumo, pode-se melhorar a conscientização sobre o consumo, permitindo melhor planejamento para a economia de energia, através de relatórios detalhados de consumo em períodos (por hora, diários, semanais, mensais, anuais). A Figura 8 apresenta, por exemplo, uma informação que pode ser obtida com a segregação do consumo por equipamentos. Pela hipótese de consumo apresentada na Figura 8, pode-se notar que o chuveiro elétrico de 5 kW, mesmo sendo utilizado por alguns poucos minutos por dia, é responsável por 20% do consumo médio residencial. Baseado nesta informação e considerando um sistema não intrusivo, o consumidor pode tentar reduzir o tempo de banho quente para economizar a energia elétrica. Se existe a questão da tarifação horo-sazonal, o consumidor pode analisar formas de substituir o horário de banho e evitar utilizá-lo quando o preço da energia estiver mais caro. Com esta simples análise, é possível garantir maior transparência maior sobre o consumo de cada consumidor.

FIGURA 8 – EXEMPLO DA DESAGREGAÇÃO DO CONSUMO RESIDENCIAL, POR EQUIPAMENTO, EM UM MÊS.

Uma rede inteligente pode também utilizar informações vindas dos medidores inteligentes para melhorar o gerenciamento de energia com relação à demanda. A identificação do consumo de potência não ativa também pode permitir o uso de metodologias de compensação de potência [79].

Desta forma, a implementação da segregação do consumo por equipamentos é interessante e, com o avanço dos sistemas microprocessados, a implementação se tornou possível. Novas técnicas têm sido implementadas para a detecção de equipamentos, utilizando redes neurais artificiais (NN – Neural Network) [50] e técnicas de monitoramento de janelas [44, 80]. Estes estudos utilizam o conceito chamado de NILM [44, 45, 48, 80] que observa o comportamento durante o tempo de operação do equipamento e procura identificar o equipamento. Porém, as técnicas implementadas para o NILM ainda não garantem alta exatidão [44, 50, 80], sendo esta uma área de contínua evolução. Assim, é possível propor novas técnicas para garantir maior exatidão na detecção do equipamento. Juntamente à área NILM, alguns estudos na área de monitoramento do consumo utilizam redes neurais para a detecção de equipamentos através da decomposição harmônica [50, 80] e detecção de perdas [81], mas também não garantem exatidão.

Deste modo, a técnica apresentada neste trabalho busca contribuir para a evolução do NILM, pois através das parcelas de potência calculadas pela teoria de potência CPT [20, 21, 69], é possível criar uma nova base de dados de equipamentos, utilizando informações de potência do equipamento em componentes ativa, reativa e de não linearidade. É possível assim criar uma espécie de assinatura da carga no seu momento de uso, permitindo a criação de uma coleção de dados de equipamentos, viabilizando o uso de algoritmos de classificação de padrões.

A Figura 9 apresenta o diagrama da técnica proposta para uma possível implementação em um medidor cognitivo inteligente. Neste caso o medidor é instalado no Ponto de Acoplamento Comum (PAC) da residência, ou seja, no mesmo ponto onde está instalado o medidor de energia convencional. O medidor cognitivo inteligente mede os sinais de tensão e corrente no PAC, faz o condicionamento do sinal e envia a um conversor analógico/digital de um microprocessador, este dispositivo microprocessador é responsável pelo processamento dos sinais e dos cálculos das técnicas utilizadas nesta metodologia. As informações são processadas, armazenadas e enviadas através do sistema embarcado com o microprocessador.

No caso da metodologia proposta, a informação processada é tratada de duas formas:

1º Estágio: A primeira corresponde ao estágio de treinamento do medidor. Nesta fase, os parâmetros calculados (vetores de atributos) são armazenados na base de dados, fase em que se insere o rótulo correspondente a qual equipamento pertence a leitura

realizada (classe do equipamento). Esta fase supervisionada permite ao sistema ganhar inteligência e conhecimento para que possa classificar os equipamentos. Desta forma, é inserida na base de dados o conjunto “**vetor de atributos + classe**”, no qual o vetor de atributos corresponde às parcelas de potência e a classe se refere ao rótulo corresponde a um equipamento.

Neste primeiro estágio, a base de dados de conhecimento para a identificação dos equipamentos é criada. No aspecto prático, a concessionária pode criar e definir o conjunto de dados padrão ao medidor com diversos equipamentos, ou o consumidor pode realizar a etapa de aprendizagem e criação do conjunto de dados, de acordo com os equipamentos na residência.

2º Estágio: No segundo estágio, correspondente à classificação, o algoritmo classificador de padrões recebe o vetor das parcelas de potência e utiliza o conhecimento adquirido, através da base de dados da fase de treinamento, para comparar e assim identificar a classe do equipamento, ou seja, a qual equipamento a amostra pertence, retornando assim a classe do equipamento que está ligado.

FIGURA 9 – DIAGRAMA DE FUNCIONAMENTO DA TÉCNICA DE RECONHECIMENTO DOS EQUIPAMENTOS.

Após a criação do conjunto de dados, foi necessária a sua validação e análise, para verificar a viabilidade de uso para o reconhecimento de cargas. Desta forma cinco métodos consolidados na área de classificação de padrões foram implementados, comparados e discutidos neste capítulo. Os cinco algoritmos são: Floresta de Caminhos Ótimos (**OPF** – Optimum Path Forest) [82], Máquinas de Vetores de Suporte (**SVM** – Support Vector Machine) [83], Perceptron Multicamadas (**MLP** – Multilayer Perceptron) [84], K-ésimo vizinho mais próximo (**KNN** – K-Nearest Neighbor) [85] e Árvore de

Decisão (**DT** – Decision Tree) [86,87]. Para as análises, foram criadas as **matrizes de confusão**, analisadas as **fronteiras de decisão**, calculados alguns **indicadores de desempenho** dos algoritmos e utilizadas técnicas de pré-processamento de dados como a Análise Principal de Componentes (**PCA** – Principal Component Analysis) [88].

A seguir serão apresentadas as principais ferramentas e metodologias utilizadas no desenvolvimento da técnica proposta para a desagregação de cargas.

2.2. CPT (Conservative Power Theory)

A **CPT** – *Conservative Power Theory* – foi proposta por Tenti et al. [89] e define grandezas elétricas chamadas de conservativas, as quais são calculadas a partir do produto escalar entre tensões e correntes (ou suas derivadas e integrais imparciais temporais), de um circuito com “*m*” fases, no qual aquelas tensões e correntes, assim como suas derivadas e integrais imparciais, satisfazem as leis de tensões e correntes de Kirchhoff e, conseqüentemente, o teorema de Tellegen (Teorema da Conservação de Energia). O vetor instantâneo da tensão é denotado por: $u = [u_a \ u_b \ \dots \ u_m]$ e o da corrente por $i = [i_a \ i_b \ \dots \ i_m]^T$. Assim, são definidas duas grandezas conservativas principais:

A **potência ativa instantânea**, a qual é expressa por meio do produto escalar:

$$p(t) = u \circ i \quad (1)$$

e a **energia reativa instantânea** por:

$$w(t) = \hat{u} \circ i \quad (2)$$

Sendo: $\hat{u} = [\hat{u}_a \ \hat{u}_b \ \dots \ \hat{u}_m]$ é o vetor contendo as integrais imparciais das tensões de fase definidas como:

$$\hat{u} = u_f - \bar{u}_f \quad (3)$$

com:

$$u_f = \int_0^t u(\tau) d\tau \text{ sendo a integral no tempo e;}$$

$$\bar{u}_f = \frac{1}{T} \int_0^T u_f(t) dt \text{ sendo o valor médio da integral no tempo.}$$

Sendo os valores médios de (1) e (2), respectivamente, a potência ativa média (P) e a energia reativa média (W):

$$P = \bar{p} = \frac{1}{T} \int_0^T u(t) \circ i(t) dt \quad (4)$$

$$W = \bar{w} = \frac{1}{T} \int_0^T \hat{v}(t) \circ i(t) dt \quad (5)$$

Além disso, a CPT (Teoria de Potência Conservativa), com base nas definições de potência ativa e energia reativa, define uma decomposição da corrente em parcelas

ortogonais que visam representar os fenômenos físicos (características do circuito) provocados pelas cargas do circuito (elementos lineares e não lineares). Tais parcelas são descritas a seguir:

Corrente ativa (i_a): é aquela responsável por transferir a mínima potência ativa por fase no circuito e o cálculo é apresentado em (6);

$$i_a = \{i_{an}\}_{n=1}^m = \begin{bmatrix} i_{aa} \\ i_{ab} \\ \vdots \\ i_{am} \end{bmatrix}, \quad i_{an} = \frac{\langle u_n, i_n \rangle}{\|u_n\|^2} u_n = \frac{P_n}{U_n^2} u_n \quad (6)$$

No qual:

$\langle u_n, i_n \rangle$ corresponde ao produto interno da tensão e corrente instantânea por fase;
 $\|u_n\|$ corresponde à norma da tensão instantânea por fase.

Corrente reativa (i_r): é aquela responsável pelo fluxo mínimo de energia reativa por fase no circuito. O seu cálculo é apresentado em (7).

$$i_r = \{i_{rn}\}_{n=1}^N = \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix}, \quad i_{rn} = \frac{\langle \hat{u}_n, i_n \rangle}{\|\hat{u}_n\|^2} \hat{u}_n = \frac{W_n}{U_n^2} \hat{u}_n \quad (7)$$

No qual:

$\langle \hat{u}_n, i_n \rangle$ corresponde ao produto interno da integral parcial da tensão e corrente instantânea por fase;

$\|\hat{u}_n\|$ corresponde à norma da integral parcial da tensão por fase.

Corrente residual (i_v): é aquela que não transfere potência ativa nem energia reativa (não linearidades da carga). Em (8), observa-se que corresponde à corrente que não corresponde às parcelas (6) e (7);

$$i_v = i - i_a - i_r \quad (8)$$

Estas parcelas da corrente são denominadas de componentes básicas e são ortogonais entre si, ou seja, o produto escalar médio entre elas é nulo. Sendo assim, é possível definir a relação entre os valores eficazes dessas parcelas e o valor eficaz da corrente total:

$$I^2 = I_a^2 + I_r^2 + I_v^2 \quad (9)$$

No caso de circuitos polifásicos com e sem condutor de retorno, as parcelas de corrente ativa e reativa podem ainda ser decompostas em parcelas balanceadas e desbalanceadas:

A **corrente ativa balanceada** (i_a^b) é aquela responsável pela transferência mínima da potência ativa coletiva da fonte para a carga, além de ser proporcional e estar em fase com a tensão. No caso de sistemas trifásicos, i_a^b é definida conforme (12);

$$P = \frac{1}{T} \int_0^t (P_a + P_b + P_c) dt \quad (10)$$

$$U = \sqrt{U_a^2 + U_b^2 + U_c^2} \quad (11)$$

$$i_a^b = \frac{\langle u, i \rangle}{\|u\|^2} u = \frac{P}{U^2} u \quad (12)$$

A **corrente reativa balanceada** (i_r^b) é aquela responsável pelo fluxo mínimo de energia reativa coletiva no circuito, e ela pode ser distorcida e está defasada em relação à tensão. A equação (15) define-a no caso de sistemas trifásicos;

$$W = \frac{1}{T} \int_0^t (W_a + W_b + W_c) dt \quad (13)$$

$$\hat{U} = \sqrt{\hat{U}_a^2 + \hat{U}_b^2 + \hat{U}_c^2} \quad (14)$$

$$i_r^b = \frac{\langle \hat{u}, \hat{i} \rangle}{\|\hat{u}\|^2} \hat{u} = \frac{W}{\hat{U}^2} \hat{u} \quad (15)$$

A **corrente de desbalanço** ($I^{u^2} = I_a^{u^2} + I_r^{u^2}$) é composta por uma parte ativa e reativa. Nesse sentido (9) pode ser expandida como:

$$I^2 = I_a^2 + I_r^2 + I_v^2 = I_a^{b^2} + I_r^{b^2} + \underbrace{I_a^{u^2} + I_r^{u^2}}_{I^{u^2}} + I_v^2 \quad (16)$$

Em (16) os valores das correntes são eficazes coletivos, ou seja, no cálculo do valor eficaz de cada uma é considerada a soma dos quadrados das correntes de fase do circuito.

Para cada parcela de corrente está associada uma potência, obtida pelo produto entre o valor eficaz da tensão e o valor eficaz da corrente correspondente:

Potência ativa ($P = UI_a^b$): é aquela tida como o consumo médio de potência do circuito, representando a realização de trabalho útil na carga;

Potência reativa ($Q = UI_r^b$): está relacionada à defasagem entre tensões e correntes, a qual pode ser provocada pela presença de elementos armazenadores de energia ou por cargas eletrônicas;

Potência de desbalanço ($N = U \sqrt{(I_a^{u^2} + I_r^{u^2})} = \sqrt{N_a^2 + N_r^2}$): é a parcela de potência que representa o desbalanço da carga;

Potência de distorção ($D = UI_v$): é a parcela de potência consumida devido a presença de não-linearidades no circuito, não realiza trabalho útil nem caracteriza o armazenamento de energia;

Potência aparente ($A = UI$): é potência total do circuito.

A decomposição da potência aparente pode ser obtida a partir de (16), ao multiplicar todos os termos pelo quadrado do valor eficaz da tensão:

$$A^2 = U^2 I^2 = P^2 + Q^2 + N^2 + D^2 \quad (17)$$

Finalmente, também são definidos alguns fatores, apresentados a seguir:

Fator de potência: é definido um fator de potência polifásico considerando a potência ativa e a aparente, calculado por:

$$\lambda = \frac{P}{A} = \frac{I_a^b}{I} \quad (18)$$

Este fator de potência relaciona a corrente ativa balanceada com todas as outras parcelas de corrente, através da corrente coletiva total, e resulta unitário somente no caso de circuito puramente resistivo balanceado. Do contrário, a presença de elementos armazenadores de energia, desbalanços das cargas e não linearidades da carga podem influenciar no fator de potência e são evidenciados nos outros fatores.

Fator de não linearidade:

$$\lambda_D = \frac{D}{A} = 1 - \frac{I_v}{I} \quad (19)$$

Nota-se que, o fator de não linearidade será unitário apenas se $I_v = 0$. Do ponto de vista da carga, este fator representa a presença de potência de distorção, ou seja, correntes que não contribuem com a potência ativa nem a reativa, mas causam perdas na distribuição.

Fator de reatividade:

$$\lambda_Q = \frac{Q}{A} = 1 - \frac{I_r^b}{I} \quad (20)$$

Note-se que, o fator de reatividade será unitário na ausência de defasagem entre as tensões e correntes, ou seja, na ausência de corrente reativa. Assim sendo, (20) revela a presença de energia reativa em indutores, capacitores ou por efeito de cargas não lineares.

Existe também outro fator, conhecido como **fator de assimetria**, mas como neste trabalho tratamos apenas de equipamentos monofásicos, tal fator foi desprezado inicialmente para o conjunto de dados. De (16), destaca-se que de acordo com a definição da corrente ativa balanceada (proporcional à tensão), uma carga resistiva balanceada,

mesmo que alimentada por tensões não senoidais e/ou assimétricas, pode resultar em fator de potência unitário.

Maiores detalhes sobre o equacionamento e as propriedades dos operadores matemáticos associados às definições da Teoria de Potência Conservativa podem ser encontrados em [69, 89]. Outros trabalhos têm sido publicados com respeito à aplicação da Teoria de Potência Conservativa em compensação [90] e atribuição de responsabilidades [21] e também podem ser evidenciados caso seja necessário um maior detalhamento da teoria.

Assim, a metodologia proposta usa a Teoria de Potência Conservativa na criação de um conjunto de dados com valores de medições de algumas cargas no tempo e, cada medição corresponde a amostras contendo um rótulo (um valor que identifica qual é a carga), a **potência ativa** (P), o **fator de potência** (λ), o **fator de reatividade** (λ_Q) e o **fator de não linearidade** (λ_D). Por permitir quantificar e caracterizar as parcelas de potência, a Teoria de Potência Conservativa se torna um fator diferencial à técnica de reconhecimento de cargas proposta, ajudando na criação do conjunto de classificação de padrões. Cada amostra deste conjunto de dados possui os quatro indicadores de potência (também denominadas características). Este conjunto de dados serve como parâmetro de entrada para as fases de treinamento dos algoritmos de classificação de padrões, que será apresentado na próxima seção.

2.3. Algoritmos de classificação de padrões

As técnicas de reconhecimento de padrões são teorias e algoritmos que se encontram frequentemente na literatura [82-88, 91-103] como também em diversas aplicações como reconhecimento de fala, reconhecimento de faces, processamento de imagens, detecção de doenças por sintomas [102, 103] e etc. Estas técnicas são capazes de medir, quantificar e determinar comportamentos de fenômenos físicos e objetos através de atributos, conhecidos também por categorias. Tais categorias podem ou não ser previamente conhecidas e são enviadas ao algoritmo classificador para o processo de treinamento, possibilitando a previsão de futuros comportamentos [98]. Os métodos de reconhecimento de padrões são úteis em diversas áreas, como mineração de dados, análise e reconhecimento de imagens, linguística computacional, biometria, bioinformática e etc.

Dentre as principais técnicas de classificação de padrões, tem-se a aprendizagem supervisionada de máquina, que é capaz de aprender a determinar a qual grupo uma

amostra (um dado a ser classificado) pertence, através de dados previamente classificados e, no contexto desta tese, tais técnicas são utilizadas para criar o modelo de classificação de padrões e, conseqüentemente, rotular a carga, dentro do conjunto de amostras que está sendo classificado no instante de observação. Desta forma foram estudadas algumas técnicas de reconhecimento de padrões com o intuito de definir aquela que melhor se comportasse ao tipo de conjunto de dados criado. A descrição mais detalhada do conjunto de dados, bem como a comparação do resultado entre as técnicas de reconhecimento de padrões serão apresentadas na seção de resultados.

As técnicas consideradas, comparadas e apresentadas nesta subseção são:

- **OPF** (Optimum Path Forest);
- **MLP** (Multi-layer Perceptron);
- **SVM** (Support Vector Machine);
- **KNN** (K-nearest Neighbor);
- **DT** (Decision Tree).

2.3.1. OPF (Optimum Path Forest)

A Floresta de Caminhos Ótimos (OPF – Optimum Path Forest) foi criada recentemente por Papa et. al. [82]. É baseada na IFT (Image Foresting Transform), criada por um dos coautores da OPF, Falcão et. al. [91]. A OPF tem como proposta ser utilizada em qualquer conjunto de dados, diferente da IFT que é utilizada só para reconhecimento ou processamento de imagens. A técnica OPF possui eficiência no processo de treinamento (conhecido como *fit*) e eficácia no processo de classificação (conhecido como *predict*), ou seja, garante uma classificação com alto índice de fidelidade e o processo de classificação é considerado veloz. O seu embasamento matemático é simples e a sua metodologia é baseada em algoritmos clássicos do Teorema de Grafos - como a Árvore Geradora Mínima (MST – Minimum Spanning Tree) e Floresta Geradora Mínima (SPF – Shortest Path Forest).

O **processo de treinamento** consiste em um algoritmo que calcula a distância entre uma amostra (ou seja, cada conjunto de valores coletados da carga) e todas as outras, criando assim um grafo completo. Em seguida, é criada a árvore geradora mínima (MST – Minimum Spanning Tree), a qual corresponde ao grafo de distância mínima entre uma amostra e outra e que o grafo seja acíclico, ou seja, sem que seja fechado um ciclo.

Após determinar a MST, o algoritmo remove cada conexão (arco) entre dois nós (vértices) que possuam rótulos (classes) diferentes. Estes nós, que eram conectados entre si, viram protótipos (raízes) e serão importantes para a etapa de classificação. Em outras palavras, através da árvore geradora mínima completa, são criadas pequenas árvores divididas por diferentes rótulos, formando assim uma floresta mínima, nome desta técnica.

A **fase de classificação** da OPF consiste em rotular uma amostra na qual não se sabe ainda a qual classe pertence. Para isto são calculadas as distâncias entre a amostra a ser classificada e os protótipos encontrados no processo de treinamento. Será assim escolhido o arco com a menor distância e será rotulada a amostra com mesma classe do protótipo no qual a amostra estará ligada.

A Figura 10 apresenta graficamente o processo de treinamento e classificação da OPF e todas as formulações matemáticas podem ser encontradas em [82, 91, 103]. De acordo com a Figura 10, em (a) calcula-se a distância entre todos os pontos da base de dados, independente da classe, formando assim um grafo completo. Em (b) forma-se a MST e as arestas entre vértices com classes diferentes são removidas, e estes vértices tornam-se protótipos, que representarão a classe para o processo de classificação. Termina-se neste ponto a fase de treinamento. Em (c), quando é iniciada a classificação de uma amostra, calcula-se a distância da amostra em relação aos protótipos. Em (d), atribui-se à amostra a classe do protótipo mais próximo.

FIGURA 10 – PROCESSOS DE TREINAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DA OPF: (A) GRAFO COMPLETO; (B) MST COM PROTÓTIPOS; (C) CLASSIFICAÇÃO DE UMA NOVA AMOSTRA; (D) A NOVA AMOSTRA É CLASSIFICADA DE ACORDO COM O PROTÓTIPO MAIS PRÓXIMO.

2.3.2. MLP (Multilayer Perceptron)

Um MLP (ou também uma rede neural artificial) com uma camada escondida é representada graficamente na Figura 11 e formalmente consiste em uma função $f: R^D \rightarrow$

R^L em que D é o tamanho do vetor x e L é o tamanho do vetor de saída $f(x)$ e que pode ser expressa em notação matricial como em (21).

$$f(x) = G \left(b^{(2)} + W^{(2)} \left(s(b^{(1)} + W^{(1)}x) \right) \right) \quad (21)$$

Com os vetores de polarização $b^{(1)}$, $b^{(2)}$; matrizes de peso $W^{(1)}$, $W^{(2)}$ e funções de ativação G e s .

O vetor $h(x) = \Phi(x) = s(b^{(1)} + W^{(1)}x)$ consiste na camada escondida. $W^{(1)} \in R^{D \times D_h}$ é a matriz de peso conectando o vetor de entrada com a camada escondida. Cada coluna $W_i^{(1)}$ representa os pesos vindos de cada entrada para uma i -ésima camada escondida. As funções de ativação s são tipicamente $\tanh(a) = (e^a - e^{-a}) / (e^a + e^{-a})$ ou uma função sigmoide $\text{sigmoid}(a) = 1 / (1 + e^{-a})$. Nesta aplicação em específico será utilizada a função $\tanh$ por ser computacionalmente mais rápida. Após a última camada escondida, tem-se o vetor de saída, obtido como $o(x) = G(b^{(2)} + W^{(2)}h(x))$. Mais informações a respeito da técnica MLP podem ser encontradas em [95-97].

FIGURA 11 - UMA MLP COM UMA CAMADA ESCONDIDA.

2.3.3. SVM (Support Vector Machine)

O SVM é uma ferramenta matemática que pode também ser aplicada para a classificação de padrões, é baseada no princípio da minimização do risco estrutural e tenta encontrar um espaço característico no hiperplano para resolver principalmente problemas que não são linearmente separáveis [98]. Nesta aplicação foi utilizada a função gaussiana radial (RBF) para realizar a aplicação do treinamento e classificação porque ela apresenta uma eficiência comprovada na literatura [83]. A função objetivo é expressa em (22).

$$K(x_i \cdot x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad (22)$$

No qual γ é o parâmetro do núcleo (kernel) RBF. Tal técnica possui eficiência em espaços de muitas dimensões (ou seja, em amostras com muitas características) e é bem

versátil, pois é possível modificar facilmente a função de kernel, podendo assim se adaptar de acordo com a aplicação.

2.3.4. KNN (K-nearest Neighbor)

O K-ésimo vizinho mais próximo (KNN - K-Nearest Neighbor) [85] é um algoritmo que não constrói um modelo interno generalizado para a classificação (ou seja, não possui fase de treinamento), que tem sido extensivamente estudado e usado na literatura [85, 99]. A sua heurística é simples de se entender e de se implementar [100]. No algoritmo KNN, uma nova amostra é classificada e rotulada de acordo com a classe que mais se apresenta entre os K vizinhos mais próximos, conforme se apresenta na Figura 12, quando o grau de vizinhança é um, três e cinco. Na Figura 12 deve-se observar a distância entre os pontos utilizando a métrica euclidiana.

FIGURA 12 – COMPORTAMENTO DO CLASSIFICADOR KNN QUANDO K=1, K=3 E K=5 COM A FUNÇÃO DE DISTÂNCIA EUCLIDIANA.

O 1NN, KNN com grau de vizinhança igual a um ($k=1$), pode ser expressada em termos matemáticos. Um rótulo $\theta(X)$ de uma amostra X a ser classificada no espaço Z é atribuída através da equação (23):

$$\theta(X) = \theta(X_{nn}) \quad (23)$$

Enquanto X_{nn} é escolhido por:

$$X_{nn} = \arg \min_{\forall X_i \in Z} \{d_X(X - X_i)\} \quad (24)$$

No grau de vizinhança maior do que um ($K>1$) é calculada a distância entre os pontos, são selecionados os K pontos mais próximos e olha-se para os rótulos destes pontos. O rótulo que aparece com mais frequência é o que será atribuído para a amostra a ser classificada.

O classificador KNN, no caso particular do grau de vizinhança igual a um ($K=1$), assemelha-se à OPF porque ambos os métodos são baseados no cálculo da distância mínima entre amostras. Porém, o método OPF apresenta menor cálculo no processo de classificação, porque é realizada a função de distância entre a amostra e os protótipos ao invés de calcular a distância com todos os pontos, como se faz no KNN. A vantagem principal do KNN é justamente no processo de treinamento que é inexistente.

2.3.5. DT (Decision Tree)

A técnica DT – árvore de decisão - é muito utilizada em diversas áreas, como na mineração de dados (por exemplo, no processo de extrair a previsão de características em um banco de dados muito grande), como também em áreas que necessitam de identificação de eventos através de uma série de fatores (tem-se como exemplo os sistemas de pilotagens automáticas e diagnósticos médicos [86, 87, 101]). A técnica da árvore de decisões possui uma característica linear, porque é essencialmente uma série de estruturas “se-senão – *if-elses*” no qual resulta a classificação. A árvore de decisão é uma das formas mais simples e bem-sucedidas de aprendizagem de máquina.

Na área de reconhecimento de padrões, o conjunto de estruturas “se-senão” é criado no processo de treinamento, no qual o algoritmo se ajusta de acordo com o conjunto de dados que serviram como parâmetro de entrada à técnica de árvore de decisão. A Figura 13 apresenta o comportamento de uma árvore de decisões para a disponibilidade de compra de fruta vermelha, com duas classes (“Comprar” ou “Não comprar”) e três características (“É comida? ”, “É fruta? ”, “É vermelha? ”).

FIGURA 13 – EXEMPLO DE UMA ÁRVORE DE DECISÕES.

Deste modo, o algoritmo DT alcança a decisão executando uma sequência de testes. Cada nó interno da árvore de decisão corresponde a um teste booleano das características da amostra e a cada teste é como se existisse um filtro para o próximo nível da árvore, até chegar a um momento que não existe mais teste (chegando na folha da árvore), dando assim a classificação à amostra.

2.4. Avaliadores dos algoritmos de classificação

Os avaliadores dos algoritmos de classificação permitem a análise de desempenho e comparação das técnicas apresentadas na seção 2.3. O PCA corresponde ao um analisador e avaliador utilizado na fase de pré-processamento dos dados. Os outros avaliadores são realizados no processo de treinamento e classificação e as classes das amostras são conhecidas. A matriz de confusão e a fronteira de decisão permitem a análise da exatidão do método, junto aos valores apresentados nas métricas de comparação. Tais técnicas serão apresentadas a seguir.

2.4.1. PCA (Principal Component Analysis)

A Análise de Componentes Principais (PCA) é um método de transformação linear que auxilia na análise da base de dados, removendo sobreposições e que permite formas de representar os dados a partir de combinações lineares das variáveis originais. É também conhecido como Transformada Discreta de Karhunen-Loève (KLT) ou transformada Hotelling, em homenagem a Kari Karhunen, Michel Loève e Harold Hotelling. A transformada PCA transforma variáveis discretas em coeficientes sem correlação.

A transformada PCA é um dos métodos mais simples para modelagem estatística multivariável e é também considerada uma transformação linear ótima, portanto é uma excelente estratégia para algoritmos de classificação de padrão que possui comportamento linear, sendo assim comumente utilizada na comunidade de reconhecimento de padrões.

A PCA consiste em promover uma transformação linear no conjunto de dados, priorizando as dimensões nas quais apresentam dados mais relevantes, em eixos denominados principais. A Figura 14 (a) ilustra duas dimensões do conjunto de dados IRIS (que possui três dimensões) e a Figura 14 (b) ilustra o resultado da mudança das coordenadas do mesmo conjunto após a aplicação da PCA.

É possível perceber que, após a PCA, as amostras de classes diferentes apresentaram uma separação maior, podendo assim auxiliar no modelo de classificação do algoritmo de reconhecimento de padrões. A formulação matemática da PCA pode ser encontrada em [88]. Todos os algoritmos utilizados para as comparações neste trabalho foram também comparados utilizando a PCA.

FIGURA 14 – CONJUNTO DE DADOS IRIS: (A) AMOSTRAS NO SUBESPAÇO ORIGINAL; (B) AMOSTRAS NO SUBESPAÇO TRANSFORMADO COM A PCA.

2.4.2. Matriz de confusão

A matriz de confusão avalia a qualidade da saída de um algoritmo classificador em relação à base de dados utilizada, apresentando valores quando o algoritmo acerta e quando ele confunde uma classe com outra. A dimensão da matriz de confusão é $m \times m$, no qual m é o número de classes de equipamentos. A matriz de confusão representa as instâncias da classificação por classes e cada linha e coluna corresponde a uma classe, desta forma, a matriz pode servir como base para a análise do desempenho de um algoritmo de classificação.

Na matriz de confusão, os elementos da diagonal principal representam a quantidade de instâncias (amostras) que o classificador selecionou corretamente, ou seja, a classe identificada pelo algoritmo corresponde com a classe que se esperava. Os elementos que estão fora da diagonal principal correspondem aos erros de classificação. Quanto mais elementos existirem na diagonal principal, mais exato foi o comportamento do classificador frente a base de dados.

Outras características que se podem obter na matriz de confusão são os erros de comissão (também chamadas de amostras incluídas, que correspondem às amostras que não pertencem a uma classe e que foram assinaladas a elas) e erros de omissão (quando as amostras pertencentes a uma classe não foram assinaladas a ela). A Figura 15 apresenta um exemplo de matriz de confusão de um conjunto de dados com 4 classes e 160 instâncias.

Classes	1	2	3	4	Amostras incluídas (comissionadas)	Total de amostras na linha	Erro de comissão (%)
1	33	4	2	1	7	40	17,5
2	2	35	3	0	5	40	12,5
3	0	3	34	3	6	40	15
4	0	1	2	37	3	40	7,5

Amostras omitidas	2	8	7	4
Total de amostras na coluna	35	43	41	41
Erro de omissão (%)	5,7	19	17	10

FIGURA 15 – EXEMPLO DE MATRIZ DE CONFUSÃO E INDICADORES DE ERROS.

Como apresentado na Figura 15, o total de amostras incluídas, ou comissionadas de uma classe n , é apresentada na equação (25).

$$Amostras\ incluídas(n) = \sum_1^j A_{nj} - A_{nn} \quad (25)$$

Já as amostras omitidas de uma classe n , é apresentada na equação (26).

$$Amostras\ otimidadas(n) = \sum_1^i A_{in} - A_{nn} \quad (26)$$

O erro de comissão por classe n é obtido de acordo com (27) e o erro de omissão com (28).

$$Erro\ de\ comissão(n) = \frac{Amostras\ incluídas(n)}{\sum_1^j A_{nj}} \quad (27)$$

$$Erro\ de\ omissão(n) = \frac{Amostras\ omitidas(n)}{\sum_1^i A_{in}} \quad (28)$$

Através destas informações, é possível analisar o desempenho do classificador e apresentar indicadores de métricas de comparação, estes indicadores serão apresentados em 2.4.3.

2.4.3. Métricas de comparação de algoritmos classificadores

Pela matriz de confusão, é possível calcular diversas métricas de comparação de algoritmos classificadores e, para este projeto, foram levados em consideração o índice de exatidão (acurácia) e tempo de execução. Tais índices serão apresentados a seguir.

Índice de exatidão (acurácia)

O índice de exatidão de um determinado classificador em um conjunto de dados com m classes é dado através da equação (29).

$$Exatidão = \frac{\sum_{i=1}^m A_{nn}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m A_{ij}} \quad (29)$$

O índice corresponde à eficácia do método de uma forma geral, ou seja, a porcentagem do quanto o método acertou dentro do conjunto total de amostras na base de dados.

Tempo de execução

Para este indicador, foram considerados três estágios de contagem do tempo computacional. O primeiro corresponde ao tempo do processo de treinamento do algoritmo. O segundo corresponde ao tempo de execução no processo de classificação de uma quantidade determinada de amostras. O terceiro corresponde ao tempo de execução do algoritmo para classificar uma única amostra. Neste indicador, para efeito justo de comparação, a base de dados é a mesma para todos os algoritmos de classificação.

2.4.4. Fronteiras de decisão

A fronteira de decisão é um hiperplano ou hiper superfície que separa o espaço em regiões de domínio de uma classe para a tomada de decisão. Este avaliador é interessante pois permite a percepção visual do comportamento do algoritmo e também como ele se comporta de acordo com o conjunto de dados, podendo apresentar amostras que foram erroneamente classificadas quando a cor da amostra é diferente da cor da classe. A Figura 16 permite a análise da região de fronteira para um conjunto de dados criado aleatoriamente.

FIGURA 16 – REPRESENTAÇÃO DE UM CONJUNTO DE DADOS E DA FRONTEIRA DE DECISÃO APÓS A EXECUÇÃO DO ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES.

Através da Figura 16 é possível perceber como a região de fronteira apresenta o comportamento do classificador em um conjunto de dados e é possível ter uma estimativa a qual classe o algoritmo classificador irá rotular uma nova amostra (representada como uma estrela na Figura 16).

Os valores dos avaliadores apresentados em 2.4 para cada técnica de reconhecimento de padrões e para o conjunto de dados de equipamentos proposto no trabalho serão apresentados na seção 5.2.

2.5. NILM – Assinatura de potências

Diversos equipamentos eletrônicos não funcionam em regime de potência constante. Conseqüentemente, se a detecção de equipamentos é realizada utilizando somente algoritmos de classificação de padrões (através do conjunto de dados com características das parcelas de potências da CPT), não é possível garantir que o mesmo seja classificado com exatidão. É necessário observar também o comportamento da potência do equipamento durante o tempo de funcionamento. Desta forma, houve necessidade de agregar ao conjunto de dados mais uma característica, que corresponde à assinatura de potência das cargas.

O estudo da assinatura de potência das cargas foi iniciado por Hart em 1992 [45] e nele foi observado que existem diversas características de potência para equipamentos elétricos. A Figura 17 apresenta diversos comportamentos das cargas e são basicamente divididos em seis tipos.

FIGURA 17 – DIVERSOS COMPORTAMENTOS DE POTÊNCIA DOS EQUIPAMENTOS.

Através da Figura 17, tem-se os seguintes comportamentos de potência durante o funcionamento do equipamento:

- a. **Constante:** Neste caso, durante o tempo de funcionamento da carga, a potência se apresentou constante no tempo. Tal característica pode corresponder a uma carga puramente resistiva ou a algum equipamento que funcione em regime permanente e constante de potência;
- b. **Múltiplos estágios:** A carga possui um estágio inicial com um pico de potência e depois estabiliza. Também pode apresentar diversos comportamentos de potências (com ou sem transitórios) sem existir necessariamente o desligamento do equipamento. Esta particularidade tem grande possibilidade de ser uma carga com um motor elétrico;
- c. **Sempre constante:** Este comportamento representa as cargas que estão em modo de espera (stand-by). Alguns aparelhos são colocados no modo de espera pela comodidade (como televisores, aparelhos de DVD, rádios e outros – que possuam controle remoto) e o montante de consumo no final do mês também deve ser considerado;
- d. **Aproximadamente linear:** É característica de uma carga com variação linear de potência e pode ser agrupada em equipamentos com gradadores ou que apresente uma fase de desligamento suavizada. Um exemplo dessa classe é uma lâmpada incandescente com controle eletrônico dimmer;
- e. **Vários estágios de operação:** Alguns equipamentos possuem diversas fases de operação, podendo ou não ter períodos no qual não está se consumindo energia. Neste grupo tem-se, por exemplo, lavadoras de roupa com diversos estágios, como lavagem, enxague, centrífuga, aquecimento de água e outros.
- f. **Cargas com diversos estágios de operação e de difícil detecção:** Esta característica é de difícil reconhecimento por existirem diversos valores de potência no tempo, com cargas sendo ligadas e desligadas com variações rápidas. Um bom exemplo de carga nesta categoria é uma impressora, que apresenta diversos estágios de potência.

Um novo atributo foi adicionado ao conjunto de dados que será apresentado na seção de resultados, nas subseções 5.2.1 e 5.3.2. A nova característica, referente à

assinatura de potência, filtra os equipamentos com base nos tipos de assinatura, aumentando a exatidão do método. Alguns resultados serão apresentados na subseção correspondente à implementação do NILM, subseção 5.3.2. A Figura 18 apresenta o pseudocódigo para a técnica de reconhecimento com NILM.

Algorithm 1 Medidor inteligente cognitivo - Reconhecedor de padrões com NILM

Require: {*CorrenteSensores*; *TensaoSensores*; *VetorAtributos*; *KNN*, *CPT*}

Require: $EsperaTempo = TempoAmostra * 20$

$Passo = 6, Erro = 5$

while True **do**

PotenciaAtiva $\leftarrow$ *CPT*(*CorrenteSensores*, *TensaoSensores*)

$\Delta P \leftarrow PotenciaAtiva - PotenciaAtivaAnterior$

if $Passo = 6$ **then**

$\Delta T \leftarrow time(SYS) - TempoEstabilizacao$

else

$\Delta T \leftarrow 0$

end if

if ($abs(\Delta P > Erro)$)**and**($\Delta T < EsperaTempo$) **then**

if $Passo \in [0, 2, 5, 6]$ **then**

if ($Passo = 0$)**and**($\Delta P > 0$) **then**

CargaON $\leftarrow timeON(time(SYS))$

else if ($Passo = 0$)**and**($\Delta P \leq 0$) **then**

CargaOFF $\leftarrow timeOFF(time(SYS))$

end if

$Passo \leftarrow 1$

end if

else if ($abs(\Delta P \leq Erro)$)**and**($\Delta T < EsperaTempo$) **then**

if $Passo \in [0, 4]$ **then**

$Passo \leftarrow 3$

else if $Passo = 1$ **then**

$Passo \leftarrow 5$

else if $Passo = 5$ **then**

TempoEstabilizacao $\leftarrow time(SYS)$

$Passo \leftarrow 6$

else if $Passo = 6$ **then**

if $\Delta T \geq EsperaTempo$ **then**

 {Evento de 'ON' como em d) - Figura 16}

$Passo \leftarrow 7$

end if

end if

else

if $Passo = 1$ **then**

$Passo \leftarrow 2$

else if $Passo = 2$ **then**

 {Evento de 'ON' como em a) ou c) - Figura 16}

$Passo \leftarrow 0$

else if $Passo = 3$ **then**

$Passo \leftarrow 4$

else if $Passo = 4$ **then**

 {Evento de 'OFF', para o caso b) - Figura 16}

$Passo \leftarrow 0$

else if $Passo = 5$ **then**

 {Evento de 'ON', como em b)¹, e) ou f) - Figura 16}

$Passo \leftarrow 0$

else if $Passo = 6$ **then**

 {Evento de 'ON', com estabilizacao da potencia}

$Passo \leftarrow 0$

else if $Passo = 7$ **then**

$Passo \leftarrow 3$

end if

end if

PotenciaAtivaAnterior $\leftarrow PotenciaAtiva$

end while

FIGURA 18 – PSEUDOCÓDIGO DO ALGORITMO NILM.

Na Figura 18 é possível perceber que primeiro analisa-se a variação da potência e após o evento de potência (de rampa de subida, descida ou estabilização), junto ao tempo de espera na classificação, o sistema reconhece o equipamento e analisa a condição do equipamento, se ele está sendo ligado ou desligado.

As Figuras 19 e 20 apresentam em pseudocódigo o funcionamento dos eventos do aparelho sendo ligado e sendo desligado. Nestes casos, um ciclo de corrente é armazenado em um vetor, para servir de parâmetro para a classificação. Juntamente, as informações são enviadas a um banco de dados para se obter posteriormente relatórios de consumo. Junto à parte do sistema de reconhecimento, existe também o envio a cada minuto de informações de consumo, de valores eficazes médios de tensão e corrente, de parcelas de potências da CPT e de indicadores de QEE.

Algoritmo 2 timeON(Tempo)

Requer: *FormaOndaCorrenteAnterior*, *FormaOndaCorrenteAtual*, *Passo*

Requer: *FormaOndaTensaoAtual*, *BancoDados*

1. $DiffFormaOndaCorrente \leftarrow FormaOndaCorrenteAtual - FormaOndaCorrenteAnterior$
 2. $AtributosCPT \leftarrow CPT(FormaOndaTensaoAtual, DiffFormaOndaCorrente)$
 3. $ClasseAmostra \leftarrow ReconhecedorPadroes(ConjuntoDados, AtributosCPT)$
 4. $ListaEquipamentosLigados.add(ClasseAmostra)$
 5. $FormaOndaCorrenteAnterior \leftarrow FormaOndaCorrenteAtual$
 6. $ArmazenaEventoON(BancoDados, ClasseAmostra, Tempo)$
-

FIGURA 19 – PSEUDOCÓDIGO DA FUNÇÃO CORRESPONDENTE À LIGAÇÃO DE EQUIPAMENTO.

Algoritmo 3 timeOFF(Tempo)

Requer: *FormaOndaCorrenteAnterior*, *FormaOndaCorrenteAtual*, *Passo*

Requer: *FormaOndaTensaoAtual*, *ConjuntoDados*, *BancoDados*

1. $DiffFormaOndaCorrente \leftarrow FormaOndaCorrenteAnterior - FormaOndaCorrenteAtual$
 2. $AtributosCPT \leftarrow CPT(FormaOndaTensaoAtual, DiffFormaOndaCorrente)$
 3. $ClasseAmostra \leftarrow ReconhecedorPadroes(ConjuntoDados, AtributosCPT)$
 4. **if** $ClasseAmostra \in ListaEquipamentosLigados$ **then**
 5. $ListaEquipamentosLigados.remove(ClasseAmostra)$
 6. $FormaOndaCorrenteAnterior \leftarrow FormaOndaCorrenteAtual$
 7. $ArmazenaEventoOFF(BancoDados, ClasseAmostra, Tempo)$
 8. **else**
 9. {Probabilidade de estabilizacao da potencia}
 10. $TempoEstabilizacao \leftarrow time(SYS)$
 11. $Passo \leftarrow 6$
 12. **end if**
-

FIGURA 20 – PSEUDOCÓDIGO DA FUNÇÃO CORRESPONDENTE AO DESLIGAMENTO DE EQUIPAMENTO.

Com a possibilidade de identificação das cargas que estão consumindo energia elétrica, é necessária a existência de um sistema para o medidor inteligente com o objetivo de apresentar ao consumidor relatórios de consumo e também estratégias para que se busque a economia de energia elétrica. Desta forma, apresentar-se-á uma interface ao consumidor no Capítulo 3.

2.6. Metodologia proposta e considerações

Neste capítulo, dentre várias opções da literatura, cinco técnicas de algoritmos de reconhecimento de padrões foram avaliadas (OPF, DT, SVM, KNN e MLP), em conjunto com um novo conjunto de dados, formulado e criado com o auxílio da CPT, para o processo de treinamento das técnicas de reconhecimento de padrões e contribuindo para a desagregação de cargas residenciais. Simulações comparando as técnicas serão apresentadas no Capítulo 6.

Para garantir maior exatidão à estratégia de desagregação de cargas, aplica-se também uma técnica de assinatura de potência [44, 45], visto que alguns equipamentos não têm características de potência constante no tempo. Desta forma, foi criada uma metodologia que realiza uma técnica híbrida, aliando uma técnica de assinatura de potência com a técnica de classificação de padrões por parcelas de potência da CPT.

A metodologia apresentada no Capítulo 2 foi inicialmente testada por simulações, através de dados de medição (Subseção 5.2.1) e, posteriormente, através de medições realizadas com o protótipo desenvolvido (Subseção 5.2.4).

Capítulo 3

“Neste capítulo foi introduzido o conceito do medidor de energia inteligente cognitivo, bem como suas principais funcionalidades de gerenciamento e monitoramento de energia elétrica. Para isso, alguns indicadores, relatórios e técnicas de inteligência artificial serão também apresentadas”.

3. Proposta de um medidor inteligente cognitivo residencial

3.1. Apresentação

A ideia do medidor inteligente cognitivo consiste em realizar inicialmente o reconhecimento de equipamentos, validando a metodologia proposta no Capítulo 2. Posteriormente, procura-se propor e adicionar funcionalidades de um medidor de QEE, como indicadores da qualidade da tensão fornecida pela rede, indicadores de fornecimento da energia elétrica. Também é proposta a criação de um sistema supervisor que apresente o detalhamento do consumo através de informações, tais como o valor das potências que estão sendo consumidas, sugestões de economia, previsão de consumo, entre outros. Desta forma, para possibilitar a implementação de diversos recursos, foi proposto um protótipo de um medidor baseado em um sistema embarcado, o qual realiza a leitura de tensão e corrente no ponto de acoplamento comum (PAC) e que permite a visualização dos dados em uma interface de fácil compreensão. Maior detalhamento sobre a construção do protótipo será apresentado na subseção 5.1.

Nas próximas seções deste capítulo serão introduzidos os principais conceitos relacionados ao protótipo desenvolvido, bem como o sistema de monitoramento energético e gerenciamento do medidor inteligente cognitivo. Para isso, alguns

indicadores, relatórios e técnicas de inteligência artificial serão também apresentadas nas próximas subseções.

3.2. Hardware do medidor

A Figura 21 apresenta o diagrama de “*hardware*” do protótipo do medidor proposto.

FIGURA 21 – DIAGRAMA DO PROTÓTIPO DE MEDIDOR COGNITIVO INTELIGENTE.

Os valores de tensão e corrente enviados ao conversor AD devem ser previamente condicionados e, para isso, foi desenvolvida uma placa de condicionamento de sinais que utiliza transdutores de tensão e corrente para a leitura das grandezas, e o condicionamento dos sinais à faixa de funcionamento do conversor AD.

Um sistema embarcado é, basicamente, um sistema que contém microprocessador, periféricos e uma interface para o usuário. Neste tipo de dispositivo é possível criar programas que podem utilizar os periféricos e torná-los dedicados a uma determinada tarefa. Neste trabalho, foi desenvolvido um programa dedicado que coleta os valores de medição através do canal AD, realiza o processamento destes, armazena os dados processados e permite a visualização através de uma interface gráfica ou por acesso remoto ao dispositivo.

A metodologia de reconhecimento de cargas, bem como os indicadores e métodos propostos, foram implementados em um sistema embarcado. Os dados processados são armazenados na memória do dispositivo através de um banco de dados, de forma que,

seja possível obter informações do medidor em períodos que podem ser diários, semanais, mensais e anuais.

A seguir, apresentam-se os indicadores de medição, de consumo e de QEE que foram implementados no medidor proposto.

3.3. Indicadores de consumo, de potência e de qualidade de energia elétrica

Após a aquisição e processamento de sinais, o sistema gera informações para um banco de dados que se tornam acessíveis ao consumidor, através de interfaces de comunicação remota. Assim, o consumidor pode ter acesso a informações de consumo em períodos específicos, através de grandezas conhecidas e apresentadas nas contas tradicionais de energia elétrica, como também informações mais precisas da qualidade da energia. Os indicadores apresentados no protótipo de medidor são descritos a seguir.

3.3.1. Consumo

Através da potência ativa, obtida dos sinais de tensão e corrente, são armazenados valores de consumo a cada minuto (kWh/m). Com esse gráfico, o consumidor pode analisar o comportamento do seu consumo de acordo com o período desejado. A Figura 22 apresenta um exemplo de gráfico para o consumo em um dia.

FIGURA 22 – GRÁFICO DE UM EXEMPLO DE CONSUMO DIÁRIO.

3.3.2. Potência

Para a análise e compreensão das cargas ligadas na instalação (residência), o sistema também apresenta as parcelas de potência da CPT, desta forma é possível observar informações que vão além da potência ativa. A Figura 23 apresenta um exemplo de um dia das parcelas de potências da CPT.

FIGURA 23 – GRÁFICO DE UM EXEMPLO DAS POTÊNCIAS DURANTE UM DIA.

Com às informações de consumo, o sistema também fornece gráficos de custo com a energia elétrica, de acordo com a tarifação horo-sazonal.

3.3.3. Tensão e corrente

Para estas grandezas são apresentadas as formas de onda de tensão e corrente instantâneas, suas decomposições harmônicas e o indicador de Distorção Harmônica Total de tensão e corrente.

DHT_v (Distorção Harmônica Total de Tensão) e DHT_i (Distorção Harmônica Total de Corrente) são definidas nas equações (30) e (31).

$$DHT_v = \frac{\sum_{h=2}^{h_{max}} V_h^2}{V_1} \cdot 100[\%] \quad (30)$$

$$DHT_i = \frac{\sum_{h=2}^{h_{max}} I_h^2}{I_1} \cdot 100[\%] \quad (31)$$

Sendo que:

h corresponde à ordem harmônica, múltipla da frequência fundamental (60 Hz);

V_1 corresponde o valor da amplitude da tensão na frequência fundamental;

V_h corresponde o valor da amplitude da tensão na frequência h ;

I_1 corresponde o valor da amplitude da corrente na frequência fundamental;

I_h corresponde o valor da amplitude da corrente na frequência h ;

Para se obter as componentes harmônicas e o sinal fundamental, utiliza-se a Transformada Rápida de Fourier (FFT – Fast Fourier Transform). A transformada tem o nome de Joseph Fourier, que evidenciou que qualquer onda periódica pode ser representada como a soma de diversas ondas senoidais [104, 105].

Para cada frequência, é possível obter os valores fundamentais e harmônicos de tensão e corrente e calcular as equações 30 e 31. Neste trabalho foram implementados os gráficos de visualização instantânea da tensão e corrente, de acordo com a Figura 24. A Figura 25 apresenta a decomposição harmônica da tensão e a Figura 26 a decomposição harmônica da corrente. Tais gráficos permitem ao consumidor observar a qualidade da tensão recebida, através da decomposição harmônica e pelo indicador de DHTv (Distorção Harmônica Total de tensão). As formas de ondas da Figura 25 apresentaram o valor $DHTv = 0\%$ e $DHTi = 54,12\%$.

FIGURA 24 – VALORES INSTANTÂNEOS DE TENSÃO E CORRENTE.

FIGURA 25 – DECOMPOSIÇÃO HARMÔNICA DA TENSÃO DA FIGURA 24.

FIGURA 26 – DECOMPOSIÇÃO HARMÔNICA DE CORRENTE DA FIGURA 24.

Normas nacionais e internacionais estabelecem limites de harmônicas de tensão e corrente. A norma IEEE 519 [72] estabelece que a distorção de tensão, por harmônica, não ultrapasse 5% e a distorção harmônica total de tensão seja menor que 8%, em níveis de tensão inferiores a 1 kV. O módulo 8 do PRODIST [70] estabelece que a distorção harmônica total de tensão seja menor que 10% em níveis de tensão inferiores a 1 kV e o valor máximo para cada harmônica é apresentada na Tabela I.

TABELA I – LIMITES DE HARMÔNICAS DE TENSÃO POR FASE [70].

Harmônicas ímpares não múltiplas de 3									
Ordem harmônica	5	7	11	13	17	19	23	25	>25
Limite (%)	7,5	6,5	4,5	4	2,5	2	2	2	1,5
Harmônicas ímpares múltiplas de 3									
Ordem harmônica	3		9		15		21		>21
Limite (%)	6,5		2		1		1		1
Harmônicas pares									
Ordem harmônica	2	4	6	8	10	12	>12		
Limite (%)	2,5	1,5	1	1	1	1	1		

Em relação aos níveis de harmônicas de corrente, tem-se os limites estabelecidos na norma IEEE 519 [72] e na norma IEC 61000-3-2 [73].

A IEEE 519 leva em consideração a razão entre a corrente máxima de curto circuito no PAC (I_{sc}) e a corrente demandada pela carga (componente de corrente fundamental, $h = 1$) no PAC (I_L), e assim são estabelecidos os limites de distorção harmônica total da corrente e de distorção de corrente por harmônica, conforme apresenta a Tabela II.

TABELA II – LIMITES DE DISTORÇÃO DE CORRENTE POR FASE, PARA SISTEMAS ENTRE 120 V A 69 kV [72].

Máxima distorção harmônica de corrente, em percentual da I_L						
Ordem harmônica individual (ímpares)						
I_{sc}/I_L	$3 \leq h < 11$	$11 \leq h < 17$	$17 \leq h < 23$	$23 \leq h < 35$	$35 \leq h \leq 50$	TDD ¹
< 20	4,0	2,0	1,5	0,6	0,3	5,0
20 < 50	7,0	3,5	2,5	1,0	0,5	8,0
50 < 100	10,0	4,5	4,0	1,5	0,7	12,0
100 < 1000	12,0	5,5	5,0	2,0	1,0	15,0
> 1000	15,0	7,0	6,0	2,5	1,4	20,0

A norma IEC 61000-3-2 [73] também define limites para as harmônicas de corrente injetadas na rede pública de alimentação maior que 220 V. Os limites de harmônicas, apresentadas na Tabela III, são estabelecidos de acordo com quatro tipos de classes de equipamentos:

- **Classe A:** Equipamentos trifásicos, equipamentos de áudio, regulares de iluminação de lâmpadas incandescentes (dimmer) e equipamentos que não pertencem às classes B, C ou D;
- **Classe B:** Ferramentas portáteis e equipamentos de soldagem a arco do tipo não profissional;
- **Classe C:** Equipamentos de iluminação;
- **Classe D:** Computadores pessoais e simulares e televisores, com potência nominal inferior a 600W.

TABELA III – LIMITES DE DISTORÇÃO DE CORRENTE POR FASE, PARA SISTEMAS (<16A POR FASE) [73].

Ordem harmônica [h]	Classe A Corrente Máxima [A]	Classe B Corrente Máxima [A]	Classe C [%] da fundamental	Classe D (<300W) [mA/W]	Classe D [A]
Harmônicas Ímpares					
3	2,30	3,45	$30^*(\lambda)$	3,4	2,3
5	1,14	1,71	10	1,9	1,14
7	0,77	1,155	7	1,0	0,77
9	0,40	0,60	5	0,5	0,40
11	0,33	0,495	3	0,35	0,33
13	0,21	0,315	3	0,296	0,21
$15 \leq h \leq 39$	$0,15 * \frac{15}{h}$	$0,225 * \frac{15}{h}$	3	$\frac{3,85}{h}$	$\frac{2,25}{h}$
Harmônicas Pares					
2	1,08	1,62	2		
4	0,43	0,645			
6	0,3	0,45			
$8 \leq h \leq 40$	$0,23 * \frac{8}{h}$	$0,35 * \frac{8}{h}$			

¹ Total Demand Distortion (TDD): É a razão entre a raiz quadrada da média do conteúdo harmônico pelo total de corrente, considerando componentes harmônicas até a 50ª ordem e corresponde ao valor de pico da corrente em um tempo de medição entre 20 a 30 minutos.

Para tensões menores que 220 V (V_x), a norma IEC 61000-3-2 recomenda a conversão dos limites apresentados na Tabela III utilizando o cálculo apresentado na equação (32).

$$I_{h(x)} = I_h \frac{220}{V_x} \quad (32)$$

Efeitos das harmônicas

As medições correspondentes às distorções de harmônicas na tensão e corrente auxiliam na análise da QEE e permitem com que a concessionária previna-se contra eventuais problemas no sistema elétrico, principalmente em redes de baixa tensão [61]. A circulação de componentes harmônicos de corrente passando pelo sistema causa queda de tensão em cada ordem harmônica. A soma das componentes harmônicas na queda de tensão acarreta no aumento da distorção harmônica de tensão e a amplitude depende da impedância do sistema elétrico.

A Figura 27 apresenta em detalhes o efeito das harmônicas de corrente com base nas impedâncias da carga (Z_{Ch}), do transformador (Z_{Th}) e da rede de fornecimento (Z_{Sh}). Assim, as equações (33), (34), (35) e (36) apresentam, através da queda de tensão baseada na Lei de Ohm, os efeitos das harmônicas na tensão (V_{Lh} , V_{Th} e V_{Sh}), em consequência da circulação de correntes harmônicas (I_h) [106].

FIGURA 27 – EFEITOS DAS HARMÔNICAS DE CORRENTE NA RELAÇÃO COM AS IMPEDÂNCIAS [106].

Pela queda de tensão, tem-se (33):

$$V_h = I_h \times Z_h \quad (33)$$

Na carga, a componente harmônica na tensão equivale a (34):

$$V_{Lh} = I_h \times (Z_{Ch} + Z_{Th} + Z_{Sh}) \quad (34)$$

No transformador, a componente harmônica na tensão equivale a (35):

$$V_{Th} = I_h \times (Z_{Th} + Z_{Sh}) \quad (35)$$

Na saída fonte de alimentação, a componente harmônica na tensão equivale a (36):

$$V_{Sh} = I_h \times Z_{Sh} \quad (36)$$

O efeito apresentado na Figura 27 traz consequências a elementos essenciais do sistema elétrico [106], como geradores, transformadores, motores de indução, cabos, disjuntores, fusíveis, capacitores de correção de fator de potência, dispositivos de telemetria, medidores convencionais, entre outros.

No perfil residencial, a distorção harmônica de corrente pode apresentar efeitos nos seguintes elementos:

- Cabos: os cabos em uma residência sofrem perdas (por efeito Joule) e as componentes harmônicas de corrente influenciam no aumento dessas perdas. As componentes harmônicas na corrente podem também acarretar em interferências no sinal de telefone, televisão e internet (interferência eletromagnética);

- Disjuntores: as componentes harmônicas de corrente aumentam o valor eficaz de corrente, podendo resultar no desarme dos disjuntores;

- Fusíveis: o estresse térmico nos filamentos dos fusíveis, proveniente das componentes harmônicas de corrente, podem acarretar no desarme antecipado.

Dessa forma, é importante quantificar as distorções harmônicas de tensão e corrente e o medidor proposto apresenta também estes indicadores.

O sistema também apresenta o gráfico do valor eficaz da tensão e corrente, em diversos períodos, permitindo o consumidor a observar a continuidade de tensão fornecida e da corrente utilizada. Além destas informações, o consumidor pode ainda obter mais indicadores de Qualidade de Energia Elétrica, voltados à continuidade do fornecimento, o quais serão apresentados na próxima seção.

3.3.4. Indicadores de qualidade de energia e continuidade

Indicadores de QEE permitem a avaliação da energia elétrica como um produto, desta forma é interessante a existência de um sistema detalhado de monitoramento e acompanhamento de qualidade de energia. Na conta de energia elétrica tradicional, existem alguns indicadores de continuidade do fornecimento da energia elétrica. Desta forma, visando manter a qualidade na prestação de serviço e qualidade de energia elétrica, a ANEEL, através do módulo 8 do PRODIST [70], exige com que as concessionárias apresentem um padrão de continuidade e de fornecimento, sendo este padrão apresentado por indicadores coletivos e individuais de continuidade, que são **DIC**, **FIC**, **DEC**, **FEC**, **DMIC** e **DICRI**. Também existem indicadores de QEE, que são **DRC**, **DRP**, **DTT**, entre

outros. A seguir são apresentados cada um dos indicadores implementados no medidor desenvolvido.

DIC (Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora)

Tal indicador apresenta a totalidade de tempo no qual houve interrupção de energia elétrica, em um determinado período. O valor é expresso em horas e centésimos de horas. A equação (32) apresenta o indicador DIC.

$$DIC = \sum_{i=0}^n t(i) \quad (32)$$

Sendo o $t(i)$ correspondente ao tempo de duração das interrupções, n corresponde ao número de interrupções e i é o índice de interrupções. A conta de energia elétrica apresenta informações DIC em período mensal, trimestral e anual.

FIC (Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora)

O FIC indica a quantidade de vezes em que houve interrupção de energia elétrica em um determinado período, o indicador é expresso em quantidade de interrupções (n), conforme em (33).

$$FIC = n \quad (33)$$

Este indicador também é apurado em período mensal, trimestral e anual.

DMIC (Duração Máxima de Interrupção Contínua por Unidade Consumidora)

O DMIC apresenta o tempo da interrupção mais longa de um período apurado, que pode ser mensal, trimestral e anual. O valor deste indicador, equação (34), é apresentado em horas e centésimos de horas.

$$DMIC = t(i)_{max} \quad (34)$$

DICRI (Duração da Interrupção Individual ocorrida em Dia Crítico por unidade consumidora)

O indicador DICRI apresenta o valor de máxima interrupção em uma unidade consumidora no caso da existência de um dia crítico. O valor é apresentado em horas e centésimos de horas e a sua equação é apresentada em (35).

$$DICRI = t_{critico} \quad (35)$$

O termo “dia crítico” ($t_{critico}$) é apresentado como o dia em que a quantidade de ocorrências de emergência, em um determinado conjunto de unidades consumidoras,

superar a média acrescida de três desvios padrões dos valores diários. A média e o desvio padrão a serem usados serão os relativos aos 24 (vinte e quatro) meses anteriores ao ano em curso, incluindo os dias críticos já identificados. O dia crítico é correspondente a um dia, no qual diversos fenômenos acontecem na região da subestação, como chuvas fortes, alagamentos, terremotos, entre outros.

DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora)

O DEC indica valor médio da duração de interrupção de energia elétrica por unidade consumidora, que pode ser em pequenas regiões (bairro), área abrangente da subestação, cidade, como também de toda a concessionária. Neste caso são apuradas informações de diversas unidades consumidoras nas regiões.

$$DEC = \frac{\sum_{i=1}^{Cc} DIC(i)}{Cc} \quad (36)$$

Sendo Cc correspondente ao número de unidades consumidoras apuradas na região escolhida ou da subestação local.

FEC (Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora)

O indicador FEC apresenta a média de interrupções ocorridas em um período, o valor médio vem da apuração de unidades consumidoras em uma determinada região. A equação (37) apresenta o indicador coletivo FEC.

$$FEC = \frac{\sum_{i=1}^{Cc} FIC(i)}{Cc} \quad (37)$$

Dos indicadores de continuidade acima apresentados, algumas considerações sobre a atual coleta podem ser feitas:

- Apuração dos dados: a apuração é realizada nas unidades consumidoras, mas não é claro como as unidades consumidoras enviam informações. A maioria do parque de medidores ainda apresenta a tecnologia AMR ou inferior, não tendo ainda o envio automático de informações, desta forma, nem todos os medidores são apurados.
- É direito do consumidor ter uma compensação financeira quando qualquer dos valores apurados excedam os limites indicados na conta elétrica, mas não há transparência na exatidão dos valores apurados.

- Regras sobre o dia crítico devem ser melhor esclarecidas, pois interrupções longas podem ser atribuídas a estes eventos quando, na realidade, não se trata de um dia crítico.

Desta forma, considerando a existência de dispositivos AMI, tais apurações deveriam ser realizadas e o consumidor deveria também observar os valores coletados calculados, podendo exigir ressarcimentos, caso os indicadores sejam ultrapassados.

DRP (Duração Relativa da Transgressão de Tensão Precária) e DRC (Duração Relativa da Transgressão de Tensão Crítica)

Os indicadores DRP e DRC correspondem à qualidade de tensão fornecida em regime permanente. Desta forma, estes indicadores apresentam quando a tensão chegou a limites críticos e precários. De acordo com o PRODIST, módulo 8, as faixas de tensão, em sistemas de baixa tensão monofásicas, são apresentadas na Tabela IV.

TABELA IV – NÍVEIS DE TENSÃO DE ATENDIMENTO E LIMITES (SEGUNDO PRODIST 8).

Níveis de tensão de atendimento	Tensão 220V	Tensão 127V
Adequada	202 ≤ Tensão ≤ 231	117 ≤ Tensão ≤ 133
Precária	191 ≤ Tensão < 202 ou 231 < Tensão ≤ 233	110 ≤ Tensão < 117 ou 133 < Tensão ≤ 135
Crítica	Tensão < 191 ou Tensão > 233	Tensão < 110 ou Tensão > 135

A partir das faixas de tensão da Tabela IV, obtém-se, no mínimo, 1008 amostras sequenciais e periódicas de valores de tensão eficaz e pode-se calcular os indicadores de nível de tensão DRP e DRC. Neste caso, as 1008 amostras sugestivas correspondem à coleta de valores de tensão a cada dez minutos, em um mês (que corresponde a 168 horas). O DRP leva em consideração a quantidade de vezes que o nível de tensão foi precário durante o total de amostras. O DRC leva em consideração a quantidade de vezes que o nível de tensão foi crítico durante o total de amostras. Estes índices são calculados conforme apresentam as equações (38) e (39).

$$DRP = \frac{nlp}{n_{amostras}} \cdot 100[\%] \quad (38)$$

$$DRC = \frac{nlc}{n_{amostras}} \cdot 100[\%] \quad (39)$$

nas quais a variável $n_{amostras}$ corresponde às 1008 coletas sequenciais, no mínimo. As variáveis nlp e nlc correspondem à quantidade de eventos do nível de tensão precária e crítica, respectivamente. Desta forma, estes indicadores apresentam a porcentagem

correspondente aos níveis precários e críticos da tensão, considerando todas as amostras coletadas.

DTT (Distorção harmônica Total da Tensão)

O indicador DTT leva em consideração a razão entre a medição das componentes harmônicas de tensão pelo valor da fundamental. O DTT segue o mesmo cálculo do DHTv, apresentado na equação (30).

Com os indicadores apresentados, é necessária uma interface ao consumidor para que este possa obter informações úteis, de forma direta e de fácil acesso. A seção a seguir apresenta o conceito da interface ao usuário.

3.4. Interface para o consumidor

Atualmente, os medidores inteligentes fornecem a comunicação bilateral e enviam majoritariamente informações de consumo da energia elétrica, sem a presença de uma interface detalhada ao consumidor. A presença de um sistema que permita ao usuário visualizar informações além do consumo mensal, poderia auxiliar o consumidor a ter mais consciência de como está utilizando a energia elétrica.

Desta forma, alguns medidores comerciais (Bidgely, Plotwatt, Wattseeker) apresentam uma interface que auxilia o consumidor a saber o quanto consumiu em intervalos menores do que um mês, bem como indicam formas de economia da energia elétrica. Outros medidores apresentam a identificação de equipamentos (Plotwatt, Wattseeker). Com a identificação de equipamentos, o consumidor pode ter a consciência de quanto cada equipamento é responsável pelo valor da conta elétrica, bem como saber em quais horários foram ligados e o tempo de uso de cada um. Todas as informações de equipamentos são correlacionadas a estratégias de economia e o sistema pode, portanto, apresentar relatórios para a economia de energia.

Com o foco na consciência do consumo, de estratégias para economia de energia e na apresentação de indicadores de QEE, este trabalho apresenta um sistema para um medidor inteligente, no qual as informações estão centradas no medidor. Porém, o sistema permite a visualização por qualquer dispositivo que esteja conectado à mesma rede sem fio, utilizando o conceito de internet das coisas, à medida que um medidor pode ser acessado dentro da rede, para monitoria e supervisão.

Além do sistema de monitoramento e supervisão, busca-se desenvolver uma interface simples e intuitiva ao consumidor, visando a validação do sistema em relação à sua usabilidade.

Desta forma, procurou-se desenvolver uma interface que funcione em diversos sistemas operacionais e em dispositivos móveis. A seguir serão apresentadas as principais funcionalidades do sistema.

3.5. Relatórios de consumo

Após o armazenamento dos dados em banco de dados, o sistema pode apresentar os gráficos de consumo que são separados em diferentes períodos, como no dia, nas últimas 24 horas, na semana, no mês, nos últimos 30 dias, no ano e em doze meses. Para exemplificar, a Figura 28 apresenta o consumo em quilowatt hora por hora (kWh/h), a porcentagem correspondente ao consumo de cada carga e os gastos com a energia elétrica, em reais (R\$) em um período das últimas 24 horas.

FIGURA 28 – RELATÓRIOS DE CONSUMO TOTAL NAS ÚLTIMAS 24 HORAS, EQUIVALENTE A 8,02kWh, POR CARGAS E GASTOS COM ENERGIA ELÉTRICA. (A) CONSUMO EM kWh NAS ÚLTIMAS 24 HORAS, (B) CONSUMO POR CARGAS NAS ÚLTIMAS 24 HORAS, (C) VALOR GASTO NAS ÚLTIMAS 24 HORAS (R\$).

Pela Figura 28 (b), observa-se que o chuveiro elétrico é responsável por 25% do consumo de energia diário e o tempo de uso diário foi de 35 minutos. Outro consumo considerável vem do ar condicionado, que nas simulações foi definido com tempo de uso de 8 horas por dia, sendo responsável por 24% do consumo diário. Por consequência, o uso destas cargas deve ser controlado, caso haja o interesse de economizar a energia elétrica. Outro equipamento que consumiu uma quantia considerável foi o refrigerador, responsável por 13% do consumo de energia, porém, neste caso, não se pode reduzir o tempo de uso, mas sim usar estratégias para a verificação da eficiência energética, diminuir a potência caso seja possível ou verificar as condições de ambiente. O sistema também apresenta o consumo de energia elétrica (kWh) utilizado no tempo selecionado. Nas últimas 24 horas, somando os valores da Figura 28 (b), o consumo foi de 8,02 kWh e o valor gasto com energia foi de R\$ 1,52, seguindo os valores hipotéticos da tarifa branca, apresentada na Tabela V.

A Figura 29 apresenta o consumo em quilowatt-hora por dia, a porcentagem correspondente ao consumo de cada carga e os gastos em reais com a energia elétrica, em um período correspondente ao mês corrente, começando no dia primeiro.

FIGURA 29 – RELATÓRIOS DE CONSUMO TOTAL DURANTE O MÊS ATUAL, EQUIVALENTE A 138,14 kWh, POR CARGAS E GASTOS COM ENERGIA ELÉTRICA. (A) CONSUMO EM kWh DURANTE O MÊS, (B) CONSUMO POR CARGAS DURANTE O MÊS, (C) VALOR GASTO DURANTE O MÊS (R\$).

TABELA V - TARIFAÇÃO HORO-SAZONAL UTILIZADA NAS SIMULAÇÕES E RESULTADOS.

Horário	Preço (por kWh)
00:00 – 08:00	R\$ 0,25
08:00 – 15:00	R\$ 0,35
15:00 – 18:00	R\$ 0,40
18:00 – 22:00	R\$ 0,50
22:00 – 00:00	R\$ 0,35

Considerando os gráficos (c) da Figura 28 e da Figura 29, é possível observar que dependendo do horário no dia é possível pagar mais (na existência da tarifa branca, no caso das simulações foram utilizados os valores que se apresentam na Tabela V) e desta forma, se o consumidor procura economia na conta, seria interessante evitar o uso de cargas nestes horários. Somando o consumo do item (b) da Figura 29, o total parcial do consumo de energia elétrica é de 138,14kWh e o total gasto, pelo relatório, é de R\$38,70, seguindo a tarifa branca da Tabela V. Tais informações podem ser interessantes para o consumidor definir sua estratégia de gerenciamento do consumo. Estas características não existem nos medidores inteligentes atuais e poderiam ser de grande utilidade, seguindo o proposto dos relatórios [58] e [59].

Outro relatório apresentado pelo sistema envolve parcelas de potência da CPT, para a análise do comportamento das parcelas de potência no tempo. A Figura 30 apresenta um exemplo do gráfico, no qual se observam as parcelas de potência aparente, ativa, reativa e residual. Este caso corresponde ao funcionamento de uma geladeira entre 15:00 até as 00:00.

FIGURA 30 – RELATÓRIO DAS PARCELAS DE POTÊNCIA DA CPT DE UMA GELADEIRA EM UM PERÍODO DETERMINADO. NESTE CASO, OBSERVAM-SE EVENTOS DO EQUIPAMENTO LIGADO MAIS PRÓXIMOS NO PERÍODO NOTURNO, EM FUNÇÃO DO USO FREQUENTE DA GELADEIRA ENTRE 21:00 E 23:00.

Assim sendo, o consumidor consegue monitorar o seu consumo, segregado ou não, observando diversos períodos. Outra funcionalidade proposta envolve o sistema de sugestões de economia, apresentados na próxima subseção.

3.6. Sistema para sugestão de estratégias, visando a redução do consumo

Neste ponto, é importante ressaltar que o sistema proposto neste trabalho não possui conexão aos equipamentos residenciais, dando liberdade ao consumidor de seguir ou não as sugestões e recomendações de economia de energia.

Alguns aspectos básicos foram considerados para apresentar sugestões ao consumidor. O primeiro deles é a possibilidade do usuário modificar os horários de uso de equipamentos, considerando a possível tarifação horo-sazonal. Existem alguns equipamentos, como o freezer e geladeira, que não se pode modificar o tempo de operação, porque apresentam diversos ciclos diários com o intuito de manter em um limite aceitável a temperatura interna. Existem também algumas cargas que são utilizadas em horários específicos, como o forno micro-ondas e liquidificador sendo utilizados no horário de almoço e jantar, que pode acarretar no funcionamento do equipamento dentro da faixa horária de custo maior da energia elétrica, caso haja a escolha pela tarifação horo-sazonal.

Existem equipamentos que permitem a flexibilização no tempo de uso e no horário que o equipamento é utilizado. Na existência da tarifa branca, pode-se mudar o horário de uso destes equipamentos, bem como reduzir o tempo de uso. Por conseguinte, foi criado o sistema de sugestões, que tem o foco na redução do consumo de forma não intrusiva e propõe ao consumidor a mudança de horário de uso e a redução de tempo de funcionamento.

Tendo em vista todas as opções de operação e uso de equipamentos residenciais, foi criado um algoritmo que analisa os seguintes eventos:

- **Tempo de funcionamento, evento 1:** Tal parâmetro permite que se possa preparar estratégias de redução do tempo de uso. Equipamentos com alto tempo diário de uso tendem a ser mais flexíveis na redução de uso. Este evento é calculado em horas;
- **Flexibilidade à mudança de horário, evento 2:** Equipamentos com alta flexibilidade de uso, ou seja, que podem ser ligados em horários no qual o custo por quilowatt hora é menor. Neste caso, os equipamentos podem ser ligados em outros horários, sem que exista incômodo ao consumidor. Este evento é binário, ou seja, é zero quando o equipamento não possui flexibilidade de horário e um caso possua;

- **Equipamento com possibilidade de uso no horário mais caro, evento 3:** Este parâmetro indica a possibilidade do equipamento ser ligado dentro do horário de pico. Assim, equipamentos que possuem operação durante o dia todo são ignorados, tais como as geladeiras. Este parâmetro é binário, sendo zero quando não existe possibilidade do uso somente no horário mais caro e um quando existe;
- **Potência ativa, evento 4:** neste caso, equipamentos com valores mais altos de potência ativa são candidatos à mudança de horário de uso, caso esteja sendo utilizado normalmente no horário de pico. Este parâmetro é calculado em quilowatts, tendo o limiar de 1 quilowatt considerado como alta potência, no aspecto residencial;

Desta forma, existem combinações para estratégias de economia, que são apresentadas no pseudocódigo da Figura 31.

Algoritmo 4 - sugestoes(Equipamento)

Require: *BancoDados, Equipamento*

1. **if** *evento2* = 0 **then**
2. *estrategia* ← 1
3. **else if** (*evento2* = 1) **and** (*evento3* = 0) **then**
4. *estrategia* ← 2
5. **else if** (*evento2* = 1) **and** (*evento3* = 1) **then**
6. **if** *evento4* > 1kW **then**
7. *estrategia* ← 3
8. **else if** *evento1* > 2h **then**
9. *estrategia* ← 4
10. **else**
11. *estrategia* ← 3
12. **end if**
13. **end if**

FIGURA 31 – PSEUDOCÓDIGO DO SISTEMA DE SUGESTÕES.

As estratégias, apresentadas na Figura 31, são:

- **Estratégia 1:** Equipamento sem possibilidade de mudança de horário. Desta forma não existe forma de sugerir economia de energia. Os equipamentos que entram nesta estratégia são aqueles que funcionam durante o dia todo, como a geladeira e freezer, e também aqueles que não possuem flexibilidade, como lâmpadas, ventiladores e outros;
- **Estratégia 2:** Equipamento com possibilidade de mudança de horário, mas que não foi utilizado no horário de pico. Neste caso, propõe-se o uso em horários com o menor preço, que segundo parâmetros da tarifa branca apresentada na Tabela V, corresponde entre 00:00 e 08:00, seguidamente entre 22:00 e 00:00 e entre 08:00 às 15:00. Também se propõe a redução do tempo de uso.

- **Estratégia 3:** Equipamento com possibilidade de mudança de horário, utilizado no horário de pico, que possui uso curto. Neste caso, recomenda-se a redução de uso e também a mudança de horário. Chuveiro elétrico, forno elétrico e outros equipamentos com potência maior que 1 kW são os candidatos a esta estratégia. Outros equipamentos que são utilizados por pouco tempo, também são candidatos.
- **Estratégia 4:** Equipamentos com longo tempo de uso e que não possuem potência maior que 1 kW. Neste caso, recomenda-se a redução do uso e que se evite o horário de pico.

Através destas estratégias, foi criada uma base inicial para os equipamentos. De acordo com o comportamento do usuário, a tabela no banco de dados vai se adaptando. A seguir serão apresentados alguns exemplos que o medidor inteligente indicaria ao consumidor:

- **Chuveiro elétrico** que no caso das simulações possui potência nominal de 4,5 kW e que está sendo utilizado duas vezes por dia (por 20 minutos as 07:15 e por 15 minutos as 19:40), totalizando 35 minutos diariamente. Tal equipamento possui flexibilidade à mudança de uso e também possui uso no horário de pico (Evento1 = 0,583; Evento2 = 1; Evento3 = 1; Evento4 = 4,5). Dentro das condições, a estratégia a ser utilizada é a 3 (que considera a redução do uso e de evitar o horário de pico). Desta forma, o sistema sugere que, considerando o tempo total diário de consumo do chuveiro, se o consumidor reduzisse em 5 minutos o tempo de banho haveria uma redução de consumo mensal em 11,25kWh. O sistema pode também indicar o tempo de 10 minutos em cada banho que assim haveria uma economia de 33,75kWh. Mudando o horário de uso, se pode também obter economia, pois no horário comum de uso, as 19:40, o preço da energia elétrica é alto e se o consumidor passasse a tomar banho as 22:00, haveria uma economia de R\$5,06 no mês. De forma ideal, caso o usuário tome banho por dez minutos e siga as sugestões de mudança de horário de banho, o montante pago pelo uso do chuveiro cairia de R\$28,12 para R\$13,50 mensais, tendo-se assim uma economia de quase R\$15,00;
- **Ar condicionado** que na simulação possui potência nominal de 750 watts, é utilizado diariamente por 8 horas e seu uso se inicia as 22 horas. O equipamento não viola o pico do preço e tem um tempo longo de uso (Evento1 = 8; Evento2 =

- 1; Evento3 = 0; Evento4 = 0,75). A estratégia sugerida é a 2. Desta forma, propõe-se a redução do tempo de uso. Se o tempo de uso for reduzido em uma hora, a energia economizada mensalmente será de 7.5kWh. Outro ponto para se tentar a economia é evitar o uso em alguns dias, tendo-se assim uma economia de 2kWh nos dias que não for ligado. Se o consumidor também utilizar diariamente das 00:00 as 06:00, a economia será de 15kWh por mês, equivalente a economizar R\$5,25;
- **O notebook**, de potência média de 40 Watts, é utilizado seis horas por dia, das 18:00 as 00:00 (Evento1 = 6; Evento2 = 1; Evento3 = 1; Evento4 = 0,04). A estratégia é a de número 4, que corresponde com a proposta da redução de uso e de evitar usar o horário de pico. Reduzindo em uma hora no horário de pico, o consumidor obterá uma economia de R\$0,60;
 - **Outras cargas** seguiriam as mesmas propostas de redução do uso e da mudança de hora de uso para buscar a economia tanto de consumo quanto da conta elétrica, todas seguem o algoritmo da Figura 31 e dependendo da estratégia, sugere-se a redução do uso ou que evite o uso no horário de pico.

Concomitante às estratégias de economia, o sistema de sugestões envolve outros aspectos que vão além do horário e tempo de uso, que são:

- **Chuveiro elétrico:** o sistema pode avisar a respeito dos longos tempos de banho e também avisar sobre as vantagens de modificar a posição inverno/verão do chuveiro, de deixar os orifícios de saída de água sempre desobstruídos e que não é recomendável realizar a manutenção do chuveiro sem o prévio conhecimento técnico;
- **Refrigerador:** sempre observar se a borracha magnetizada da porta está com bom contato, se a lâmpada interna está desligando quando se fecha a porta da geladeira, não deixar a geladeira em áreas de incidência solar. A abertura da porta a todo instante também faz com que se perca a temperatura interna, fazendo com que a geladeira ligue o resfriamento e consuma mais energia;
- **Ar condicionado:** deixar o ambiente fechado no qual está se utilizando o ar condicionado. Evitar colocar a unidade condicionadora em área de sol, para evitar que os sensores de temperatura sofram interferências e, também, evitar que o tempo de vida útil do ar condicionado diminua. Limpar sempre o filtro e não

- deixar o ar condicionado ligado sem necessidade também são boas estratégias de economia;
- **Televisão:** os novos modelos são mais econômicos, portanto é interessante reconsiderar a troca de televisores antigos. Outro ponto é evitar deixar a televisão no modo stand-by, pois este modo utiliza baixa potência, mas de forma ininterrupta;
 - **Lâmpada incandescente:** Em virtude da obsolescência desse tipo de lâmpada e pela baixa eficiência elétrica, o sistema recomenda ao consumidor que troque a lâmpada incandescente por uma compacta fluorescente ou LED. Desta forma, economiza-se energia e obtém-se maior eficiência energética;
 - **Ventilador:** Recomenda-se ao consumidor utilizar o ventilador somente se existir a real necessidade, ou seja, se o tempo está quente o suficiente para que esse equipamento seja ligado;
 - **Bebedouro:** A estratégia de evitar locais com incidência direta solar é indicada, bem como beber água gelada somente se existir a necessidade;
 - **Máquina de lavar roupas:** Propõe-se o uso quando houver uma quantidade maior de roupas, fazendo um uso otimizado do equipamento. O mesmo é válido para o **ferro de passar roupas** e a **máquina secadora**;
 - **Outros equipamentos:** propõe-se o uso racional, também podem ser estudadas outras estratégias de sugestões com o foco na economia de energia elétrica.

Desta forma, caso o sistema detecte o uso de um determinado equipamento, é feita uma consulta, no banco de dados, na tabela de dicas e o sistema retorna ao consumidor as informações, dando assim possibilidade de compreensão e busca de formas de se obter economia da energia elétrica.

3.7. Previsão de consumo

O consumidor pode assim verificar o quanto irá gastar com a energia elétrica no mês, através de um algoritmo baseado no histórico do comportamento do usuário em relação ao consumo e, apresenta qual será o valor total que o usuário provavelmente pagará, bem como o consumo previsto. O reconhecimento temporal de padrões requer o processamento prévio de padrões que evoluem no tempo, com a resposta em um instante

particular de tempo, dependendo não apenas de valores presentes, mas também de seus valores passados. Nessa classe de problemas estão os sistemas variantes no tempo cujo comportamento é modelado em função do tempo. Esses sistemas são dinâmicos e, geralmente, não-lineares, podendo ser descritos por uma série temporal. A estimação/predição de valores futuros de uma série temporal pode ser calculada em função de valores passados, conforme apresenta (40).

$$x(n) = f[x(n-1), x(n-2), x(n-3), \dots, x(n-p)] \quad (40)$$

Na qual p corresponde à ordem do estimador e cada x corresponde a um período determinado. Desta forma, a rede neural pode ajudar na previsão de eventos através da TDNN - Time Delay Neural Network (Rede neural com atraso de tempo). A Figura 32 apresenta o funcionamento da TDNN utilizando uma rede perceptron multicamadas, tipo utilizado no projeto.

FIGURA 32 – REDE NEURAL MULTICAMADAS COM ATRASO DE TEMPO (TDNN).

A função de saída corresponde à equação (41).

$$y(n) = \sum_{j=1}^{m_1} w_j g \left(\sum_{l=0}^p w_j(l) x(n-l) + b_j \right) + b_0 \quad (41)$$

Na qual, cada neurônio na TDNN corresponde à Figura 33.

FIGURA 33 – ESTRUTURA DE CADA NEURÔNIO NA REDE TDNN.

E cada neurônio corresponde a (42).

$$y_n(n) = g \left(\sum_{l=0}^p w_j(l)x(n-l) + b_j \right) \quad (42)$$

A TDNN foi implementada e a Figura 34 apresenta um gráfico que o sistema gerou para a previsão de consumo e de gastos com energia elétrica. A partir do dia 18, região tracejada da Figura 34, o algoritmo realizou a previsão do consumo.

Consumo total previsto para o mês de março = **233,88 kWh**
 Valor previsto, a ser pago com energia elétrica no mês = **R\$ 129,28**

FIGURA 34 – GRÁFICO DE PREVISÃO DO CONSUMO E DE GASTOS COM ENERGIA ELÉTRICA.

3.8. Considerações sobre a proposta

A concepção apresentada neste capítulo, correspondente ao conceito de um medidor cognitivo inteligente, busca oferecer uma expansão considerável ao atual conceito de medidor inteligente. Para tal expansão, é necessária a existência de um sistema de supervisão e gerenciamento do medidor de energia. O sistema, através da interface gráfica, apresenta ao consumidor relatórios de consumo (total e por equipamentos) e de custos com energia elétrica. Também são apresentados indicadores de qualidade de energia elétrica e são apontadas sugestões para economia de energia. A metodologia apontada no capítulo 3 tem como cerne apresentar vantagens ao consumidor, garantindo maior utilidade ao medidor instalado nas residências.

Alternativamente, o medidor de energia pode ser utilizado como um equipamento secundário. Neste caso, o consumidor pode manter o medidor de energia instalado na residência e instalar o medidor inteligente no PAC. O medidor, nesta situação, não realizaria a comunicação com a concessionária e seria responsável pela aquisição de tensão e corrente, fornecendo as análises apresentadas neste capítulo.

Adicionalmente, o medidor inteligente proposto neste trabalho possui fluxo bidirecional de energia elétrica, podendo assim gerenciar o uso de um sistema de microgeração fotovoltaica com bateria, caso seja instalado na residência. No Capítulo 4 será apresentado um conceito para que o medidor inteligente faça a gestão de demanda de energia elétrica, prevendo eventos de consumo/geração e eventos naturais, para assim propor uma estratégia otimizada de geração, armazenamento e consumo da energia elétrica. O objetivo da metodologia que será apresentado no Capítulo 4 visa a minimização do custo com a energia elétrica.

Capítulo 4

“Neste capítulo é apresentado um sistema de gerenciamento de energia de um sistema de microgeração de energia fotovoltaica, com bateria, para a implementação em medidores inteligentes, procurando otimizar a gestão de energia, utilizando técnicas de inteligência artificial para a previsão do comportamento de consumo, da geração e de previsão de tempo.”

4. Gerenciamento de um sistema de microgeração fotovoltaica com bateria

4.1. Apresentação

A criação de um sistema de microgeração de energia (SME) não é o objetivo deste trabalho. O medidor inteligente proposto deve se adaptar à necessidade de gerenciamento do consumo e geração que podem ir além do fluxo bidirecional de energia, característica também apresentadas em um AMI. Para realizar o estudo e apresentar uma possível metodologia de gerenciamento, será utilizado um sistema de microgeração solar fotovoltaica com bateria como apresentado em [107, 108]. Tal SME possui módulos fotovoltaicos, banco de baterias, cargas residenciais (ou equipamentos), conexão com a rede elétrica e três conversores eletrônicos, sendo eles: um conversor elevador para aumentar a tensão dos módulos PV, o conversor bidirecional para aumentar ou abaixar a tensão para carregar ou descarregar o banco de baterias e um inversor CC/CA para conexão do sistema com a rede em um ponto de acoplamento comum. A Figura 35 apresenta o sistema que será utilizado como base e maiores detalhamentos serão apresentados na seção 5.4.

A seta, que sai do medidor inteligente e vai até a malha de controle, corresponde principalmente ao envio de parâmetros de potência à malha de controle, permitindo que o medidor auxilie na gestão de energia elétrica, no decorrer do dia.

A respeito do SME, é necessário conhecer alguns parâmetros, como a máxima potência de geração do painel fotovoltaico e os dados da bateria, como a máxima energia armazenada e a capacidade máxima de corrente da bateria. Ao configurar estes parâmetros, é possível ter estimativas de energia para a estratégia otimizada do SME.

FIGURA 35 – DIAGRAMA DO PROJETO DO SISTEMA DE MICROGERAÇÃO FOTOVOLTAICA.

Com base no cenário apresentado na Figura 35 e com o conceito do medidor inteligente cognitivo, tem-se como objetivo realizar o gerenciamento de um SME com bateria, procurando otimizar o controle de parâmetros de potência, utilizando sistema de previsão de tempo e do comportamento do consumidor onde está instalado o medidor inteligente.

4.2. Metodologia de gestão de energia proveniente de um sistema de microgeração de energia com painel fotovoltaico e bateria

O medidor inteligente neste caso seria responsável por decidir as estratégias de gestão de energia para a malha de controle. As possibilidades de gestão de potência que serão enviados à malha de controle são apresentadas na Tabela VI.

TABELA VI - POSSIBILIDADE DOS PARÂMETROS DA MALHA DE CONTROLE.

Valor de potência na malha de controle	Possibilidades	Objetivo	Caso
Positivo	Energia vinda do PV	Alimentar o eletrodoméstico ou enviar para a bateria	A1
		Enviar para a rede elétrica	A2
	Energia vinda da bateria	Alimentar o eletrodoméstico	A3
		Enviar para a rede elétrica	A4
	Energia vinda do PV e bateria	Alimentar o eletrodoméstico	A5
		Enviar para a rede elétrica	A6
Zero	Operação sem o SME		B1
Negativo	Energia da rede para a bateria		C1

A gestão do sistema de microgeração com bateria, realizada pelo medidor inteligente, pode ajudar na definição de prioridades de geração e consumo, como também em obter estratégias de economia de energia elétrica e são apresentadas a seguir.

4.2.1. Casos A1 e A2

O painel fotovoltaico (PV) pode gerar energia elétrica somente quando existir um determinado valor de irradiação solar. Neste caso, a energia vinda do PV pode ser consumida pela carga ou armazenada na bateria (Caso A1) ou ainda ser enviada para a rede (Caso A2).

No caso A1, o medidor será responsável por mandar o valor do parâmetro positivo de controle de potência igual ou menor ao máximo da geração vinda do PV. Desta forma não é necessário o valor do parâmetro ser igual ao consumo total do(s) equipamento(s), considerando que este(s) possa(m) estar consumindo mais potência do que o PV pode fornecer, sendo esta diferença de potência, suprida pela energia proveniente da rede elétrica. Neste caso, se for interessante, o banco de baterias pode ser carregado e a malha de controle é responsável por esta recarga.

No caso A2 é possível enviar a energia para a rede elétrica, especialmente quando a bateria está carregada e a energia gerada pelo PV é maior do que o consumo das cargas. Desta forma é possível vender a energia para a concessionária elétrica.

Em ambos os casos, o medidor inteligente deve observar a potência gerada pelo PV (na Figura 35, P_{pv}), como também a porcentagem de carga do banco de baterias e se existem cargas ligadas e estabelecer assim o parâmetro de controle. É possível também prever o comportamento do usuário. Na parte de resultados são apresentados os algoritmos para todas as possibilidades de controle.

4.2.2. Casos A3 e A4

O banco de baterias pode armazenar ou fornecer energia, porém o fator de vida útil da bateria deve ser observado. Desta forma, o medidor inteligente é responsável por realizar o controle de carga e descarga da bateria, maximizando seu tempo de vida.

No caso A3 existe a consideração para maximizar o tempo de vida da bateria (de acordo com ciclos de cargas e descargas) e seria dada a prioridade do uso da energia vinda da bateria para as cargas de baixo consumo. Este caso também pode ser aplicado quando o preço da energia da rede está alto e é interessante utilizar a energia da bateria.

No caso A4 a bateria pode enviar a energia armazenada para a rede elétrica e pode ser uma interessante estratégia para a redução de gastos com energia elétrica, sobretudo com a existência de tarifação horo-sazonal.

Em ambos os casos, o medidor inteligente observará o percentual de carga da bateria, o valor da potência vinda do painel fotovoltaico e a tabela de preços da energia elétrica.

4.2.3. Casos A5 e A6

O sistema pode utilizar a energia vinda da bateria e do PV ao mesmo tempo, desta forma é necessário enviar o parâmetro de potência com valor maior do que está sendo gerado pelo PV. Esta hipótese deve ser considerada somente quando vale a pena utilizar a energia vinda do banco de baterias.

No caso A5 é referenciado o valor total ou parcial da potência necessária para alimentar as cargas que estão sendo utilizadas no momento e, caso seja necessário, a rede elétrica enviará a diferença.

No caso A6 é possível enviar energia à rede, sendo neste caso a potência vinda da bateria e da microgeração fotovoltaica deve ser maior do que a potência total das cargas ligadas.

4.2.4. Caso B1

Neste caso, com o parâmetro igual a zero, é como se o SME não existisse, assim somente a rede elétrica fornece energia à residência. Esta pode ser a melhor opção caso o preço da energia da rede seja baixa, quando o PV não está gerando energia ou quando não é interessante que exista o descarregamento da energia do banco de baterias.

4.2.5. Caso C1

Neste caso, existe a proposta de realizar o carregamento da bateria utilizando a energia vinda da rede elétrica, esta estratégia é interessante quando o preço da energia elétrica é baixo ou para fins de armazenamento de energia, como procurar dar autonomia à residência em casos no qual não exista energia vinda da rede elétrica e esteja indisponível a geração vinda do PV.

4.2.6. Algoritmo proposto

A Figura 36 apresenta o algoritmo de gestão do SME através do medidor inteligente, contemplando todos os casos apresentados na subseção 4.2.

O algoritmo de gerenciamento do sistema de microgeração fotovoltaica com bateria é executado dentro do programa principal de aquisição e processamento do medidor inteligente, em um ciclo ininterrupto (*loop infinito*). O programa principal realiza a aquisição de sinais de tensão e corrente (provenientes dos canais AD e da conversão do sinal para as grandezas medidas) e os valores são enviados para o algoritmo de reconhecimento de equipamentos (função *NILM_{reconhecimento}*), através da técnica apresentada na seção 2.5. Após a execução do algoritmo de reconhecimento, os valores de potência ativa atual de consumo (*DeltaP*), provenientes dos cálculos da função de reconhecimento, são utilizados e em sequência aplica-se a técnica apresentada no Capítulo 4.

O sistema verifica inicialmente, pelo relógio do sistema, se houve mudança de dia. Se houve mudança de dia, a função *PreparacaoDia* (seção 4.3) é executada. O objetivo dessa função é obter as previsões de radiação solar, obter previsões de consumo de energia elétrica na residência e verificar o percentual de carga da bateria. Após a atualização destas variáveis, cria-se a lista de estratégias de gestão dos parâmetros de potências na malha de controle do SME. Se não houve mudança de dia, o algoritmo continua com a execução. As funções correspondentes às previsões de radiação solar e do perfil de consumo serão apresentadas com mais detalhes na seção 4.3.

Após a verificação da mudança de dia, o algoritmo recebe a cada hora o preço da energia elétrica da concessionária (função *InformacaoPrecoConcessionaria*) e verifica a alternativa de vender a energia proveniente da bateria, de acordo com o preço da energia elétrica no momento (com a tarifação horo-sazonal).

Após as funções de preparação e atualização de valores, o sistema coleta o valor de potência proveniente do painel fotovoltaico (*Potencia_{pv}*), o percentual de carga da bateria (*PercentualBateria*) e o *DeltaP*. Com a coleta dessas variáveis, o algoritmo realiza a tomada de decisões para o envio dos parâmetros de potência do SME. Através das possibilidades (casos) apresentadas na Tabela VI, tem-se a estratégia de gestão do sistema de geração, armazenamento e consumo de energia elétrica.

Algoritmo 4 - Gestão dos parâmetros de potência do SGD

Require: {algoritmo de reconhecimento de padrões e preparação do dia (seção 4.3)}

1. $\Delta P = 0$, $P_{equipamento} = 0$, $P_{ref} = 0$, $Potencia_{pv} \leftarrow P_{pv}$
2. **loop**
3. $NILM_{Reconhecimento}(Tensao_{sensor}, Corrente_{sensor})$
4. $\Delta P \leftarrow PotenciaTotalEquipamentosLigados$
5. **if** $MudouDia = True$ **then**
6. $RadiacaoSolarHoraria, PotenciaHoraria, PercentualBateria \leftarrow PreparacaoDia()$
7. $Get(ConfiguracoesUsuarioSGD)$
8. { Aqui o sistema realiza os planos diários, como verificar se tem condições }
9. { de utilizar o PV ou bateria, enviar ou consumir a energia e etc. }
10. $CriacaoEstrategias(RadiacaoSolarHoraria, PotenciaHoraria, PercentualBateria)$
11. **if** $PercentualBateria < MAX$ **then**
12. $Adicionar(Tarefa, CarregarBateria)$
13. **end if**
14. **end if**
15. **if** $MudouHorarioPreco = True$ **then**
16. $PrecoEnergia \leftarrow InformacaoPrecoConcessionaria()$
17. $VenderEnergiaBateria = EMelhor(PrecoEnergia)$
18. **end if**
19. **if** $Potencia_{pv} > 0$ **then**
20. **if** $PercentualBateria < MAX$ **then**
21. **if** $Potencia_{pv} - Potencia_{bateria} \leq 0$ **then**
22. {Caso B1} $P_{ref} = 0$
23. **else if** $VenderEnergiaBateria = False$ **then**
24. $P_{ref} = Potencia_{pv} - Potencia_{cargabateria}$
25. **if** $\Delta P \leq P_{ref}$ **then**
26. {Caso A2}
27. **else**
28. {Caso A1}
29. **end if**
30. **else**
31. $P_{ref} = Potencia_{pv} + Potencia_{bateria}$
32. **if** $\Delta P \leq P_{ref}$ **then**
33. {Caso A5}
34. **else**
35. {Caso A6}
36. **end if**
37. **end if**
38. **else**
39. {Bateria completamente carregada }
40. **if** $VenderEnergiaBateria = False$ **then**
41. $P_{ref} = Potencia_{pv}$
42. **if** $\Delta P \leq P_{ref}$ **then**
43. {Caso A2}
44. **else**
45. {Caso A1}
46. **end if**
47. **else**
48. $P_{ref} = Potencia_{pv} + Potencia_{bateria}$
49. **if** $\Delta P \leq P_{ref}$ **then**
50. {Caso A5}
51. **else**
52. {Caso A6}
53. **end if**
54. **end if**
55. **end if**
56. **else**
57. **if** $UtilizarEnergiaBateria = False$ **then**
58. **if** $CargaBateria = True$ and $EMelhor(PrecoEnergia)$ **then**
59. {Caso C1}
60. $P_{ref} = - Potencia_{cargabateria}$
61. **else**
62. {Caso B1}
63. $P_{ref} = 0$
64. **end if**
65. **else**
66. $P_{ref} = Potencia_{bateria}$
67. **if** $\Delta P \leq P_{ref}$ **then**
68. {Caso A4}
69. **else**
70. {Caso A3}
71. **end if**
72. **end if**
73. {caa}
74. **end if**
75. **end loop**

FIGURA 36 – ALGORITMO DE ESTRATÉGIA DOS PARÂMETROS DE CONTROLE DE POTÊNCIA.

4.3. Previsão de tempo e de eventos no gerenciamento do SME

Para o gerenciamento do SME, dois parâmetros podem auxiliar na otimização do consumo: a previsão de tempo e a previsão de consumo.

A previsão do tempo é usada para estimar a geração proveniente dos painéis fotovoltaicos, pois a incidência solar é diretamente relacionada com a microgeração fotovoltaica. Desta forma, através de uma base de dados meteorológica, são recebidas as informações da previsão de tempo, por hora, do próximo dia e as condições climáticas entre o nascer até o pôr do sol. Os parâmetros de nascer e pôr do sol permitem a criação da curva característica gaussiana de geração fotovoltaica em condições climáticas ideais, conforme a Figura 37 (a). Conforme pode-se comparar entre a Figura 37 (a) e a Figura 37 (b), quando a condição climática de dia nublado fez com que a geração caísse consideravelmente.

FIGURA 37 – GERAÇÃO DOS PAINÉIS FOTOVOLTAICOS EM (A) CONDIÇÃO DE SOL, SEM NUVENS E (B) EM CONDIÇÕES DE CÉU NUBLADO.

Assim, com o medidor inteligente proposto e com a possibilidade de acesso à Internet, é possível obter informações de previsão de tempo e utilizá-los como parâmetro para o gerenciamento de demanda.

Tal correlação vem do comportamento de geração em relação à radiação solar, conforme apresenta o gráfico da Figura 38, que corresponde ao comportamento característico do painel fotovoltaico em relação à irradiação, fornecido pelo manual do fabricante Suntech [109]. É possível observar que quando a radiação é menor, a potência gerada é menor, desta forma, em condições climáticas em que não haja incidência solar direta no painel, existe uma queda na geração.

FIGURA 38 – COMPORTAMENTO DA GERAÇÃO DE ACORDO COM A RADIAÇÃO DOS PAINÉIS, SEGUNDO FABRICANTE [109].

Desta forma, se o medidor possui conexão à internet e se existir uma estação meteorológica confiável, que envie informações com exatidão de previsão do tempo, é possível correlacionar as informações para se obter a radiação solar e realizar a estimativa da geração no dia de um SME com painéis fotovoltaicos.

Porém, as estações meteorológicas não enviam informações detalhadas do nível de nebulosidade, desta forma é criada uma estimativa da geração através das informações aproximadas destas fontes. A seção 5.4.2 apresentará alguns resultados a respeito dessa estimativa.

Junto ao algoritmo de previsão de geração, o sistema também pode prever o comportamento de consumo, de acordo com o histórico e do dia da semana. Tal técnica pode auxiliar na estratégia de consumo próprio da geração proveniente do SME ou no envio da energia gerada para a rede. A previsão também pode auxiliar na gestão da bateria, podendo prolongar sua vida ou aplicando cargas e descargas de forma inteligente, também procurando carregá-la nos momentos nos quais o preço da energia elétrica é mais barata e a utilizar de forma otimizada (observando a previsão de consumo), quando o preço da energia for mais caro. Para a previsão de consumo, utiliza-se o algoritmo de previsão de eventos TDNN, que foi descrito na subseção 3.7.

Desse modo, considerando as estratégias de envio de parâmetros de controle de potência da seção 4.2, com a estratégia de previsão apresentada nesta seção, é criado um algoritmo para a gestão do SME, conforme apresentado nas Figuras 36 e 39.

Algoritmo 5 - Preparação das estratégias do dia

Require: {Conexão à Internet}

1. {RadiacaoSolarPrevisao, VetorPrevisaoClimaticaHoraria, PotenciaPrevistaConsumidor}
 2. **if** *ExisteConexaoInternet* = *True* **then**
 3. *VetorPrevisaoClimaticaHoraria* ← *DadosRecebidos(PrevisaodoTempo)*
 4. { A radiação solar prevista depende também da estação do ano, condição climática, região, histórico no sistema, entre outros parâmetros e, para a predição da radiação, utiliza-se uma rede TDNN }
 5. *VetorPrevisaoRadiacaoSolar* ← *TDNN(HistoricoRadiacaoSolar, PrevisaodoTempo)*
 6. **else**
 7. {Sem conexão à internet, serão utilizados dados registrados anteriormente - base de dados dos próximos 5 dias}
 8. **end if**
 9. *PotenciaPrevistaConsumidor* ← *TDNN(HistoricoPotenciaConsumidor)*
 10. *PercentualBateria* ← *PorcentagemAtualBateria*
 11. **return** *VetorPrevisaoClimaticaHoraria, VetorPrevisaoRadiacaoSolar, PotenciaPrevistaConsumidor, PercentualBateria*
-

FIGURA 39 – ALGORITMO DE PREPARAÇÃO DAS ESTRATÉGIAS DO DIA.

A seção 5.4 apresentará alguns resultados para essa técnica, em que são levadas em consideração as configurações do SME e são calculadas as estratégias apresentadas neste capítulo.

4.4. Considerações sobre a metodologia

As técnicas e indicadores apresentados nos Capítulos 2 e 3, juntamente à técnica de gestão do SME, exibida neste Capítulo 4, se tornam o núcleo do medidor inteligente cognitivo. Tais métodos teriam execução contínua, mas a técnica do Capítulo 2 e o sistema do Capítulo 3 possuem dinâmica mais rápida do que o apresentado neste capítulo, correspondente às estratégias de consumo e geração de acordo com a previsão meteorológica, de consumo e também de acordo com os preços da energia elétrica.

O algoritmo gerenciador do SME apresentado prepara os planos diários de gestão da energia elétrica, podendo assim criar estratégias para buscar a redução de custos com energia elétrica, prevendo a radiação solar e tentar determinar quando:

- Utilizar a energia do SME para alimentar os equipamentos, no momento em que o preço da energia elétrica é alto. É possível utilizar a energia proveniente do painel fotovoltaico ou da bateria, quando pode ser interessante e de acordo com as configurações do consumidor;
- Enviar energia do SME para a rede elétrica, podendo utilizar a energia da bateria ou da geração dos painéis fotovoltaicos;
- Armazenar na bateria a energia da rede ou do painel fotovoltaico, dependendo da previsão dos eventos e do tempo;

- Não utilizar a energia do SME e utilizar a energia proveniente da rede elétrica para alimentar equipamentos.

É possível criar mais estratégias utilizando as previsões propostas, que serão estudadas no futuro. E, após a preparação do dia, também é considerado o preço da energia, de acordo com o horário, para realizar as estratégias para o SME. De acordo com a tarifação horo-sazonal, pode-se evitar o uso da energia da rede e obter economia com a conta de energia elétrica. Usando as estratégias apresentadas, os parâmetros de controle de potência são enviados à malha de controle indicada na Figura 35.

Na seção 5.4, alguns resultados sobre a metodologia proposta serão apresentados e discutidos.

4.5. Considerações sobre as técnicas

As técnicas propostas nos Capítulos 2, 3 e 4 apresentam o conceito geral proposto para o medidor cognitivo inteligente. Das técnicas apresentadas neste trabalho, procuram-se contribuições dirigidas principalmente ao consumidor, visando sua economia com energia elétrica.

Portanto, o consumidor pode obter relatórios de consumo da energia elétrica, análise do consumo desagregado por equipamentos, evidências sobre a qualidade da energia elétrica fornecida pela concessionária, previsões de consumo e de gastos com energia elétrica, dicas de economia e de redução de custos com energia elétrica e um sistema que faça o gerenciamento do SME e que reduza os gastos com a energia elétrica.

Contudo, os medidores inteligentes que se encontram no mercado não permitem a adaptação do código e talvez não possuam o poder de processamento necessário para a implementação da ideia de medidor inteligente apresentado neste projeto.

Portanto, foi criado um protótipo de medidor de energia cognitivo inteligente para este trabalho e as técnicas foram implementadas em um dispositivo embarcado. Na construção do protótipo, foi criada uma placa de condicionamento de sinais de tensão e corrente e montado o sistema em um gabinete, permitindo a mobilidade do hardware. A interface homem-máquina, responsável pela supervisão e monitoramento do medidor, é apresentado via comunicação sem fio, através do conceito de “Internet das coisas”.

A seguir, no Capítulo 5, serão apresentados resultados de simulação e experimentais do protótipo de medidor de energia inteligente desenvolvido, bem como das técnicas discutidas anteriormente.

Capítulo 5

“Neste capítulo, encontra-se o desenvolvimento do protótipo, a validação do conceito de medidor inteligente cognitivo, a implementação das técnicas através de resultados experimentais, validando, portanto, as técnicas propostas nos capítulos 2, 3 e 4”.

5. Protótipo de medidor cognitivo e resultados experimentais

5.1. Montagem experimental

O desenvolvimento de um protótipo de medidor inteligente cognitivo foi necessário para a validação das técnicas propostas nesta tese de doutorado. Visando a portabilidade e flexibilidade do medidor, foi usado um gabinete que possui a configuração de hardware, conforme indicado na Figura 40.

Neste conjunto, a fonte CA/CC realiza a alimentação da placa de condicionamento de sinais e do dispositivo embarcado. Tal fonte oferece saídas de tensão contínua de +5V, +/-15V, sendo as três tensões para a placa de condicionamento e +5V para o dispositivo embarcado, no caso um BeagleBone Black (BBB).

Na placa de condicionamento, os sensores recebem os sinais de tensão e corrente e o condicionamento do sinal para a saída compatível com o conversor AD do BBB é realizado, que é entre 0 a 1,8 V e possui a resolução de 12 bits. Os canais condicionados da placa são enviados ao BBB.

O BBB é responsável pela aquisição e conversão analógica para digital do sinal condicionado, realiza os cálculos, aplica as técnicas propostas e armazena os dados em um banco de dados localizado na memória interna do dispositivo. Os dados de consumo,

das potências da CPT, de informações de valores eficazes de tensão e corrente e de indicadores de QEE são armazenados a cada minuto e os dados de reconhecimento de cargas são enviados após a detecção dos equipamentos pela técnica proposta. Outras informações, como de interrupções de energia, são enviadas ao banco de dados, caso tais eventos ocorram.

FIGURA 40 – ESQUEMA DO HARDWARE DO PROTÓTIPO DO MEDIDOR.

Com os dados armazenados no banco de dados, a interface do usuário permite a visualização em gráficos e tabelas. As técnicas adicionais, como às sugestões de economia e previsão de consumo no mês são apresentadas utilizando como base os dados armazenados no banco de dados. O acesso à interface do usuário é feito via acesso remoto, por acesso sem fio utilizando o protocolo IEEE 802.11g. A seguir serão discutidos o projeto da placa de condicionamento de sinais e também o motivo da escolha do BBB como dispositivo embarcado para o protótipo.

5.1.1. Placa de condicionamento de sinais

Para o condicionamento dos sinais de tensão e corrente, foi desenvolvida uma placa de condicionamento de sinais, que tem como objetivo ser flexível para utilização em outros projetos do grupo de pesquisa em questão, considerando modelos diversos de sensores e com possibilidade de diferentes valores de saída condicionada do sinal. A placa desenvolvida possui as seguintes características:

- Compatível com conversores AD de fundo de escala entre 1,8V a 12V (visando os modelos comerciais: 1,8V, 3,3V, 5,0V, 10,0V e 12,0V);
- Quatro canais de sensores de tensão e/ou corrente;
- Um sensor de temperatura integrado (para monitoramento do equipamento e aumento da exatidão das medições);
- Ajuste de limite do valor máximo analógico de saída, podendo ser ajustado (usando o valor máximo de referência do A/D ou ajustável por potenciômetro) e “*offset*”, podendo ser fixado como metade do valor máximo (configurável para cada canal);
- Limitação dos valores máximos e mínimos (0V) de saída para proteção do A/D;
- Ajuste de ganho independente para cada canal;
- Compatível com os sensores:
 - Rogowski ACF 3000 (circuito integrador presente na placa);
 - Séries LA**-P, LV**-P, HXS**-NP, HASS**-S de corrente do fabricante LEM;
 - Série LV**-P de corrente do fabricante LEM.

Assim, foi desenvolvida uma placa de condicionamento com a colaboração dos integrantes dos grupos de pesquisa GASI/UNESP de Sorocaba (Grupo de Automação e de Sistemas Integráveis) e da FEEC/UNICAMP, conforme o diagrama apresentado no apêndice A. A placa confeccionada e montada é apresentada nas Figuras 41, 42 e 43. A Figura 41 apresenta o verso da placa, onde também são colocados os sensores de tensão. A Figura 42 apresenta a frente da placa com os sensores de corrente e a Figura 43 apresenta a frente da placa com os sensores de corrente.

O potenciômetro (RV1) é responsável pelo ajuste do “*offset*” do sinal, comum para todos os canais. Em cada canal existem dois potenciômetros que são responsáveis pelo ajuste de ganho e escala máxima. Também existem diversos pontos, para análise de sinal por osciloscópio, para cada canal. O Apêndice B apresenta o procedimento para a calibração das placas de condicionamento.

FIGURA 41 – PLACA DE AQUISIÇÃO – VERSO COM OS SENSORES DE TENSÃO LEM LV25-P.

FIGURA 42 – PLACA DE AQUISIÇÃO – FRENTE COM TODOS OS COMPONENTES FIXADOS.

FIGURA 43 – PLACA DE AQUISIÇÃO – COM TODOS OS COMPONENTES E COM OS SENSORES DE CORRENTE LEM LA25-P.

As saídas do condicionamento dos quatro canais de medição e do sensor de temperatura se encontram nos pinos do conector header ANALOG_OUT. No protótipo de medidor desenvolvido neste projeto, foram utilizados somente dois canais, um para um sensor de tensão e outro para o de corrente, em configuração monofásica.

5.1.2. Sistema embarcado

O sistema embarcado escolhido para o protótipo foi o Beaglebone Black (BBB), que trata de um projeto de código aberto de sistema embarcado de baixo custo, com pequenas dimensões e com possibilidade de suporte através de uma grande comunidade de desenvolvedores.

A versão desse dispositivo foi lançada em 2013 com o nome de BeagleBone Black, proveniente de crescente evolução e buscando a redução do preço, diminuição de peso e tamanho (86,36 mm x 53,53mm, pesando 39,7 gramas), tornando-o cada vez mais robusto e potente.

O BBB possui as seguintes características de hardware:

- Processador AM335x 1GHz ARM® Cortex-A8;
- Memória RAM 512MB DDR3;
- Memória flash interna de 4GB 8-bit eMMC;
- Interfaces de expansão usb, hdmi, rj45, entre outros;
- Acelerador gráfico 3D;

- Acelerador de ponto flutuante NEON;
- 2 micro controladores PRU de 32-bits.

Interfaces:

- USB para a comunicação com outro dispositivo e para alimentação;
- Portas USB;
- Interface de rede Ethernet;
- HDMI;
- Dois barramentos com 46 pinos, com diversas portas de entrada e saída, portas de comunicação, canais ADC, entre outros.

Sistemas operacionais compatíveis:

- Debian Linux;
- Android;
- Ubuntu Linux;
- Cloud9 IDE Node.js com a biblioteca BoneScript;
- Entre outros.

Outras vantagens podem ser encontradas no “manual do proprietário”, em [110].

A Figura 44 apresenta o BBB.

FIGURA 44 – FRENTE E VERSO DO BEAGLEBONE BLACK.

O BBB foi escolhido, frente a outros sistemas embarcados encontrados comercialmente, por possuir em quantidade significativa pinos de entradas e saídas (GPIO), bem como sete canais AD (AIN0 a AIN6) e a possibilidade de realizar a aquisição de sinais com uma frequência adequada ao medidor proposto (15,36 kHz). As possibilidades de pinos apresentam-se na Figura 45.

FIGURA 45 – CONFIGURAÇÃO DOS PINOS DE EXPANSÃO DO BBB.

No protótipo, o BBB é o responsável por toda a parte computacional, ou seja, desempenha a aquisição e processamento dos sinais, executa todos os algoritmos propostos nos Capítulos 2, 3 e 4 e se torna responsável pela interface de saída (por comunicação sem fio). O sistema operacional Linux, distribuição Ubuntu, foi instalado no BBB e os programas foram inseridos na instrução de inicialização do sistema operacional, fazendo com que eles executem automaticamente, junto ao sistema operacional. Para efeito de desempenho, algumas funcionalidades do sistema operacional foram desabilitadas, como a interface gráfica e outros serviços, como o de impressora, som e etc. O Apêndice C apresenta as instruções de instalação e configuração do BBB para o protótipo.

5.1.3. Montagem do medidor

As Figuras 46, 47 e 48 apresentam o protótipo do medidor inteligente cognitivo, montado em um gabinete de minicomputador.

FIGURA 46 - FRENTE DO PROTÓTIPO.

FIGURA 47 – VISÃO SUPERIOR DO PROTÓTIPO, COM A TAMPA ABERTA.

FIGURA 48 – VISÃO LATERAL DO PROTÓTIPO, COM A TAMPA ABERTA.

Com o protótipo desenvolvido, as técnicas propostas foram implementadas em c++ e colocadas como serviços de inicialização, junto ao sistema operacional. Existem dois programas principais: o responsável pela aquisição de sinais e o cálculo das parcelas de potência da CPT e o responsável pelos cálculos das metodologias propostas e do reconhecimento de cargas. A aquisição de tensão e corrente foi realizada a uma taxa de 15,36 kHz, utilizando canais ADC do BeagleBone. Havendo evento de mudança de potência ativa, o programa de reconhecimento de cargas era executado ou, a cada minuto, o programa de cálculo das metodologias era executado. A seguir serão apresentados os resultados das técnicas, por simulação e posteriormente com o protótipo.

5.2. Desagregação de cargas

A técnica de reconhecimento de equipamentos (desagregação de cargas), conforme apresentada no Capítulo 2, foi implementada, desde a criação da base de dados, responsável pelo conhecimento e aprendizado do algoritmo de reconhecimento de padrões, até a parte de assinatura de potência e coleta de resultados.

5.2.1. Criação do novo conjunto de dados de equipamentos residenciais

Os indicadores provenientes da CPT, que são a potência ativa (P), os fatores de potência (PF), reatividade (QF) e não linearidade (VF), foram calculados através da coleta das formas de onda de correntes e tensões de algumas cargas apresentadas na Tabela VII. No conjunto de dados também se encontra o atributo rótulo (ou a classe – em outras palavras, equipamento - que pertence a amostra). Cada amostra, no conjunto de dados, é composta por valores na segunda ordem: Classe; Potência Aparente; Fator de Potência; Fator de Reatividade; Fator de Não-linearidade. Neste processo de criação do conjunto de dados, alguns equipamentos residenciais foram medidos e outros foram gentilmente cedidos pelos autores de [44]. A seguir serão apresentadas algumas formas de onda e os valores encontrados através da CPT.

Classe 1 –Lâmpada Incandescente

Para a criação da base de dados foram utilizadas duas lâmpadas incandescentes com filamento de tungstênio: de 60W e 100W. A lâmpada de 60W possuía também a opção de dimmer. A Figura 49 apresenta a forma de onda de tensão e corrente para a lâmpada de 60W, com a máxima intensidade de luz (sem dimmer). A Figura 50 apresenta a forma de onda de tensão e corrente para a lâmpada de 60W com o dimmer regulado. A Figura 51 apresenta a forma de onda de tensão e corrente para a lâmpada de 100W.

FIGURA 49 –TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA INCANDESCENTE DE 60W.

FIGURA 50 - TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA INCANDESCENTE DE 60W COM DIMMER.

FIGURA 51 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA INCANDESCENTE DE 100W.

Pelas Figuras 49 e 51 é possível observar o comportamento resistivo da lâmpada incandescente, existindo só potência ativa. Já na Figura 50, existe a ação do gradador, conseqüentemente existirão na corrente componentes harmônicas diferentes da tensão e as parcelas de potência da CPT apresentarão reatividade e não linearidade. Os indicadores médios no conjunto de dados e os indicadores calculados pelas formas de onda de corrente e tensão das Figuras 49, 50 e 51 apresentam os seguintes valores:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
1	Figura 49	60W	59,97	0,999	0,999	0,999
1	Figura 50	60W com dimmer	48,11	0,892	0,924	0,965
1	Figura 51	100W	99,75	0,998	0,999	0,999
1	Médios	60W	59,94	0,998	0,999	0,999
1	Médios	60W com dimmer	42,78	0,710	0,845	0,840
1	Médios	100W	100	0,998	0,999	0,999

Classe 2 – Ar condicionado

O ar condicionado utilizado foi de 1000 Watts de potência e foi atribuído a classe 2 às leituras deste equipamento. A Figura 52 apresenta as formas de onda de tensão e corrente para um dos casos de leitura.

FIGURA 52 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO AR CONDICIONADO.

Existe um atraso na forma de onda da corrente em relação à tensão. Desta forma, existe potência reativa. Os valores dos indicadores da CPT, com valores médios no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda de tensão e corrente da Figura 52, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
2	Figura 52	Ar condicionado	860,1	0,812	0,814	0,997
2	Médios	Ar condicionado	928,3	0,804	0,804	0,995

Classe 3 – Refrigerador

A classe 3, correspondente ao refrigerador convencional, tem a forma de onda apresentada na Figura 53.

FIGURA 53 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO REFRIGERADOR.

Neste caso, é possível verificar um atraso na corrente em relação à tensão e a forma de onda da corrente é diferente da tensão. Desta forma, os valores médios e os valores calculados das formas de onda da Figura 53, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
3	Figura 53	Refrigerador	102,12	0,757	0,868	0,872
3	Médios	Refrigerador	113,93	0,604	0,656	0,922

Classe 4 – Forno Micro-ondas

As formas de onda de tensão e corrente de um tipo de forno micro-ondas são apresentadas na Figura 54. Neste caso é perceptível que a tensão sofre interferência da corrente proveniente do micro-ondas, provavelmente em função de um projeto inadequado da instalação elétrica.

FIGURA 54 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO FORNO MICRO-ONDAS.

Os valores médios e os calculados pelas formas de onda da tensão e corrente da Figura 54 para o micro-ondas, que corresponde à classe 4, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
4	Figura 54	Micro-ondas	1412,7	0,928	0,971	0,955
4	Médios	Micro-ondas	1071,4	0,942	0,990	0,950

Classe 5 – TV CRT de 29 polegadas

A Classe 5, correspondente à TV de tubo catódico (CRT) de 29 polegadas, possui comportamento de regime permanente e as formas de onda de tensão e corrente são apresentadas na Figura 55.

FIGURA 55 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA TV CRT.

Na TV CRT é possível perceber componentes harmônicas na corrente. Os valores médios do conjunto de dados e das formas de onda de corrente e tensão da Figura 55, dos indicadores da CPT para o equipamento são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
5	Figura 55	TV CRT	128,3	0,654	0,992	0,659
5	Médios	TV CRT	91,00	0,635	0,998	0,635

Classe 6 – TV LCD de 49 polegadas

É possível perceber forma de onda semelhante da corrente em relação à tensão, o que indica que esse equipamento utiliza um corretor de fator de potência. A TV LCD de 49 polegadas, na qual pertence a classe 6, possui os seguintes valores médios na base de dados e na medição apresentada na Figura 56. A Figura 56 apresenta a forma de onda da tensão e corrente da classe 6 em um determinado instante de funcionamento.

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
6	Figura 56	TV LCD	135,1	0,973	0,989	0,984
6	Médios	TV LCD	143,1	0,997	0,997	0,994

FIGURA 56 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA TV LCD.

Classe 7 – TV de plasma de 60 polegadas

A forma de onda da corrente da TV de plasma, de 60 polegadas, assemelha-se à TV LCD com correção de fator de potência, porém a potência é maior, conforme apresenta a Figura 57.

FIGURA 57 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA TV DE PLASMA.

Desta forma, os valores médios dos indicadores para a TV de plasma e os valores dos indicadores das formas de onda de tensão e corrente da Figura 57, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
7	Figura 57	TV Plasma	162,6	0,980	0,991	0,988
7	Médios	TV Plasma	176,10	0,988	0,992	0,996

Classe 8 – Chuveiro 127 volts, com potência de 5000 watts

O chuveiro, correspondente à classe 8, apresenta as formas de onda de tensão e corrente apresentadas na Figura 58.

FIGURA 58 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO CHUVEIRO ELÉTRICO.

O chuveiro elétrico possui comportamento resistivo e os indicadores da CPT para o chuveiro, calculados no instante apresentado na Figura 58 e os valores médios no conjunto de dados, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
8	Figura 58	Chuveiro	6330,8	0,999	1,000	0,999
8	Médios	Chuveiro	4765,4	1,000	1,000	1,000

Classe 9 – Carga RL 1

A classe 9, bem como as classes 10, 11 e 12, foram criadas propositalmente para que a base de dados possa ter comportamentos de diversos tipos de cargas. Desta forma, são dados utilizados para testes, porém foram mantidos na base de dados. Neste caso, procurou-se uma potência ativa perto de 1 kW e com atraso na corrente. A Figura 59 apresenta a tensão e corrente medida para a carga RL (resistiva-indutiva).

FIGURA 59 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA CARGA RL 1.

Os indicadores da CPT para essa classe, calculados no instante apresentado na Figura 59 e os valores médios no conjunto de dados, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
9	Figura 59	Carga RL	1006,2	0,843	0,843	1,000
9	Médios	Carga RL	1012,7	0,844	0,844	1,000

Classe 10 – Carga não linear 1

Da mesma forma que a classe 9, foi criada uma carga não linear para testes e esta foi mantida na base de dados. A Figura 60 apresenta a forma de onda para este tipo de equipamento.

FIGURA 60 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA CARGA NÃO LINEAR 1.

Os indicadores da CPT para a classe 10, calculados no instante apresentado na Figura 60 e os valores médios no conjunto de dados, são apresentados a seguir:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
10	Figura 60	Carga não linear 1	72,3	0,553	0,993	0,557
10	Médios	Carga não linear 1	74,1	0,537	0,994	0,539

Classe 11 – Carga não linear 2

A classe 11, carga não linear 2, segue o mesmo critério da classe 10, porém a corrente é maior e a não linearidade é menor. A Figura 61 apresenta a forma de onda da tensão e corrente quando esta carga está em funcionamento.

FIGURA 61 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA CARGA NÃO LINEAR 2.

Os indicadores da CPT para a classe 11, calculados no instante apresentado na Figura 61 e os valores médios no conjunto de dados, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
11	Figura 61	Carga não linear 2	145,0	0,625	0,994	0,629
11	Médios	Carga não linear 2	145,2	0,615	0,993	0,621

Classe 12 – Carga RL 2

A classe 12, composta por um circuito RL, tem leve atraso da corrente e um comportamento senoidal na corrente, conforme é possível perceber na Figura 62.

FIGURA 62 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA CARGA RL 2.

Os indicadores da CPT para esta classe, calculados no instante apresentado na Figura 62 e os valores médios no conjunto de dados, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
12	Figura 62	Carga RL 2	501,5	0,964	0,965	0,999
12	Médios	Carga RL 2	504,7	0,967	0,967	0,999

Classe 13 – Ferro de passar

O ferro de passar simples, classe 13, possui comportamento resistivo conforme é possível observar na Figura 63. Neste caso a forma de onda da corrente segue a forma de onda da tensão.

FIGURA 63 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO FERRO DE PASSAR ROUPAS.

Os indicadores da CPT correspondente ao ferro de passar, calculados no instante apresentado na Figura 63 e os valores médios no conjunto de dados, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
13	Figura 63	Ferro de passar	1420,1	0,999	0,999	0,999
13	Médios	Ferro de passar	1424,9	1,000	1,000	1,000

Classe 14 – Máquina de lavar roupas

A máquina de lavar roupas de 15 kg, durante a programação de lavagem de roupas, classe 14, apresenta atraso na corrente e deformidades na forma de onda da corrente, conforme é possível observar na Figura 64.

FIGURA 64 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA MÁQUINA DE LAVAR ROUPAS.

Os indicadores da CPT correspondente à máquina de lavar roupas, calculados no instante apresentado na Figura 64 e os valores médios no conjunto de dados, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
14	Figura 64	Máquina de lavar roupas	1591,4	0,742	0,777	0,955
14	Médios	Máquina de lavar roupas	1951,3	0,703	0,732	0,960

Classe 15 – Secador de cabelos

Observa-se, que para o secador de cabelos, classe 15, há um leve atraso na corrente e nos picos uma pequena deformidade, conforme apresenta a Figura 65.

FIGURA 65 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO SECADOR DE CABELOS.

Os indicadores da CPT correspondente ao secador de cabelos, calculados no instante apresentado na Figura 65 e os valores médios no conjunto de dados, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
15	Figura 65	Secador de cabelos	790,3	0,933	0,941	0,991
15	Médios	Secador de cabelos	812,5	0,938	0,942	0,984

Classe 16 – Lâmpada Fluorescente Tubular

A lâmpada fluorescente possui uma forma de onda de corrente com considerável distorção harmônica, conforme apresenta a Figura 66.

FIGURA 66 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA FLUORESCENTE.

Os valores médios no conjunto de dados e os valores calculados de acordo com a Figura 66, para a lâmpada fluorescente tubular, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
16	Figura 66	Lâmpada fluorescente	14,23	0,667	0,874	0,763
16	Médios	Lâmpada fluorescente	9,97	0,607	0,814	0,752

Classe 17 – Lâmpada mista

A lâmpada mista possui características mistas de lâmpadas incandescentes, fluorescentes e de vapor de mercúrio. Neste tipo de lâmpada possui um bulbo preenchido com gás e a parede revestida com fósforo. No bulbo existe um tubo de descarga em série com um filamento de tungstênio. O filamento, quando ligado, serve como um reator e a lâmpada mantém a corrente e o funcionamento. Essa lâmpada possui uma forma de onda da corrente conforme apresenta a Figura 67.

FIGURA 67 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA MISTA.

Os valores médios dos indicadores da CPT, no conjunto de dados, para a classe 17 e os valores calculados nas formas de onda da Figura 67, correspondente à lâmpada mista, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
17	Figura 67	Lâmpada mista	48,8	0,904	0,969	0,933
17	Médios	Lâmpada mista	93,3	0,950	0,995	0,951

Classe 18 – Lâmpada de vapor de mercúrio

A lâmpada de vapor de mercúrio, classe 18, possui a forma de onda da corrente conforme é apresentada na Figura 68. É possível observar que a corrente possui distorção harmônica, diferindo assim a sua forma de onda em relação à tensão.

FIGURA 68 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA VAPOR DE MERCÚRIO.

Os valores médios dos indicadores da CPT, no conjunto de dados, para a classe 18 e os valores calculados nas formas de onda da Figura 68, correspondente à lâmpada vapor de mercúrio, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
18	Figura 68	Lâmpada vapor de mercúrio	59,3	0,928	0,998	0,929
18	Médios	Lâmpada vapor de mercúrio	64,5	0,929	0,991	0,938

Classe 19 – Lâmpada de vapor de sódio

A lâmpada vapor de sódio, classe 19, possui características na forma de onda da corrente muito próximas às da lâmpada vapor de mercúrio, tendo como diferença uma potência sutilmente maior e não linearidades maiores, segundo os cálculos da CPT. A Figura 69 apresenta as formas de onda de tensão e corrente na medição da classe 19.

FIGURA 69 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA VAPOR DE SÓDIO.

Os valores médios dos indicadores da CPT, no conjunto de dados, para a classe 18 e os valores calculados nas formas de onda da Figura 69, correspondente à lâmpada vapor de sódio, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
19	Figura 69	Lâmpada vapor de sódio	75,4	0,840	0,982	0,855
19	Médios	Lâmpada vapor de sódio	69,5	0,860	0,988	0,871

Classe 20 – Secadora de roupas regulável

A classe 20, correspondente à secadora de roupas regulável, possui o controle de temperatura e desta forma se difere da secadora de roupas não regulável, da classe 32, que será apresentada. A forma de onda da corrente, na classe 20, apresenta uma distorção harmônica alta na corrente, também há defasagem da corrente em relação a tensão, conforme apresenta a Figura 70.

FIGURA 70 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA SECADORA DE ROUPAS REGULÁVEL.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os valores calculados nas formas de onda da Figura 70, correspondente à secadora de roupas regulável, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
20	Figura 70	Secadora de roupas regulável	790,5	0,819	0,955	0,858
20	Médios	Secadora de roupas regulável	633,3	0,844	0,961	0,878

Classe 21 – Refrigerador regulável

O refrigerador regulável também possui o controle de intensidade e temperatura. Esse controle eletrônico difere a classe 3 da classe 21. A Figura 71 apresenta a forma de onda de tensão de alimentação e da corrente desta classe, na qual percebe-se não linearidades na forma de onda da corrente e atraso da corrente em relação à tensão.

FIGURA 71 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO REFRIGERADOR REGULÁVEL.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os valores calculados nas formas de onda da Figura 71, correspondente ao refrigerador regulável, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
21	Figura 71	Refrigerador regulável	156,4	0,882	0,911	0,963
21	Médios	Refrigerador regulável	102,1	0,856	0,873	0,982

Classe 22 – Liquidificador

O liquidificador, classe 22, possui motor AC escovado, desta forma a forma de onda da corrente apresenta componentes harmônicas diferentes da tensão. Também existe um atraso da corrente em relação à tensão. A Figura 72 apresenta o seguinte comportamento.

FIGURA 72 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO LIQUIDIFICADOR.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os valores calculados nas formas de onda da Figura 72, correspondente ao liquidificador, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
22	Figura 72	Liquidificador	72,8	0,902	0,958	0,942
22	Médios	Liquidificador	118,6	0,861	0,912	0,944

Classe 23 – Panificadora Elétrica

A panificadora elétrica possui formas de onda de corrente que são em alguns momentos indutivas e em outras com linearidades, conforme apresenta a Figura 73, em que a corrente tem uma forma de onda triangular e com atraso em relação a tensão.

FIGURA 73 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA PANIFICADORA ELÉTRICA.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os valores calculados nas formas de onda da Figura 73, correspondente à panificadora elétrica, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
23	Figura 73	Panificadora elétrica	116,3	0,778	0,848	0,917
23	Médios	Panificadora elétrica	140,4	0,782	0,842	0,922

Classe 24 – Computador pessoal (Desktop PC)

O computador pessoal (PC) possui a forma de onda da corrente conforme a Figura 74. Foi considerado nesta classe o conjunto todo do PC, formado pelo gabinete e monitor LCD de 15 polegadas.

FIGURA 74 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO COMPUTADOR PESSOAL.

Neste caso, a corrente possui distorção harmônica considerável, acarretando em um valor do fator de não linearidade baixo, conforme apresentam os valores médios dos indicadores pela CPT no conjunto de dados e os valores calculados pelas formas de onda da Figura 74:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
24	Figura 74	Desktop PC	110,6	0,734	0,998	0,735
24	Médios	Desktop PC	102,3	0,710	0,999	0,710

Classe 25 – Lâmpada fluorescente compacta

A lâmpada fluorescente compacta, classe 25, possui a forma de onda da corrente apresentada na Figura 75. Neste caso, existe uma alta distorção harmônica na corrente e uma defasagem em relação com a tensão de alimentação.

FIGURA 75 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LÂMPADA COMPACTA FLUORESCENTE.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os valores calculados nas formas de onda da Figura 75, correspondente à Lâmpada Fluorescente Compacta (LFC), são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
25	Figura 75	LFC	20,1	0,553	0,941	0,588
25	Médios	LFC	22,5	0,560	0,932	0,601

Classe 26 – Processador de alimentos

A classe 26, correspondente ao processador de alimentos, possui forma de onda da corrente conforme apresenta na Figura 76. Existe uma distorção harmônica na corrente diferente da tensão e também um atraso na corrente em relação à tensão.

FIGURA 76 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO PROCESSADOR DE ALIMENTOS.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 76, correspondente ao processador de alimentos, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
26	Figura 76	Processador de Alimentos	151,2	0,918	0,937	0,980
26	Médios	Processador de alimentos	146,8	0,903	0,935	0,966

Classe 27 – Freezer

O freezer, classe 27, possui não linearidades na corrente e a corrente se encontra atrasada em relação a tensão. A Figura 77 apresenta a forma de onda para este equipamento.

FIGURA 77 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO FREEZER.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 77, correspondente à classe Freezer, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
27	Figura 77	Freezer	132,2	0,755	0,893	0,845
27	Médios	Freezer	135,3	0,733	0,886	0,827

Classe 28 – Forno Elétrico

As formas de onda de tensão e corrente que foram coletadas no funcionamento do forno elétrico, correspondente à classe 28, apresentam-se na Figura 78.

FIGURA 78 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO FORNO ELÉTRICO.

O comportamento do forno elétrico é tipicamente resistivo. Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 78, correspondente ao forno elétrico, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
28	Figura 78	Forno elétrico	1210,3	0,990	0,995	0,996
28	Médios	Forno elétrico	968,2	0,989	0,995	0,994

Classe 29 – Portão automático de garagem

A classe 29, correspondente ao portão automático de garagem, possui a corrente atrasada em relação à tensão e a distorção harmônica da corrente é maior que o da tensão, conforme é possível observar na Figura 79.

FIGURA 79 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO PORTÃO AUTOMÁTICO DE GARAGEM.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 79, correspondente ao portão de garagem, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
29	Figura 79	Portão de garagem	415,4	0,931	0,967	0,963
29	Médios	Portão de garagem	433,6	0,851	0,858	0,991

Classe 30 – Laptop

O laptop, ou notebook, possui em um dos seus estágios (quando está em alto processamento), a forma de onda da corrente conforme apresenta a Figura 80. Também possui dois outros estágios, quando se está carregando a bateria e quando o processamento está mais baixo. Neste caso, existe uma distorção harmônica alta na corrente e uma defasagem em relação com a tensão de alimentação.

FIGURA 80 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO LAPTOP NO ESTÁGIO DE PROCESSAMENTO ALTO.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 80, correspondente à classe Laptop (notebook), são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
30	Figura 80	Laptop (notebook)	39,7	0,643	0,954	0,674
30	Médios	Laptop (notebook)	72,1	0,597	0,962	0,622

Classe 31 – Monitor LCD

O monitor LCD, sem correção de fator de potência, possui a forma de onda da corrente conforme é apresentada na Figura 81. Neste caso existe distorção harmônica alta na corrente e defasagem em relação à tensão de alimentação.

FIGURA 81 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DE UM MONITOR LCD DE 15 POLEGADAS.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 81, correspondente à classe de monitores LCD, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
31	Figura 81	Monitor LCD	31,3	0,621	0,958	0,648
31	Médios	Monitor LCD	38,5	0,592	0,965	0,624

Classe 32 – Secadora de roupas convencional

A classe 32, correspondente à secadora de roupas convencional, possui um pico de corrente alto, influenciando na tensão e por possuir um motor também possui um atraso da corrente em relação à tensão, conforme apresenta a Figura 82. A classe 32 difere da classe 20 pois na classe 20 existe o controle da velocidade e temperatura no processo de secagem da roupa.

FIGURA 82 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA SECADORA DE ROUPAS REGULÁVEL.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 82, correspondente à secadora de roupas, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
32	Figura 82	Secadora de roupas	6850,3	0,921	0,951	0,968
32	Médios	Secadora de roupas	4332,9	0,934	0,954	0,979

Classe 33 – Refrigerador regular

Esta classe, correspondente ao refrigerador regular moderno, corresponde a um refrigerador no qual existe somente o controle de temperatura. A diferença entre a classe 33 e a classe 3 é porque a classe 3 trata-se de um refrigerador mais antigo. É possível observar, através da Figura 83, não linearidades na corrente, bem como uma defasagem em relação à tensão.

FIGURA 83 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO REFRIGERADOR REGULAR.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 83, correspondente à classe 33, de refrigerador regular, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
33	Figura 83	Refrigerador regular	86,7	0,835	0,867	0,963
33	Médios	Refrigerador regular	119,6	0,938	0,942	0,987

Classe 34 – Aspirador de pó

O aspirador de pó possui um atraso da corrente em relação à tensão e a distorção harmônica da corrente é maior do que o da tensão medida, desta forma apresentará componentes reativos e de não linearidade, conforme pode-se observar na Figura 84.

FIGURA 84 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DO ASPIRADOR DE PÓ.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 84, correspondente à classe 34, de aspirador de pó, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
34	Figura 84	Aspirador de pó	930,4	0,919	0,958	0,959
34	Médios	Aspirador de pó	954,5	0,945	0,966	0,978

Classe 35 – Máquina de lavar roupas regulável

A máquina de lavar roupas regulável, correspondente à classe 35, apresenta um controle de intensidade e a Figura 85 apresenta um dos estágios do equipamento. É possível perceber não linearidades na forma de onda de corrente, bem como uma defasagem em relação à tensão fornecida para alimentação.

FIGURA 85 – TENSÃO (AZUL) E CORRENTE (VERMELHA) DA LAVADORA REGULÁVEL.

Os valores médios dos indicadores da CPT no conjunto de dados e os calculados nas formas de onda da Figura 85, correspondente à classe 35, lavadora de roupas regulável, são:

Classe	Valores	Observação	P (W)	PF	QF	VF
35	Figura 85	Lavadora de roupas regulável	175,3	0,542	0,658	0,823
35	Médios	Lavadora de roupas regulável	356,7	0,355	0,441	0,805

Formação do conjunto de dados

A Figura 86 apresenta como foram coletadas as amostras dos equipamentos apresentados para a base de dados. Através das formas de onda de tensão e corrente das cargas, foram calculados os indicadores e armazenados no conjunto de dados, 100 registros para cada carga.

FIGURA 86 – PROCESSO DE COLETA DE ATRIBUTOS PARA A BASE DE DADOS.

Na fase de simulações, estes dados ajudam para que seja realizado o estudo e comparação na fase de treinamento e de classificação dos algoritmos de reconhecimento de padrões.

O primeiro atributo do conjunto de dados corresponde à classe da carga, que vai de 1 a 35. Por exemplo, se o primeiro atributo é 30, a classe correspondente é um "Laptop". O segundo, terceiro, quarto e quinto atributo correspondem às parcelas de potência e fatores da CPT e são apresentadas na Tabela VII. Seus valores, para cada carga, podem variar de acordo com o momento da leitura e isto acontece por diversos fatores que vem desde a precisão da medição como o momento do comportamento da carga.

Após a aquisição destas amostras, os atributos foram colocados na mesma ordem de grandeza e os valores correspondentes à potência ativa foram colocados em p.u. (por unidade), ou seja, proporcionalmente comprimidos entre 0 e 1, para que a função de distância calcule coerentemente a distância entre as amostras no espaço multidimensional (partindo do princípio que cada atributo, exceto o rótulo, corresponde a uma dimensão do conjunto de dados). Os fatores de potência, reatividade e não linearidade não necessitam de compressão em p.u. pois já se encontram entre 0 e 1.

TABELA VII - VALORES MÉDIOS DAS MEDIÇÕES DOS ELETRODOMÉSTICOS.

Classe	Observação	P (W)	PF	QF	VF
1	60W	59,94	0,998	0,999	0,999
1	60W com dimmer	42,78	0,710	0,846	0,840
1	100W	100,00	0,998	0,999	0,999
2	Ar condicionado	928,29	0,804	0,804	1,000
3	Refrigerador	113,93	0,605	0,656	0,9220
4	Micro-ondas	1071,4	0,942	0,990	0,950
5	TV CRT	91,00	0,635	0,998	0,635
6	TV LCD	143,10	0,997	0,997	0,988
7	TV Plasma	176,10	0,988	0,992	0,996
8	Chuveiro	4765,4	1,000	1,000	1,000
9	Carga RL	1012,7	0,844	0,844	1,000
10	Carga não linear 1	74,03	0,537	0,994	0,539
11	Carga não linear 2	145,17	0,615	0,993	0,621
12	Carga RL 2	504,67	0,967	0,967	1,000
13	Ferro de passar	1424,9	0,999	0,999	0,999
14	Máquina de lavar roupas	1951,3	0,703	0,732	0,960
15	Secador de cabelos	812,54	0,938	0,942	0,984
16	Lâmpada fluorescente	9,98	0,607	0,814	0,752
17	Lâmpada mista	93,25	0,950	0,995	0,952
18	Lâmpada vapor de mercúrio	64,55	0,929	0,991	0,938
19	Lâmpada vapor de sódio	69,51	0,860	0,988	0,871
20	Secadora de roupas regulável	633,29	0,844	0,961	0,878
21	Refrigerador regulável	102,13	0,856	0,873	0,983
22	Liquidificador	118,55	0,861	0,912	0,944
23	Panificadora elétrica	140,44	0,782	0,847	0,922
24	Desktop PC	102,28	0,710	0,999	0,710
25	Lâmpada fluorescente compacta	22,45	0,560	0,932	0,601
26	Processador de alimentos	146,88	0,903	0,935	0,966
27	Freezer	135,33	0,733	0,886	0,827
28	Forno elétrico	968,17	0,989	0,995	0,995
29	Portão garagem	433,59	0,851	0,858	0,991
30	Laptop (notebook)	72,11	0,597	0,962	0,622
31	Monitor LCD	38,45	0,592	0,965	0,624
32	Secadora de roupas	4332,9	0,934	0,954	0,979
33	Refrigerador regular	119,62	0,938	0,942	0,987
34	Aspirador de pó	954,54	0,945	0,966	0,978
35	Lavadora de roupas regulável	356,65	0,355	0,441	0,805

A Tabela VII apresenta os dados médios entre todas as amostras coletadas das medições, para cada um dos equipamentos utilizados para as simulações. Nesta seção também serão apresentados alguns gráficos correspondentes à representação do conjunto de dados em um espaço bidimensional para facilitar a visualização do conjunto de dados e análise dos resultados. A Figura 87 apresenta a visualização bidimensional do conjunto de dados de cargas que foi criado, sendo possível observar que se pode realizar a segmentação das cargas.

Através da Figura 87 é possível perceber que existem amostras agrupadas da mesma classe e que são bem separadas das demais, como o chuveiro elétrico (amarelo escuro que se encontra no canto superior direito do gráfico) ou o ar condicionado (verde claro que se encontra perto das coordenadas [0.4 0.95]). Também existem amostras de

algumas classes muito próximas de outras, que pode dificultar a classificação correta pelos algoritmos de classificação, conforme pode-se observar na Figura 88. No Apêndice G são apresentados os gráficos bidimensionais para a visualização de outras dimensões do conjunto de dados proposto.

Na fase de avaliação experimental foi também utilizado outro recurso chamado Análise de Componente Principal (PCA - Principal Component Analysis), para que os algoritmos de reconhecimento de padrões com comportamento linear possam melhorar a precisão. Este método analisa a base de dados com o objetivo de reduzir a sobreposição entre as classes. Tal técnica também é conhecida como Transformada Karhunen-Loève (KLT) ou Transformada Hotelling. Toda a formulação matemática é encontrada em [88]. A subseção a seguir apresenta os resultados e comparações entre os algoritmos de reconhecimento de padrões.

FIGURA 87 – REPRESENTAÇÃO DO CONJUNTO DE DADOS EM 2D.

FIGURA 88 – REPRESENTAÇÃO AMPLIADA EM NA ÁREA TRACEJADA DA FIGURA 87.

5.2.2. Comparação entre os algoritmos de classificação de padrões

Com a criação do conjunto de dados, os algoritmos foram comparados e alguns conceitos serão utilizados, como ferramentas de comparação que são as fronteiras de decisão, matriz de confusão, exatidão do método e o tempo computacional.

A linguagem implementada nesta etapa de comparação entre os algoritmos de classificação de padrões foi o python, com a biblioteca scikit learn [111]. A descrição da implementação de cada algoritmo escolhido para a comparação é apresentada a seguir.

a) Descrição da implementação dos algoritmos de classificação de padrões

OPF

A OPF foi escolhida pela simplicidade de implementação e flexibilidade de uso, ou seja, a OPF funciona sem se preocupar com muitos parâmetros de ajuste do algoritmo em conjuntos de dados. Na implementação da OPF foi escolhida a função métrica euclidiana e a função de árvore gerador mínima escolhida foi a djikstra.

MLP

A rede neural perceptron multicamadas implementada, possui 10 camadas escondidas e o máximo de iterações escolhido foi de 200. O processo de implementação possui a função de *back propagation*.

SVM

O algoritmo SVM escolhido para a comparação possui o núcleo baseado na função de base radial (RBF - Radial Basis Function), do tipo gaussiano, sendo o núcleo RBF considerado o melhor para situações de conjuntos de dados não lineares. Na implementação do SVM com núcleo RBF, existem duas variáveis de controle: A variável C e o parâmetro $gamma$. O parâmetro C , também chamado de fator de penalidade, confronta os erros de classificação com a simplicidade da superfície radial e é responsável proporcionalmente à singularidade na classificação de uma amostra. O parâmetro $gamma$ determina o quanto cada amostra pode influenciar na criação da função radial e é diretamente proporcional com a interferência de todos os pontos no processo de criação das funções radiais e na classificação de uma amostra. Na implementação realizada no projeto, tem-se:

$$C = 50 \text{ e } gamma = 2.5$$

KNN

O algoritmo de classificação baseado no vizinho mais próximo é um tipo de aprendizagem baseado em instâncias ou de aprendizado não generalizado, ou seja, não existe a construção de um modelo interno generalizado no processo de treinamento. O método simplesmente armazena as instâncias dos dados de treinamento. A classificação é obtida pela maioria das classes dos vizinhos mais próximos, de acordo com o grau de vizinhança (grau k). Na implementação, foi utilizado a implementação do classificador radial de vizinhança mais próxima, no qual a função métrica euclidiana é a utilizada para o cálculo da distância entre a amostra a ser classificada e os k -vizinhos mais próximos.

Decision tree

O algoritmo de árvore de decisão utilizado neste trabalho é o CART (*Classification and Regression Trees* - Árvores de Classificação de Regressão). A representação da CART é análoga a uma árvore invertida, com a raiz no topo e nos extremos as folhas, conforme apresenta a Figura 89. Cada folha representa a classe de saída e cada nó corresponde a uma tomada de decisão. Na CART, para cada nó (covariável particular do conjunto de dados [112]), existem duas folhas (resultado de tomada de decisão), tendo-se assim o conceito de árvore binária.

Na construção do modelo de árvore de decisão, foi selecionado o grau de profundidade da árvore equivalente a 10. A árvore de decisão encontrada para o conjunto de dados do projeto se encontra no Apêndice.

FIGURA 89 – REPRESENTAÇÃO DE UMA ÁRVORE DE DECISÃO CART.

b) Fronteiras de decisão

As fronteiras de decisão são formas gráficas de apresentar as regiões nos quais os algoritmos separam as classes. Os limites entre as regiões (fronteiras) determinam até quanto as novas amostras “pertencem” ao grupo determinado, de acordo com o algoritmo de reconhecimento. A Figura 90 apresenta as fronteiras de decisão para cada método, com

ou sem PCA. Cada parte colorida apresenta a qual classe classificará, de acordo com as cores dos rótulos, como os da Figura 87.

FIGURA 90 – FRONTEIRAS DE DECISÕES DOS MÉTODOS ANALISADOS.

Através das fronteiras de decisão de cada método é possível observar que:

- A decomposição PCA faz uma rotação nos pontos, que realmente auxilia os métodos de reconhecimento de padrões com características lineares;

- O algoritmo DT (Árvore de Decisões) é puramente linear e não obtém um bom nível de precisão para o conjunto de dados proposto. A decomposição PCA aumentou a precisão do método DT, mas mesmo assim não foi tão preciso quanto os métodos KNN e OPF;
- O método MLP não obteve uma excelente precisão porque existem classes que estão muito próximas e até misturadas;
- O algoritmo SVM tem uma função de base radial, na qual o PCA não ajudou como o esperado e não obteve assim um bom nível de precisão;
- O método KNN (K=1) e o algoritmo OPF tiveram fronteiras de decisões quase idênticas, tal comportamento já tinha sido mencionado na seção 2.3.4. Para o conjunto de dados, estes foram os métodos mais eficientes na classificação das amostras.

c) Matriz de confusão

A matriz de confusão avalia a qualidade de saída de um classificador em relação ao conjunto de dados que está sendo analisado, apresentando o quanto o algoritmo de reconhecimento de padrões confunde uma classe, classificando-a erroneamente. Tipicamente, a matriz de confusão é de dimensão ($m \times m$) no qual m é o número de rótulos (classes) definido no conjunto de dados. A matriz diagonal principal representa o número de amostras que foram analisadas e que foram classificadas corretamente, enquanto os números que estão fora da diagonal principal representam os dados que foram rotulados erroneamente pelo algoritmo de reconhecimento de padrões.

Uma das características mais importantes da matriz de confusão é contabilizar os erros de comissão (também conhecidos como erros de inclusão, que são as amostras que não pertencem a uma classe e foram classificadas dentro dela) e erros de omissão (amostras que pertencem a uma classe e não foi assinalada corretamente nela).

Com a matriz de confusão é possível calcular o índice de precisão (exatidão do método) do total, como também o erro de índice global, o índice Kappa e Tau. Neste caso, os algoritmos de reconhecimento de padrões foram comparados e as matrizes de confusão são apresentadas de forma gráfica, conforme indica a Figura 91.

FIGURA 91 – MATRIZES DE CONFUSÃO DOS ALGORITMOS DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES ANALISADOS.

Através das matrizes de confusão, é possível verificar que os métodos KNN ($K=1$) e OPF apresentam todas as amostras dentro da diagonal principal, desta forma são os métodos que mais acertaram na classificação de padrões. A árvore de decisão apresentou um número alto de acertos também, porém apresentou alguns pontos fora da diagonal principal, desta forma errou algumas classificações, apresentando assim falso-positivos. Os métodos MLP e SVM, bastante utilizados na literatura, não apresentaram uma boa precisão para este conjunto de dados.

d) Exatidão e tempo computacional

Os métodos também foram comparados em relação ao tempo computacional e pela exatidão. O tempo computacional leva em consideração o tempo médio de execução de 15 vezes para cada método, atribuindo aleatoriamente 70% do conjunto de dados para o treinamento e 30% para usar como amostras a serem classificadas. Foi utilizado um Ultrabook emulando Linux com dois núcleos do processador i5 de terceira geração (modelo i5-3317U) e memória de 2GB. A exatidão do método leva em consideração os cálculos de erros e acertos das matrizes de confusão, também com 15 simulações sendo realizadas com dados aleatórios do conjunto de dados. A Tabela VIII apresentam os resultados.

TABELA VIII - TABELA DE RESULTADOS DOS MÉTODOS POR TEMPO DE EXECUÇÃO E EXATIDÃO.

Método	Exatidão (s)	Tempo médio de execução do treinamento (s)	Tempo médio de execução da classificação (s)	Tempo médio de execução de classificação de uma amostra (s)
OPF	0.9982+/-0.0014	9.7074+/-1.0983	4.8087+/-0.2339	0.0048+/-0.0146
OPF (PCA)	0.9971+/-0.0005	9.5534+/-1.2298	3.8482+/-0.3801	0.0033+/-0.0101
MLP	0.8875+/-0.1192	8.2209+/-1.3394	0.0883+/-0.0127	0.0377+/-0.0114
MLP (PCA)	0.9122+/-0.0738	7.9821+/-1.2287	0.1179+/-0.0101	0.0389+/-0.0093
SVM	0.9098+/-0.0382	0.0578+/-0.0092	0.1175+/-0.0285	0.0459+/-0.0193
SVM (PCA)	0.9152+/-0.0302	0.0681+/-0.0083	0.0994+/-0.0184	0.0567+/-0.0115
KNN	0.9987+/-0.0011	Não existente	0.0399+/-0.0093	0.0073+/-0.0018
KNN (PCA)	0.9988+/-0.0009	Não existente	0.0384+/-0.0083	0.0101+/-0.0077
DT	0.9161+/-0.0228	0.0145+/-0.0098	0.0297+/-0.0018	0.0160+/-0.0088
DT (PCA)	0.9227+/-0.0294	0.0271+/-0.0081	0.0108+/-0.0022	0.0073+/-0.0010

Pela Tabela VIII pode-se dizer que:

- A exatidão dos métodos OPF e KNN é mais alta do que os métodos MLP, DT e SVM. Vale ressaltar que os melhores métodos não são lineares;
- Os métodos MLP e OPF são os menos eficientes (os tempos computacionais são maiores) que os outros no processo de treinamento e o KNN é o mais eficiente, por não existir a etapa de treinamento;
- No processo de classificação, o método OPF teve o maior tempo computacional e o DT o menor;
- No processo de classificação de cada amostra o MLP teve o maior tempo computacional e os métodos KNN e OPF apresentaram-se como os mais rápidos.

Analisando todos os resultados apresentados nas Figuras 90 e 91 e na Tabela VIII, pode-se concluir que os métodos OPF e KNN possuem os melhores níveis de classificação (ou seja, são mais eficazes) e o KNN apresentou como o algoritmo mais rápido (mais eficiente) levando sempre em consideração o conjunto de dados proposto. Ao analisar as matrizes de confusão, as fronteiras de decisão e os valores médios das amostras no conjunto de dados agrupados pelas classes, é possível ver que algumas confusões na classificação podem acontecer principalmente por apresentarem dados muito próximos. Os erros mais prováveis e comuns são:

Lâmpadas incandescentes, TV LCD e TV de Plasma: a lâmpada incandescente sem dimmer tem um comportamento puramente resistivo, então os fatores de potência, não linearidade e reatividade serão próximos do valor unitário. No caso das TVs LCD e de Plasma existe um circuito de correção de fator de potência e assim os fatores são quase unitários, dando assim uma possível possibilidade para classificação errada. A Figura 92 apresenta a região de fronteira ampliada destas classes utilizando o classificador KNN e o DT, neste caso o classificador KNN obteve uma alta exatidão e o DT obteve uma

exatidão menor. Essa diferença é justificável porque o DT é um algoritmo com comportamento linear, ele corta a região de fronteira em cortes verticais e horizontais. Já a base de dados não é linear, possui dados não agrupados por classes distintas, como pode-se perceber que existem amostras de TV LCD perto da TV Plasma e abaixo da Lâmpada incandescente.

FIGURA 92 – FRONTEIRAS DE DECISÃO PARA AS CLASSES DE TV LCD, TV DE PLASMA DE LÂMPADA INCANDESCENTE.

Lâmpada incandescente com dimmer e lâmpada fluorescente: o uso do dimmer nas lâmpadas incandescentes faz com que os fatores caiam consideravelmente. Com os baixos valores do fator de potência e de não linearidade, alguns classificadores podem confundir essas duas classes;

Forno elétrico e portão automático de garagem: os fatores e as potências entre essas duas classes são muito próximos, conforme se apresenta a Tabela VII, desta forma alguns métodos podem confundi-los. O mesmo acontece entre o micro-ondas e o aspirador de pó, a carga RL 1 e a máquina de lavar e entre as lâmpadas de vapor de mercúrio, de vapor de sódio e a mista.

Portanto, alguns classificadores apresentam diferentes exatidões justamente pela proximidade dos valores e o sistema híbrido (de reconhecimento de padrões com a assinatura de potências) pode ajudar na melhoria da exatidão e será apresentado na próxima subseção.

5.2.3. Técnica NILM com reconhecimento de padrões

Como apresentado em 2.5, existem certas características da potência das cargas residenciais em função do tempo, desta forma pode-se concluir que nem todos os equipamentos apresentam potência constante durante o tempo de funcionamento. Assim, é possível encontrar na literatura diversos estudos que envolvem o conceito de assinatura de potência das cargas [44, 45, 50]. Os tipos de eventos que foram apresentados na Figura

17 definem as características dos equipamentos e tais informações foram agregadas à base de dados proposta para a classificação de padrões. Desta forma, as classes correspondentes às cargas utilizadas nas simulações receberam mais um atributo com os valores apresentados na Tabela IX.

Este novo atributo ao conjunto de dados é do tipo “não numérico” e não é utilizado para compor o espaço multidimensional, portanto não corresponde a um valor de entrada para o cálculo de distância do algoritmo de reconhecimento de padrões. Desta forma o atributo de características da potência durante o funcionamento do equipamento serve como filtro ao classificador, após a execução de um algoritmo que detecta a assinatura de potência da carga.

O algoritmo proposto é apresentado nas Figuras 18, 19 e 20 e foi implementado no simulador PSIM, utilizando também os dados das cargas que foram coletados e cedidos gentilmente por [44] e foi simulando um dia de uso de alguns equipamentos, conforme apresenta a Tabela X. Tal simulação obteve acerto em todas as detecções, considerando o comportamento variável de potência e que possam existir diversos equipamentos ligados ao mesmo tempo.

TABELA IX - LISTA DE CARGAS E EVENTOS CARACTERÍSTICOS DE POTÊNCIA (DE ACORDO COM A FIGURA 17).

Eletrodoméstico	Evento	Eletrodoméstico	Evento
1 Lâmpada incandescente	A	19 Lâmpada de sódio	D
2 Ar condicionado	B	20 Secadora de roupas regulável	E
3 Refrigerador	E	21 Refrigerador regulável	E
4 Micro-ondas	B	22 Liquidificador	B
5 TV CRT	A	23 Fazedor de pães	A
6 TV LCD	A	24 Computador pessoal	E
7 TV de Plasma	A	25 Lâmpada compacta	A
8 Chuveiro Elétrico	A	26 Processador de alimentos	B
9 Carga RL 1	A	27 Freezer	E
10 Carga não linear 1	A	28 Forno elétrico	A
11 Carga não linear 2	A	29 Portão de garagem	A/E
12 Carga RL 2	A	30 Laptop	E
13 Ferro de passar	D	31 Monitor LCD	A
14 Máquina de lavar roupas	B	32 Secadora de roupas	B
15 Secador de cabelos	B	33 Refrigerador regular	E
16 Lâmpada fluorescente	D	34 Aspirador de pó	E
17 Lâmpada mista	D	35 Máquina de lavar roupas	B
18 Lâmpada de mercúrio	D		

TABELA X - SIMULAÇÃO DE UM DIA DE UMA RESIDÊNCIA.

Carga	Horário em que foi “ligado”	Tempo total de uso
--------------	------------------------------------	---------------------------

Chuveiro elétrico	07:15 e 19:40	00:20 e 00:15
Ar condicionado	22:00	08:00
TV CRT	12:15 e 18:15	01:00 e 05:00
Refrigerador	Todo o dia	00:30 a cada ciclo
Freezer	Todo o dia	00:20 a cada ciclo
Ferro de passar roupas	18:30	00:15
Lâmpada incandescente de 100W	18:30	05:30
Lâmpada incandescente de 60W	19:00	04:30
Lâmpada compacta	07:10 e 19:35	00:40 e 00:30
Computador pessoal	21:00	02:00
Notebook	19:00	04:00
Micro-ondas	07:45	00:05
Máquina de lavar roupas	13:00 (Sábado)	02:00

Nas simulações, feitas em PSIM, foram também inseridas a um banco de dados, as informações do funcionamento dos equipamentos durante o tempo de execução e serviu de base para a validação da interface do sistema do medidor inteligente apresentado no Capítulo 3. A Figura 93 apresenta as potências da CPT no tempo de simulação, de acordo com as Tabelas IX e X e o reconhecimento das cargas, de acordo com a classe que o algoritmo identificou.

No primeiro equipamento ligado, é aguardado a identificação da rampa de potência ativa e é feito o reconhecimento de carga. O sistema armazena em vetores as informações das parcelas de potências da CPT e a forma de onda da corrente. A cada novo reconhecimento, o sistema armazena em um vetor a forma de onda equivalente à diferença da corrente no momento do reconhecimento com a soma das formas de onda de corrente armazenadas dos equipamentos ligados. A cada equipamento desligado, é aguardado um momento de estabilização de rampa de potência ativa, são comparadas as diferenças de potência com a potência de cada equipamento e o sistema realiza o reconhecimento de carga para o desligamento.

O sistema reconheceu os equipamentos ligados e desligados na simulação, sem erros, até o limite de sete cargas ligadas ao mesmo tempo, como nota-se na Figura 93 (b).

Juntamente ao sistema de reconhecimento, existe o armazenamento de dados no qual o protótipo do medidor inteligente realiza o reconhecimento da carga e envia as informações a um banco de dados local, sendo possível também enviá-las à concessionária. Informações de consumo de energia elétrica e de qualidade de energia elétrica são enviadas à base de dados, a cada minuto, seguindo normas estabelecidas [113-115] para os medidores elétricos inteligentes.

FIGURA 93 – COMPORTAMENTO DIÁRIO SIMULADO NO SOFTWARE PSIM.

5.2.4. Resultados experimentais

Para os resultados experimentais foi necessária a inserção de mais amostras de equipamentos na base de dados. Desta forma, serão apresentadas as medições de equipamentos, bem como os resultados na interface do medidor.

A base de dados criada na fase de simulação foi utilizada e aumentada com amostras da fase experimental, dando maior conhecimento ao algoritmo de reconhecimento de padrões. Assim sendo, foi conectado o protótipo a um ponto de conexão de equipamentos e o reconhecimento foi realizado em etapas de equipamentos isolados e também na situação em que dois ou mais equipamentos estavam ligados. Outros equipamentos também foram adicionados à base de dados, que na fase de simulação não tinham sido medidos e treinados.

A fase experimental considerou também os 35 equipamentos para a análise e classificação, o Apêndice D apresenta alguns resultados sobre a aquisição e medição dos equipamentos, de classe 1 a classe 35, que foram apresentados em 5.2.1.

A seção a seguir apresentará os resultados da desagregação de cargas, utilizando a técnica NILM com o algoritmo de reconhecimento de padrões.

5.2.5. Aprimoramento e acréscimo da base de dados

Inicialmente, na fase de simulações e validação da metodologia de reconhecimento de cargas, foram apresentadas 35 classes de equipamentos e quatro atributos (Potência Ativa, Fator de potência, Fator de reatividade e Fator de não linearidade) a cada amostra.

Na fase experimental, procurou-se adicionar mais classes de equipamentos, atendendo a uma gama maior de eletrodomésticos.

Portanto, foram adicionadas as seguintes classes, que foram medidas com o protótipo:

- 36 **Ferro de solda 40W:** Ferro de solda com estação de bancada, com o valor nominal de 40 watts.
- 37 **Ventilador de coluna e de mesa:** Foram testados três ventiladores, nos quais possuem regulagem de velocidade. As formas de onda se assemelham as da Figura 94 em todas as velocidades.

- 38 **Bebedouro:** O bebedouro de água possui comportamento semelhante a uma geladeira, mas os ciclos são variáveis, de acordo com a retirada da água do reservatório de resfriamento.
- 39 **Impressora a laser:** A impressora a laser possui basicamente duas fases, a de aquecimento e a de estampagem da folha. As duas fases estão apresentadas na Figura 94 e também foram armazenadas na base de dados.
- 40 **Sanduícheira:** A sanduícheira possui um controle liga/desliga, ou seja, tem dois estágios de funcionamento para o controle de temperatura. Tal comportamento é semelhante ao forno elétrico, no qual possui estágio ligado e desligado.
- 41 **Carregador de tablet / celular:** os carregadores de celulares e tablets consomem pouca energia e possui comportamento semelhante em todos os casos.
- 42 **Pistola de cola quente:** A pistola de cola quente possui comportamento resistivo e de baixa potência, como apresenta a Figura 94.
- 43 **Serra Tico-tico:** A serra tico-tico possui um comportamento conforme a Figura 94, na qual, dependendo do torque e pressão, aumenta o pico de corrente, mas o comportamento característico se mantém próximo aos valores apresentados na Tabela VII.
- 44 **Panela de arroz elétrica:** A panela de arroz elétrica possui duas fases, a de preparação de arroz e de manutenção da temperatura, em ambas fases, o comportamento é resistivo. A primeira fase possui uma potência de cerca de 375 watts e na segunda fase possui potência de 35 watts.
- 45 **Prancha alisadora de cabelos:** a prancha alisadora cerâmica para cabelos possui característica resistiva, conforme apresentada na Figura 94.
- 46 **Espremedor de frutas:** O espremedor de frutas apresenta uma característica conforme a Figura 94. De acordo com a pressão aplicada, o pico de corrente cresce, mas a característica das potências se mantém proporcionais.

A Figura 94 apresenta as formas de onda dos equipamentos adicionados e a Tabela XI apresenta os dados médios dos atributos.

FIGURA 94 – FORMAS DE ONDA DA TENSÃO FORNECIDA E DAS CORRENTES DE CADA EQUIPAMENTO.

A Tabela XI apresenta os atributos de cada classe à base de dados.

TABELA XI - VALORES MÉDIOS DAS MEDIÇÕES DOS ELETRODOMÉSTICOS.

Classe (equipamento)	A (VA)	PF	QF	VF	Evento Figura 17
36 (Ferro de solda 40W)	37,30	0,991	0,995	0,995	A
37 (Ventilador de coluna e de mesa)	45,98	0,963	0,969	0,993	A
38 (Bebedouro)	90,32	0,680	0,848	0,802	B
39 (Impressora a laser)	156,02	0,718	0,834	0,861	F
40 (Sanduicheira)	728,93	0,991	0,995	0,996	A
41 (Carregador de tablet / celular)	09,55	0,823	0,949	0,867	E
42 (Pistola de cola quente)	19,19	0,990	0,993	0,996	A
43 (Serra Tico-tico)	184,33	0,934	0,959	0,974	E
44 (Panela de arroz elétrica)	733,59	0,993	0,999	0,994	A
45 (Prancha alisadora)	102,39	0,984	0,998	0,996	A
46 (Espregador de frutas)	421,49	0,670	0,711	0,943	B

Após a extensão da base de dados, o protótipo foi colocado em um ponto comum de conexão de diversos eletrodomésticos e, a seguir, será apresentado um demonstrativo de funcionamento.

O protótipo possui um software dedicado que é responsável pela detecção dos equipamentos, de funcionalidade como medidor de QEE e também de um medidor de consumo de energia elétrica. Desta forma, a cada minuto, são armazenadas ao banco de dados as informações de consumo da energia elétrica, de valores eficazes de tensão e corrente, de indicadores da CPT e de QEE.

Inicialmente o sistema considera a condição inicial, quando não existem eletrodomésticos ligados. A Figura 95 apresenta a condição inicial da tensão e corrente instantânea. Neste caso, o sinal em azul corresponde à tensão fornecida pela rede de energia elétrica.

FIGURA 95 – LEITURAS INSTANTÂNEAS DE TENSÃO E CORRENTE (AZUL – TENSÃO / LARANJA – CORRENTE).

Mesmo aparentemente a corrente estando em zero, a placa de aquisição construída apresenta pequenos valores de ruído, que não ultrapassam o valor de 3,5 VA, conforme apresenta a Figura 96. Esses valores são removidos via software e percebe-se que o valor do ruído, utilizando a decomposição pela CPT, vem majoritariamente de componentes harmônicos provenientes de alta frequência.

FIGURA 96 – RUIDOS PROVENIENTES DA PLACA DE CONDICIONAMENTO DE SINAIS.

A correção dos ruídos, utilizando a decomposição da CPT, fica simples para a potência ativa e reativa, conforme apresenta a Figura 96, a potência residual foi corrigida levando em consideração o comportamento do ruído, que são normalmente maiores no horário entre 06:00 e 12:00 e menores entre 12:00 e 18:00, entre 18:00 e 06:00, o valor crescente tende a uma linearidade.

Com a correção dos ruídos por software, são consideradas somente as parcelas de potências do primeiro equipamento ligado. Após a conexão do primeiro equipamento, existe o início da detecção utilizando o algoritmo de reconhecimento de padrões com a assinatura de potência. No caso analisado, o primeiro equipamento conectado foi um notebook, que possui a seguinte forma de onda de corrente e decomposição harmônica ($DHT_i = 124,9\%$) conforme apresenta a Figura 97.

FIGURA 97 – FORMAS DE ONDA DE TENSÃO E CORRENTE E FFT DA CORRENTE QUANDO EXISTE UM NOTEBOOK LIGADO.

O notebook possui um comportamento do tipo (E), conforme a Tabela IX, então o procedimento é aguardar a estabilidade da potência para a detecção. No momento da detecção o notebook pode se encontrar em três tipos de consumo elétrico: quando está carregando a bateria, quando a bateria já está carregada e quando o computador está em alto nível de processamento. Neste caso de resultados, a condição é de conexão na tomada na qual está sendo carregada a bateria do notebook e também utilizando alto nível de processamento.

No momento da estabilidade da potência, os valores dos atributos para a classificação da amostra são:

$$P = 30,078596; PF = 0,930202; QF = 0,969487; VF = 0,959477$$

O algoritmo 1NN detecta como o rótulo dessa amostra a classe número 30, ou seja, detectou com exatidão que se tratava de um notebook. O momento da detecção é assinalado na Figura 98. No momento da detecção o medidor armazena no banco de dados a informação da classe, a data e hora de início de funcionamento ou operação. Também, via software, um ciclo de aquisição de corrente é salvo em um vetor.

FIGURA 98 – INSTANTE DA ESTABILIZAÇÃO E DA DETECÇÃO DO EQUIPAMENTO.

Após o momento de detecção o algoritmo continua calculando os indicadores e enviando a cada minuto informações de consumo, neste caso, no minuto foram consumidos 0,00052 kWh. Informações do valor eficaz de tensão e corrente também são armazenados pelo medidor, neste momento as medições indicaram tensão eficaz de 123,56 V e corrente de 0,2433 A. Informações complementares, como o custo da energia, tensão e corrente instantânea, decomposição harmônica e outros, são obtidos por cálculos ou por correlações com as informações salvas.

A Figura 98 também permite observar que o notebook possui uma assinatura de potência com níveis altos de variações no valor da potência, o algoritmo de detecção

observa sempre a variação de potência e, com a estabilidade, verifica a necessidade de classificar um novo equipamento. Assim, quando existe uma variação fora do esperado em relação a potência, existe uma nova classificação. Neste exemplo, é ligado um ventilador. A Figura 99 apresenta a forma de onda da tensão e corrente no instante em que existe o notebook e ventilador ligados.

FIGURA 99 – FORMA DE ONDA DA TENSÃO E CORRENTE E DECOMPOSIÇÃO HARMÔNICA DA CORRENTE QUANDO O VENTILADOR E NOTEBOOK ESTÃO LIGADOS.

Existe uma variação considerável na potência ativa, tendo esta aumentado em cerca de 30 watts. Desta forma inicia-se o processo de detecção de um novo equipamento. Verifica-se, neste caso que existe uma oscilação conhecida do notebook e uma estabilidade no valor da potência ativa, sendo assim um equipamento caso (A). Neste caso, a forma de onda atual da corrente é subtraída daquela armazenada anteriormente e realiza-se o cálculo dos atributos para serem classificados. Os atributos calculados foram:

$$P = 35,62980; PF = 0,943336; QF = 0,950183; VF = 0,992812$$

O algoritmo de classificação de padrões rotulou a amostra como classe 37, tendo novamente exatidão na identificação. Após a classificação, os dados de qual equipamento junto com a data e hora em que foi ligado, são enviados ao banco de dados. O vetor do ciclo de corrente é atualizado para o estado do último ciclo.

A Figura 100 indica o momento no qual a classe 37 (ventilador) foi detectado.

FIGURA 100 – MOMENTO DA IDENTIFICAÇÃO DO SEGUNDO EQUIPAMENTO, UM VENTILADOR.

O momento no qual um equipamento é desligado também passa pela análise do algoritmo. Neste caso o ventilador foi desligado e houve variação de potência ativa de cerca de 35 watts. O algoritmo aguarda a estabilidade da potência, verifica que um equipamento do tipo (A) foi desconectado. Após isso o sistema subtrai do vetor da forma de onda salva na última detecção a forma de onda da corrente atual, calcula os indicadores e obtém os seguintes atributos:

$$P = 34,92734; PF = 0,949376; QF = 0,952754; VF = 0,996329$$

O algoritmo KNN utiliza a amostra dos atributos e classifica a amostra como classe 37, tendo exatidão na classificação. O medidor atualiza no banco de dados as informações do equipamento, assinalando a data e hora do desligamento. O vetor do ciclo de corrente é atualizado para o estado atual. A Figura 101 indica o momento no qual houve o desligamento do ventilador.

FIGURA 101 – RECONHECIMENTO DO DESLIGAMENTO DO VENTILADOR.

Por fim, o notebook foi desconectado da tomada, houve outra alteração na potência. A alteração é para o valor próximo a zero e o sistema já reconhece aquele que estava ligado e atualiza as informações de hora e data de desligamento do equipamento no banco de dados. O instante de desligamento é apresentado na Figura 102.

FIGURA 102 – MOMENTO DE RECONHECIMENTO DE DESLIGAMENTO DE TODAS AS CARGAS.

O tempo total de funcionamento é apresentado na Figura 103, as potências da CPT neste período na Figura 104 e os equipamentos reconhecidos na Figura 105.

FIGURA 103 – CONSUMO (EM kWh) DURANTE O TEMPO DE FUNCIONAMENTO DOS EQUIPAMENTOS.

FIGURA 104 – COMPORTAMENTO DAS PARCELAS DE POTÊNCIA DA CPT NO TEMPO DE FUNCIONAMENTO DOS EQUIPAMENTOS.

FIGURA 105 – RECONHECIMENTO DOS EQUIPAMENTOS ATRAVÉS DO TEMPO DE FUNCIONAMENTO DOS EQUIPAMENTOS.

É possível perceber pela Figura 105 que houveram equívocos na classificação neste período, pois a oscilação durante o funcionamento do notebook ativou em alguns momentos a classificação equivocada da classe 16 (Lâmpada Fluorescente). A Lâmpada Fluorescente possui uma potência baixa e a variação maior que 10 watts faz o sistema classificar no caso de estabilidade, mas no nível de decréscimo o sistema tenta corrigir o

equivoco. Nesta análise feita, das 08:10 até as 00:00, o sistema reconheceu o notebook 11 vezes, pela oscilação típica do caso (E). O sistema também reconheceu uma vez o ventilador e duas vezes a lâmpada fluorescente, inexistente. Desta forma, de 14 classificações, o algoritmo teve uma exatidão de 92,86%, porém o erro comprometeu em 3,4% o erro no consumo do equipamento. Tal erro acontece sobretudo em equipamentos que possuem características de assinatura de potência do tipo e) e f).

Diversos outros testes foram feitos para reconhecimento de um ou mais equipamentos, mas todos seguem o formato apresentado no caso citado acima e o algoritmo apresentado em 2.5.

A taxa de acerto dos algoritmos em relação à identificação de cargas reduz ao decorrer da quantidade de cargas não lineares e na existência de cargas com potência alta. Para melhorar, é necessário um conversor Analógico-Digital com melhor resolução e placas de condicionamento de sinais sem ruído. Em situações experimentais, houve o limiar de até sete cargas conectadas simultaneamente com a garantia na taxa de acerto do algoritmo de classificação de padrões.

Destaca-se que, na existência de interrupção da energia elétrica, os equipamentos que estavam identificados no estado “ON” são mantidos na lista de equipamentos previamente identificados e, com o reestabelecimento da energia elétrica, realiza-se a identificação para a conferência das cargas que estavam ligadas, juntamente àquelas com possibilidade de terem sido ligadas junto ao reestabelecimento de energia elétrica.

Com a desagregação de cargas, o medidor já é denominado como cognitivo. Para torna-lo útil ao consumidor, foi também implementada a interface de visualização de dados, que será apresentada a seguir.

5.3. Sistema do medidor inteligente cognitivo

O núcleo principal do sistema é responsável pela aquisição da tensão e corrente, cálculo dos indicadores da CPT e de QEE, reconhecimento de cargas e armazenamento de todas as informações a um banco de dados em MySQL. Adicionalmente foi implementado um sistema ao medidor responsável pela interface homem-máquina. A interface foi desenvolvida em PHP com Java e a sua execução é realizada no próprio dispositivo embarcado. O acesso a esta interface é realizado por meio do acesso à rede sem fio local, onde o medidor é conectado. O Apêndice E apresenta a estrutura do Banco de Dados utilizado no projeto, em que são armazenados todos os dados de consumo, dos

indicadores e dos equipamentos ligados. A subseção a seguir apresentará a interface criada para o consumidor.

5.3.1. Apresentação da interface

Para a apresentação da interface, foi criada uma concessionária fictícia com o logotipo apresentado na Figura 106.

FIGURA 106 – LOGOTIPO DA EMPRESA FICTÍCIA UTILIZADA NO PROJETO.

O sistema possui acesso controlado por senha, para a segurança dos dados. Após o acesso controlado, o sistema oferece diversas opções de relatórios e funcionalidades. Assim apresenta uma interface como apresentada na Figura 107.

FIGURA 107 – INTERFACE INICIAL DO CONSUMIDOR.

As opções do sistema são:

- Relatórios do perfil de consumo, de equipamentos e potências;

- Relatório da forma de onda da tensão e corrente instantânea e também da decomposição harmônica;
- Apresentação dos indicadores de continuidade e qualidade da energia fornecida;
- Previsão de consumo no mês, baseada no comportamento de consumo do consumidor;
- Previsão de tempo e eventos para a geração fotovoltaica;
- Sugestões de economia de energia, através do comportamento do consumidor;
- Segunda via da conta, recursos futuros, contato à concessionária, entre outros.

A subseção a seguir apresenta os resultados da interface com o medidor funcionando.

5.3.2. Resultados experimentais

Relatórios de consumo, de equipamentos e potências da CPT

Nesta opção de relatório, o consumidor pode analisar informações do consumo de energia elétrica, quais equipamentos consumiram, o custo da energia e as potências, em período diário, semanal, mensal e anual.

A Figura 108 apresenta o relatório de consumo nas últimas 24 horas. Os dados em consumo são em Quilowatt hora por minuto (kWh/m). Desta forma o consumidor pode observar os horários do dia nos quais se utilizou mais energia elétrica.

FIGURA 108 – CONSUMO DA ENERGIA ELÉTRICA NO INTERVALO DE 24 HORAS.

A Figura 109 apresenta o consumo por equipamentos no período de 24 horas.

FIGURA 109 – CONSUMO POR EQUIPAMENTO NO INTERVALO DE 24 HORAS.

A Figura 110 apresenta os custos com a energia elétrica, seguindo a tabela de tarifação horo-sazonal. A Figura 111 apresenta as parcelas de potência da CPT no período de 24 horas. Abaixo de cada gráfico existe a mini visualização, na qual permite ao consumidor ampliar e obter informações mais detalhadas do gráfico, como apresenta a Figura 112.

FIGURA 110 – GASTOS FINANCEIROS COM A ENERGIA ELÉTRICA NO PERÍODO DE 24 HORAS.

FIGURA 111 – POTÊNCIAS DA CPT NO PERÍODO DE 24 HORAS, AO DECORRER DO USO DE EQUIPAMENTOS.

FIGURA 112 – GRÁFICO DO COMPORTAMENTO DAS POTÊNCIAS DA CPT NO PONTO DE MEDIÇÃO DURANTE UM PERÍODO DE 24 HORAS E COM AMPLIAÇÃO DE UM PERÍODO ESPECÍFICO.

Gráficos de tensão e corrente

É possível obter neste item do sistema a visualização da forma instantânea de tensão e corrente no medidor, o valor eficaz da tensão e corrente e também a decomposição harmônica da tensão e corrente na medição atual. Os valores eficazes de tensão e corrente podem ser visualizados em período diário, semanal, mensal e anual.

A Figura 113 apresenta o gráfico que o sistema apresenta para a tensão e corrente instantânea.

FIGURA 113 – VALORES DA FORMA DE ONDA DA TENSÃO E CORRENTE EM UM DETERMINADO MOMENTO.

A Figura 114 apresenta os valores eficazes de tensão e corrente no período das últimas 24 horas.

FIGURA 114 – VALORES EFICAZES DE TENSÃO E CORRENTE NO PERÍODO DE 24 HORAS.

Uma das vantagens do gráfico dos valores eficazes é a monitoria da continuidade de tensão, pois é possível observar momentos no dia / semana / mês em que aconteceram a interrupção da energia elétrica, conforme o ocorrido no dia 05 de maio de 2016, na cidade de Bauru, onde houve uma interrupção de energia e então uma fase apresentou por quase duas horas o valor de tensão eficaz próximo a 30 volts, conforme apresenta a Figura 115.

FIGURA 115 – EVENTO DE INTERRUPTÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.

A Figura 116 apresenta a decomposição harmônica do valor atual de tensão, utilizando a transformada rápida de Fourier.

Indicadores de continuidade de fornecimento de energia elétrica

Nesta tela da interface, uma tabela com os valores apurados dos indicadores de continuidade é apresentada, conforme apresenta a Figura 118.

Indicadores de continuidade de fornecimento de energia (segundo o PRODIST8):

Indicador	Período	Padrão	Apurado
DIC	Mensal	4.71	0
DIC	Trimestral	9.43	3.25
DIC	Anual	18.86	213.13
FIC	Mensal	3.11	0
FIC	Trimestral	6.22	10
FIC	Anual	12.45	195
DMIC	Mensal	2.6	0
DICRI	Mensal	12.22	-
DEC	Mensal	calculaDEC();	-
FEC	Mensal	calculaFEC();	-

Indicador	Nº amostras	Tensão Adequada	DRP (Precário)	DRC (Crítico)	Interrupção
Valor	11437	98.81 %	1.14 %	0.05 %	0 %

FIGURA 118 – INDICADORES DE CONTINUIDADE DE FORNECIMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA.

Tais indicadores apresentam informações mais detalhadas do que a prevista na conta de energia elétrica, como a porcentagem de falta de energia em um período semanal. Assim como os indicadores de continuidade, o sistema também apresenta o indicador de distorção harmônica (DTT) e os limites para cada ordem harmônica, segundo o PRODIST 8. A Figura 119 exibe a forma de onda da tensão, a decomposição harmônica e a tabela com o DTT e os limites por ordem harmônica.

FIGURA 119 – INDICADOR DE DISTORÇÃO HARMÔNICA DE TENSÃO TOTAL E POR ORDEM HARMÔNICA.

Previsão de consumo no mês

A Figura 120 apresenta o gráfico de previsão de consumo para o mês, utilizando a técnica TDNN.

FIGURA 120 – PREVISÃO DE CONSUMO NO MÊS.

Portanto, todos os relatórios apresentados da Figura 108 até a Figura 120 são possíveis de serem obtidos pelo sistema e exibem soluções que o consumidor passe a ter consciência do consumo, gerenciar os gastos com energia elétrica e buscar meios de economizar a energia elétrica e também os custos com a energia elétrica, utilizando a possibilidade da tarifa branca como benefício próprio. A seção a seguir apresenta resultados sobre a técnica de gestão do SME.

5.4. Sistema de gerenciamento de um sistema de microgeração local fotovoltaica

5.4.1. Previsão de eventos

Essa parte do sistema segue a metodologia proposta no Capítulo 4. Foram criados algoritmos que receberão os parâmetros de potência vindos do painel fotovoltaico, informações da tarifação horo-sazonal, a porcentagem de carga da bateria e a potência que as cargas estão consumindo no momento. As Figuras 36 e 39 apresentaram os algoritmos criados que farão o envio dos parâmetros de controle ao sistema de microgeração de energia.

No algoritmo de reconhecimento de padrões, apresentado na Figura 36, viu-se a necessidade de se retirar o algoritmo de gestão do SME da estrutura de “loop eterno” e ser usado como um algoritmo a ser rodado em paralelo, sobretudo porque o software não

precisa ter a mesma dinâmica do código de aquisição e reconhecimento de equipamentos e de registros de consumo, exibidos na Figura 18. Desta forma, foi desenvolvido o código de gestão do SME de forma independente do código do NILM.

Pelo algoritmo da Figura 39 foram apresentadas estratégias diárias de gestão e tais podem ajudar na economia de energia elétrica, fazendo uso da previsão climática, da previsão de consumo no ponto de medição e determinar quando:

- Enviar energia vinda do SME para alimentar as cargas quando o preço da energia na rede for alto. É possível assim enviar energia do painel fotovoltaico se existir irradiação solar no dia e pela bateria;
- Enviar energia do SME para a rede se possível, usando a bateria (caso seja interessante) ou da energia vinda do painel fotovoltaico;
- Receber a energia da rede para alimentar a bateria;
- Não usar a energia do SME caso não esteja disponível (quando o dia estiver nublado ou em outros casos).

É possível criar estratégias de gerenciamento do consumo no dia, observando as condições climáticas e também observando o comportamento do consumidor. Ainda na Figura 39, o algoritmo capta o preço da energia elétrica no horário e atualiza as estratégias para o gerenciamento, buscando assim economizar energia e dinheiro. São enviados ao algoritmo da Figura 36 os parâmetros da condição climática, da radiação prevista no horário e a previsão do consumo das próximas horas. Dessa forma, para a análise da técnica, foi considerado que o sistema tenha criado a previsão do comportamento de consumo, conforme a Figura 121.

FIGURA 121 – PERFIL DE CONSUMO PREVISTO, ENCONTRADO EM SIMULAÇÃO.

Através das informações da Figura 121, são extraídos os consumos horários. Após traçar a previsão do perfil de consumo, tem-se as configurações do SME, de geração e de armazenamento de bateria, apresentadas nas Tabelas XII e XIII. Neste caso, foi considerado um banco de baterias de chumbo-ácido, com potência total de armazenamento equivalente a 1521 W. Os painéis fotovoltaicos, na soma, geram potência equivalente a 1440 W.

TABELA XII - CARACTERÍSTICAS DA BATERIA DE CHUMBO-ÁCIDO.

Parâmetro	Valor
Tensão de cada bateria	11,84 V
Capacidade de cada bateria	8,45 Ah
Número de baterias	15
Tensão total	177,6 V
Tipo de conexão entre as baterias	Série
Potência total de armazenamento	1521 W

TABELA XIII - CARACTERÍSTICAS DOS PAINÉIS FOTOVOLTAICOS, CONSIDERANDO IRRADIAÇÃO = 1000 W/m²

Parâmetro	Valor
Operação ótima de tensão (para cada módulo fotovoltaico)	29.6 V
Operação ótima de corrente (para cada módulo fotovoltaico)	8.11 A
Eficiência do módulo fotovoltaico	14.8%
Número de módulos fotovoltaicos	6
Tipo de conexão entre os módulos fotovoltaicos	Series
Tensão total	177.6V
Potência total que o sistema pode gerar	1440W

Junto às configurações, obtém-se a curva de geração na hipótese de um dia ensolarado e com irradiação equivalente a 1000 W/m² ao médio dia, conforme a Figura 122.

FIGURA 122 – CURVA DE GERAÇÃO EM UM DIA ENSOLARADO.

Com o perfil de geração durante o dia conhecido (Figura 122) e a previsão do perfil de consumo horário da residência (Figura 121), o algoritmo recebe da

concessionária o valor da tarificação horo-sazonal. Estes três parâmetros, apresentados na Tabela XIV, servem de entrada para o algoritmo, que inicia a estratégia horária conforme a Tabela XV. Neste caso também foi considerada a condição de bateria sem carga no início do dia.

TABELA XIV - PARÂMETROS ENVIADOS AO ALGORITMO DO SISTEMA SUPERVISÓRIO DO SME.

Horário	Consumo (kWh)	Geração SME (kWh)	Custo da energia da rede (R\$)
00:00 – 01:00	1,93	0,00	0,40
01:00 – 02:00	1,92	0,00	0,40
02:00 – 03:00	1,93	0,00	0,40
03:00 – 04:00	1,92	0,00	0,40
05:00 – 06:00	1,93	0,00	0,40
06:00 – 07:00	0,11	0,05	0,42
07:00 – 08:00	1,80	0,19	0,42
08:00 – 09:00	0,10	0,78	0,42
09:00 – 10:00	0,10	1,17	0,42
10:00 – 11:00	0,00	1,24	0,42
11:00 – 12:00	0,10	1,42	0,42
12:00 – 13:00	0,36	1,45	0,42
13:00 – 14:00	0,06	1,43	0,42
14:00 – 15:00	0,10	1,32	0,42
15:00 – 16:00	0,10	1,11	0,42
16:00 – 17:00	0,00	0,31	0,54
17:00 – 18:00	0,10	0,11	0,54
18:00 – 19:00	0,41	0,01	0,80
19:00 – 20:00	2,06	0,00	0,80
20:00 – 21:00	0,43	0,00	0,80
21:00 – 22:00	0,58	0,00	0,80
22:00 – 23:00	2,11	0,00	0,40
23:00 – 00:00	1,83	0,00	0,40
Total	19,98	10,58	-

Desta forma, o algoritmo apresenta a estratégia por hora apresentada na Tabela XV.

TABELA XV - ESTRATÉGIAS APRESENTADAS PELO ALGORITMO DO SISTEMA SUPERVISÓRIO DO SME.

Horário	Diferença de Potência	Bateria	Gastos com energia	Estratégia (Tabela VI)
00:00 – 01:00	1,93	0	R\$ 0,77	B1
01:00 – 02:00	1,92	0	R\$ 0,77	B1
02:00 – 03:00	1,93	0	R\$ 0,77	B1
03:00 – 04:00	1,92	0	R\$ 0,77	B1
05:00 – 06:00	1,93	0	R\$ 0,77	B1
06:00 – 07:00	0,06	0	R\$ 0,03	A1
07:00 – 08:00	1,61	0	R\$ 0,68	A1
08:00 – 09:00	0 (0,68 para bateria)	0,68	R\$ 0,00	A1
09:00 – 10:00	-0,23 (0,84 para bateria)	1,52	- R\$ 0,10	A1
10:00 – 11:00	-1,24	1,52	- R\$ 0,52	A2
11:00 – 12:00	-1,32	1,52	- R\$ 0,55	A1
12:00 – 13:00	-1,09	1,52	- R\$ 0,46	A1
13:00 – 14:00	-1,37	1,52	- R\$ 0,58	A1
14:00 – 15:00	-1,22	1,52	- R\$ 0,51	A1
15:00 – 16:00	-1,01	1,52	- R\$ 0,42	A1
16:00 – 17:00	-0,31	1,52	- R\$ 0,17	A2
17:00 – 18:00	-0,01	1,52	- R\$ 0,01	A1
18:00 – 19:00	0 (0,40 da bateria)	1,12	R\$ 0,00	A3
19:00 – 20:00	0,94 (1,12 da bateria)	0	R\$ 0,75	A3
20:00 – 21:00	0,43	0	R\$ 0,34	B1
21:00 – 22:00	0,58	0	R\$ 0,46	B1
22:00 – 23:00	2,11	0	R\$ 0,84	B1
23:00 – 00:00	1,83	0	R\$ 0,73	B1
Total			R\$ 4,38	

Essa estratégia calculada busca sempre a redução do valor gasto com energia, considerando a tarifação horo-sazonal, por isso houve um momento propício para a carga da bateria, quando existia geração e descarga da bateria no momento em que preço da energia é mais caro. Concomitante a esta estratégia, são criados os vetores com os parâmetros previstos do controle de potência, podendo estes serem alterados de acordo com o comportamento momentâneo do usuário ou da atualização dos valores da tarifação horo-sazonal.

Porém, a geração não é sempre como apresentada na Figura 122, pois as condições climáticas interferem diretamente na geração proveniente de painéis fotovoltaicos. Portanto, esse parâmetro foi levado em consideração na subseção 5.4.2 e o sistema de gestão consegue também obter a redução de custos com energia elétrica.

5.4.2. Previsão meteorológica

A previsão meteorológica pode auxiliar na previsão de geração e na gestão da demanda apresentada na seção anterior. Condições climáticas nas quais o dia permanece nublado pode acarretar na diminuição da geração para 10-25% do valor máximo, quando está ensolarado [116]. A Figura 123 apresenta a geração de um dia nublado sem chuvas.

FIGURA 123 – CURVA DE GERAÇÃO EM UM NUBLADO SEM CHUVAS.

Seguindo a mesma técnica e parâmetros de consumo da seção anterior, o algoritmo muda o comportamento horário e mesmo com a otimização através do algoritmo, os custos com a energia aumentam consideravelmente, passando de R\$ 4,38 para R\$ 8,02, conforme apresentam as Tabelas XVI e XVII.

TABELA XVI - PARÂMETROS ENVIADOS AO ALGORITMO DO SISTEMA SUPERVISÓRIO DO SME.

Horário	Consumo (kWh)	Geração SME (kWh)	Custo da energia da rede (R\$)
00:00 – 01:00	1,93	0,00	0,40
01:00 – 02:00	1,92	0,00	0,40
02:00 – 03:00	1,93	0,00	0,40
03:00 – 04:00	1,92	0,00	0,40
05:00 – 06:00	1,93	0,00	0,40
06:00 – 07:00	0,11	0,03	0,42
07:00 – 08:00	1,80	0,12	0,42
08:00 – 09:00	0,10	0,41	0,42
09:00 – 10:00	0,10	0,52	0,42
10:00 – 11:00	0,00	0,37	0,42
11:00 – 12:00	0,10	0,31	0,42
12:00 – 13:00	0,36	0,13	0,42
13:00 – 14:00	0,06	0,07	0,42
14:00 – 15:00	0,10	0,09	0,42
15:00 – 16:00	0,10	0,07	0,42
16:00 – 17:00	0,00	0,04	0,54
17:00 – 18:00	0,10	0,02	0,54
18:00 – 19:00	0,41	0,00	0,80
19:00 – 20:00	2,06	0,00	0,80
20:00 – 21:00	0,43	0,00	0,80
21:00 – 22:00	0,58	0,00	0,80
22:00 – 23:00	2,11	0,00	0,40
23:00 – 00:00	1,83	0,00	0,40
Total	19,98	2,18	-

TABELA XVII - ESTRATÉGIAS APRESENTADAS PELO ALGORITMO DO SISTEMA SUPERVISÓRIO DO SME.

Horário	Diferença de Potencia	Bateria	Gastos com energia	Estratégia (Tabela VI)
00:00 – 01:00	1,93	0	R\$ 0,77	B1
01:00 – 02:00	1,92	0	R\$ 0,77	B1
02:00 – 03:00	1,93	0	R\$ 0,77	B1
03:00 – 04:00	1,92	0	R\$ 0,77	B1
05:00 – 06:00	1,93	0	R\$ 0,77	B1
06:00 – 07:00	0,08	0	R\$ 0,03	A1
07:00 – 08:00	1,68	0	R\$ 0,71	A1
08:00 – 09:00	0 (0,31 para bateria)	0,31	R\$ 0,00	A1
09:00 – 10:00	0 (0,42 para bateria)	0,73	R\$ 0,00	A1
10:00 – 11:00	0 (0,37 para bateria)	1,10	R\$ 0,00	A1
11:00 – 12:00	0 (0,21 para bateria)	1,31	R\$ 0,00	A1
12:00 – 13:00	0,23	1,31	R\$ 0,10	A1
13:00 – 14:00	0 (0,01 para bateria)	1,32	R\$ 0,00	A1
14:00 – 15:00	0,01	1,32	R\$ 0,00	A1
15:00 – 16:00	0,03	1,32	R\$ 0,01	A1
16:00 – 17:00	0 (0,04 para bateria)	1,36	R\$ 0,00	A1
17:00 – 18:00	0,08	1,36	R\$ 0,04	A1
18:00 – 19:00	0 (0,41 da bateria)	0,95	R\$ 0,00	A3
19:00 – 20:00	1,11 (0,95 da bateria)	0	R\$ 0,89	A3
20:00 – 21:00	0,43	0	R\$ 0,34	B1
21:00 – 22:00	0,58	0	R\$ 0,46	B1
22:00 – 23:00	2,11	0	R\$ 0,84	B1
23:00 – 00:00	1,83	0	R\$ 0,73	B1
Total			R\$ 8,02	

Dessa forma, o sistema necessita de uma base meteorológica para coletar informações da previsão do tempo do(s) dia(s) próximo(s). Para o protótipo foi utilizada uma base meteorológica chamada OpenWeatherMap, que possui a versão gratuita do

envio de informações meteorológicas por hora, durante cinco dias. A Figura 124 apresenta a interface do medidor, no qual apresenta a previsão a cada 3 horas. Neste caso, pode-se observar que o dia 01/02/2016, por exemplo, tem previsão do tempo nublado, portanto a geração estará comprometida e no dia 02/02/2016 a previsão é de dia ensolarado, tendo assim a geração ideal.

Como mencionado anteriormente, estas estratégias de previsão focam a minimização dos gastos com energia elétrica. Outros parâmetros podem ser levados em consideração no futuro para ajudar ainda mais na gestão de demanda.

De forma análoga, podem ser consideradas outras situações, como condições climáticas com tempo de chuva, na qual pode se armazenar a energia na bateria e não a utilizar, para se prevenir de qualquer interrupção de energia elétrica. Outra situação é relacionada com o tempo de vida útil da bateria, em que o consumidor pode configurar pelo medidor a opção de máxima descarga ou de utilizar a carga da bateria em alguns dias.

FIGURA 124 – PREVISÃO DE TEMPO ATRAVÉS DE UMA BASE METEOROLÓGICA.

5.4.3. Resultados

As informações apresentadas em 5.4 apresentam uma funcionalidade do medidor cognitivo inteligente utilizando técnicas de análise e previsão para realizar a gestão de um SME, alguns resultados de simulação, em função do comportamento do consumidor e da variação do clima foram apresentados. A parte experimental, correspondente ao envio dos parâmetros a um controlador do SME, não foi realizada, porque o módulo comercial do painel fotovoltaico do GASI / UNESP Sorocaba não possui essa possibilidade de gestão e também não fornece a possibilidade de armazenamento por meio de baterias. Entretanto, pelas simulações foi possível verificar que a técnica de gestão do SME apresenta redução de custos com energia elétrica, trazendo ao consumidor o benefício do medidor cognitivo inteligente, como proposto neste trabalho, para residências com sistema de microgeração local de energia fotovoltaica com bateria.

5.5. Discussões e considerações sobre os resultados

Os resultados apresentados no Capítulo 5 mostram a factibilidade das técnicas propostas neste trabalho. Foi desenvolvido um sistema de coleta de dados utilizando placas de condicionamento de sinais e um sistema embarcado BBB e o conjunto funcionou como o esperado. Pequenas adaptações no sistema operacional Linux foram necessárias para permitir a aquisição rápida dos canais de conversão Analógico-Digital.

Após a montagem do protótipo e programação das técnicas, foram realizados experimentos, os quais demonstraram o funcionamento da técnica com uma boa exatidão. A técnica de reconhecimento de padrões com NILM apresentou-se eficiente para os casos avaliados.

Também foi apresentada uma interface do sistema ao consumidor, visando melhorar o nível de consciência sobre o consumo das residências. Através do acesso ao medidor pela rede local, o consumidor pode obter informações detalhadas de consumo dos equipamentos, de indicadores da qualidade da energia, de sugestões de economia e outras informações.

Por fim, a tese apresentou uma estratégia de gestão do supervisor de um sistema local de microgeração de energia com bateria, na qual o sistema analisa os valores dos parâmetros de potência do SME e busca a minimização dos gastos com energia elétrica. Foram aplicadas estratégias de inteligência para a previsão de consumo, as quais, em conjunto com a previsão do tempo, permitem definir a programação diária de gestão do

SME, destacando-se que essa estratégia pode ser estendida e novos parâmetros poderiam ser implementados.

Capítulo 6

“Neste capítulo são apresentadas as principais conclusões e discussões sobre a metodologia desenvolvida e sobre o medidor inteligente cognitivo proposto. O capítulo traz também algumas propostas de trabalhos futuros”.

6. Conclusões e trabalhos futuros

6.1. Conclusões

Neste trabalho, uma metodologia para desenvolvimento de um medidor de energia inteligente foi apresentada. Para isto, foram estudadas e propostas técnicas para reconhecimento de cargas para que o medidor inteligente cognitivo possa auxiliar o consumidor, tornando uma ferramenta útil não só para a concessionária, mas também para o consumidor.

Assim, uma nova metodologia de classificação de cargas foi apresentada, bem como um novo conjunto de dados baseado em componentes de potência da CPT, para ser utilizado em algoritmos de classificação de padrões. Os resultados da análise dos algoritmos de classificação de padrões demonstraram que o método KNN apresentou a melhor eficiência e eficácia comparado aos outros métodos testados e foi escolhido como o classificador padrão para a aplicação em questão.

Também foi observado que a junção do algoritmo classificador escolhido, da nova base de dados e da técnica NILM (que corresponde à assinatura de potência) gerou uma técnica híbrida que permite reconhecer os equipamentos que apresentam variação da potência durante o tempo de funcionamento.

Além da metodologia de reconhecimento, também foi proposto um sistema supervisor para o medidor inteligente que apresenta relatórios do perfil de consumo,

por equipamentos e de gastos com energia no tempo. Também foi apresentado um algoritmo de sugestões para a economia de consumo e gastos com energia elétrica e um sistema para apresentar previsões de consumo. Tal sistema também apresenta indicadores de QEE e indicadores de continuidade do fornecimento, segundo o PRODIST. Portanto, o sistema aprimora o conceito "inteligente" dado aos medidores de energia modernos.

Posteriormente, foi apresentada uma proposta para o gerenciamento de um sistema de microgeração de energia com bateria, dando a atribuição ao medidor inteligente de enviar os parâmetros de controle de potência à malha de controle, permitindo assim que sejam implementadas estratégias do uso do sistema de forma local ou controlada via concessionária de energia elétrica. Foram adicionadas funcionalidades da minimização de custos com energia elétrica, levando em consideração o uso da previsão de consumo e de previsão de tempo.

Para a validação das técnicas e metodologias propostas, foi construído um protótipo do medidor inteligente cognitivo, utilizando um dispositivo embarcado e sensores de corrente e tensão.

Diferentemente dos medidores comerciais de tarifação de energia, o medidor inteligente cognitivo residencial proposto tem o foco no consumidor e traz funcionalidades que permitem aos consumidores conhecerem e implementarem estratégias de gestão de consumo e geração local de energia, além de poderem confrontar dados de consumo, de qualidade de energia elétrica e de continuidade de energia, tendo assim informações antes disponíveis apenas às concessionárias de energia elétrica.

6.2. Trabalhos futuros

Para continuidade deste trabalho, vislumbram-se pesquisas e melhorias em diversas frentes, tais como:

- Para a técnica de reconhecimento de cargas:
 - A base de dados, no momento, possui poucos equipamentos se comparado com a gama de possibilidades encontradas nas residências. Pode-se realizar mais experimentos de novos equipamentos, aumentar o conhecimento da base de dados e verificar se existirá conflito no reconhecimento;

- Podem ser adicionados mais atributos para a base de dados, como a distorção harmônica de corrente, decomposição harmônica, outros indicadores de normas e teorias de potência;
 - Ao analisar o comportamento da assinatura de potência, pode-se considerar não só a potência ativa, mas todas as parcelas de potência provenientes da CPT, podendo assim garantir maior exatidão;
- Para a interface do usuário:
- É possível criar mais indicadores e relatórios para o consumidor, fazendo previamente um estudo de necessidades de informação que um consumidor padrão desejaria ou necessitaria conhecer em relação à energia elétrica;
 - Os algoritmos de sugestões para economia podem ser aprimorados, colocando informações do PROCEL, levando em consideração mais informações e estratégias de economia de energia elétrica;
 - O gráfico correspondente à previsão de consumo possui um desempenho lento, sendo necessário uma melhoria no algoritmo de previsão de eventos;
 - Outra possibilidade é realizar uma estratégia de medidor com interação com usuário, em que o medidor possa enviar automaticamente relatórios de consumo, avisos de consumo além do configurado, enviar mensagens com dicas que visem a economia, entre outros. Dessa forma, o medidor seria mais ativo nos alertas ao consumidor;
 - Também pode-se mudar o foco da metodologia para a concessionária, analisando as informações que são úteis para o fornecedor de energia elétrica, mas garantindo a privacidade do consumidor;
- Para a técnica de gerenciamento de um SME:
- Outros indicadores para a criação da gestão de demanda podem ser implementados, como cargas prioritárias e implementação por dias da semana;
 - Criação de técnicas para gestão do sistema em modo isolado na rede;

- Para a criação de um medidor cognitivo trifásico:
 - Propõe-se a implementação de um novo medidor para a análise e validação das metodologias descritas neste trabalho, para aplicações comerciais e industriais, propondo estratégias de gerenciamento energético, conservação de energia ou compensação de distúrbios, através de previsão de eventos, indicadores e análise de desagregação de cargas;

- Em relação aos algoritmos e interação entre a rede local e concessionária:
 - Podem ser desenvolvidos outros medidores e metodologias, nos quais, em conjunto, podem constituir uma microrrede, dando assim a possibilidade de gestão de energia em um nível mais complexo, e criando diversas estratégias inteligentes de gestão da rede, de demanda de consumo e de comunicação com a concessionária;
 - Pode-se criar uma estrutura entre medidores e concessionária, na qual os dados são enviados a uma central (concentrador de dados) responsável por enviar informações de tarifação horo-sazonal, envio de conexão ou desconexão, alerta de problemas técnicos, entre outros;
 - Devem ser estudadas e criadas técnicas de segurança para medidores inteligentes, voltando a atenção ao direito de privacidade do consumidor e de prevenção às invasões, possibilidades de ataques e modificação de dados.

7. Referências Bibliográficas

- [1] US Patent 251,545. Edison, T., *Electric Meter*, 27 Dez 1881.
- [2] Katzir, S., "Hermann Aron's Electricity Meters: Physics and Invention in Late Nineteenth-Century Germany," *Historical Studies in the Natural Sciences*, vol 39, pp 444-481, 2009.
- [3] General Electric Co, "General Data on Thomson Recording Wattmeters," *Schenectady*, NY, 1903.
- [4] Harlow, J.H., "Electric Power Transformer Engineering, Third Edition," *The electric power engineering handbook*, Taylor & Francis, 2012.
- [5] Nerken, A.I.; Blathy, O.T.; Bowles, E.L., "Letters to the editor," *Electrical Engineering*, vol.56, no.6, pp.768-769, June 1937.
- [6] Westing House, "Gutmann type A," Página web: <http://www.watthourmeters.com/westinghouse/round.html>, Acessado em 09/09/2016.
- [7] Brothman, A.; Reiser, R.; Kahn, N.; Rittenhouse, F.; Wells, R., "Automatic Remote Reading of Residential Meters," *IEEE Transactions on Communication Technology*, vol.13, no.2, pp.219,232, June 1965.
- [8] Shima, M., "The 4004 CPU of my youth," *IEEE Solid-State Circuits Magazine*, vol.1, no.1, pp.39-45, Winter 2009.
- [9] Sharma, K.; Saini, L.M., "Performance analysis of smart metering for smart grid: An overview," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 49, September 2015, Pages 720-735.
- [10] IEEE Standard, "Automatic Meter Reading Via Telephone - Network to Utility Controller," *IEEE Std 1390.3-1999*, vol., no., pp.1-, 1999
- [11] IEEE Standard, "Broadband over Power Line Networks: Medium Access Control and Physical Layer Specifications," *IEEE Std 1901-2010*, pp.1-1586, Dec. 30 2010.
- [12] IEEE Standard, "Adoption of Smart Energy Profile 2.0 Application Protocol Standard," *IEEE Std 2030.5-2013*, pp.1-348, Nov. 11 2013.
- [13] CGI Group, "Leveraging the Full Potential of Automated Meter Reading (AMR) Technologies," *CGI Group Inc*, 2004.

- [14] Arif, A.; Al-Hussain, M.; Al-Mutairi, N.; Al-Ammar, E.; Khan, Y.; Malik, N., "Experimental study and design of smart energy meter for the smart grid," *International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, pp.515,520, 7-9 March 2013.
- [15] Sankar, L.; Rajagopalan, S.R.; Mohajer, S.; Poor, H.V., "Smart Meter Privacy: A Theoretical Framework," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 2, pp.837-846, June 2013.
- [16] Gungor, V.C.; Lambert F.C., "A survey on communication networks for electric system automation", *Computer Networks*, vol. 50, pp. 877–897, May 2006.
- [17] Gungor, V.C.; Sahin, D.; Kocak, T.; Ergut, S.; Buccella, C.; Cecati, C.; Hancke, G.P., "Smart Grid Technologies: Communication Technologies and Standards," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 7, no. 4, pp.529,539, Nov. 2011.
- [18] Puttgen, H.B.; MacGregor, P.R.; Lambert, F.C., "Distributed generation: Semantic hype or the dawn of a new era?," *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 1, no. 1, pp.22-29, Jan-Feb 2003.
- [19] Fang, Xi; Misra, S.; Xue, G.; Yang, D., "Smart Grid — The New and Improved Power Grid: A Survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol.14, no.4, pp.944-980, Fourth Quarter 2012.
- [20] Marafão, F.P.; Souza, W.A.; Liberado, E.V.; da Silva, L.C.P.; Paredes, H.K.M., "Load Analyser using Conservative Power Theory", *Przegląd Elektrotechniczny*, Vol: 89 Issue: 12, pp 1-6, 2013.
- [21] Tenti, P.; Mattavelli, P.; Paredes, H.K.M., "Conservative Power Theory, sequence components and accountability in smart grids," *International School on Nonsinusoidal Currents and Compensation (ISNCC)*, pp.37-45, 15-18 June 2010.
- [22] IndEco, "Smart grid consumer engagement: lessons from North American utilities," *IndEco Strategic Consulting Inc*, report B2825, 2013.
- [23] ANEEL, *Resolução Normativa N° 414/2010*, "Estabelece as Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica de forma atualizada e consolidada", 09 Set 2010.
- [24] ANEEL, *Resolução Normativa N° 610/2014*, "Regulamenta as modalidades de pré-pagamento e pós-pagamento eletrônico de energia elétrica", 2014.
- [25] EU, "Benchmarking smart metering deployment in the EU-27 with a focus on electricity," *European Commission*, 2014.

- [26] DECC, "Smart Meters, Great Britain: Quarterly report to end December 2015", *Department of Energy & Climate Change*, March 2016.
- [27] BC Hydro, Smart Metering & Smart Grid Programs, 2010.
- [28] US EIA, "Electric power sales, revenue, and energy efficiency Form EIA-861 detailed data files," *U.S. Energy Information Administration*, 2014.
- [29] Weaver, K.T., "A perspective on how smart meters invade individual privacy," *SkyVision Solutions*, Illinois, 2014.
- [30] Depuru, S.S.S.R.; Lingfeng, W.; Devabhaktuni, V.; Gudi, N., "Smart meters for power grid – Challenges, issues, advantages and status," *Power Systems Conference and Exposition (PSCE)*, Phoenix, USA, 2011.
- [31] McKenna, E, Richardson, I., Thomson, M.; "Smart meter data: Balancing consumer privacy concerns with legitimate applications," *Energy Policy*, Volume 41, Pages 807-814, 2012.
- [32] EU, "Standardization Mandate to European Standardisation Organisations (ESOs) to support European Smart Grid deployment," *European Commission*, 2011.
- [33] Doss, E., "Ethics and the Privacy of Electronic Mail," *Coordinated Science Laboratory*, University of Illinois, 1994.
- [34] Ray, B.; "Why the Apple phone will fail, and fail badly," *The register*, 2007.
- [35] European Union Commission, "Energy 2020, a strategy for competitive, sustainable and secure energy", *European Union Commission*, 2011. Disponível em http://ec.europa.eu/energy/publications/doc/2011_energy2020_en.pdf . Acesso em setembro de 2016.
- [36] Venkataramann, G.; Marnay, C., "A Large Role for Microgrids: Are Microgrids a Viable Paradigm for Electricity Supply Expansion?," *IEEE Power & Energy Magazine*, pp. 78-82, May/Jun., 2008.
- [37] Schaeffer, G.J.; Belmans, R.J.M.; , "Smartgrids — A key step to energy efficient cities of the future," *Power and Energy Society General Meeting*, 2011 IEEE , vol., no., pp.1-7, 24-29 July 2011.
- [38] Energy future Coalition, "Challenge and opportunity: charting a new energy future", disponível no site: http://www.energyfuturecoalition.org/files/webfmuploads/EFC_Report/EFCReport.pdf . June 2003. Acessado em setembro de 2016.

- [39] U.S. Department of Energy, "The smartgrid: an introduction – How a smart grid works and enabling engine for our economy, our environment and our future." Abril de 2004.
- [40] Bilal shahid, E.; Ahmed, Z.; Farooqi, A.; Navid-ur-Rehman, R.M., "Implementation of smart system based on smart grid Smart Meter and smart appliances," *2nd Iranian Conference on Smart Grids (ICSG) - IEEE*, Tehran, Iran, 2012.
- [41] Prudhvi, P.; Bhalodi, D.; Manohar, M.; Padidela, V.; Adapa, S., "A smart energy meter architecture in Indian context," *11th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, Venice, Italy, 2012.
- [42] Durling, M.R.; Zhiyuan, R.; Visnevski, N.; Ray, L.E., "Cognitive electric power meter", *US Patent*, US20090045804, April 2010.
- [43] Makonin, S.; Popowich, F.; Gill, B., "The cognitive power meter: Looking beyond the smart meter," *26th Annual IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pp.1,5, May 2013.
- [44] Dong, M.; Meira, P.C.M.; Xu, W.; Freitas, W., "An Event Window Based Load Monitoring Technique for Smart Meters," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol.3, no.2, pp.787,796, June 2012.
- [45] Hart, G.W., "Nonintrusive appliance load monitoring," *Proceedings of the IEEE*, vol.80, no.12, pp.1870,1891, Dec 1992.
- [46] Hoenkamp, R.A.; Huitema, G.B., "Good standards for smart meters," *9th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, pp.1,6, 10-12 May 2012.
- [47] Opris, I.; Caracasian, L., "The relation between smart meters and electricity consumers," *12th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, pp.325,329, 5-8 May 2013.
- [48] Huang, T.D.; Wang, W.S.; Lian, K.L., "A New Power Signature for Nonintrusive Appliance Load Monitoring," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol.6, no.4, pp.1994-1995, July 2015.
- [49] Zeifman, M., "Disaggregation of home energy display data using probabilistic approach," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol.58, no.1, pp.23,31, Feb 2012.

- [50] Fernandes, R.A.S.; da Silva, I.; Oleskovicz, M., "Load Profile Identification Interface for Consumer Online Monitoring Purposes in Smart Grids," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 9, no. 3, pp.1507,1517, Aug. 2013.
- [51] Barker, S.; Kalra, S.; Irwin, D.; Shenoy, P., "Empirical Characterization, Modeling, and Analysis of Smart Meter Data," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol.32, no.7, pp.1312-1327, July 2014.
- [52] Liao, J.; Stankovic, L.; Stankovic, V., "Detecting Household Activity Patterns from Smart Meter Data," *2014 International Conference on Intelligent Environments (IE)*, vol., no., pp.71-78, June 2014.
- [53] Budka, K.C.; Deshpande, J.G.; Doumi, T.L.; Madden, M.; Mew, T., "Communication network architecture and design principles for smart grids," *Bell Labs Technical Journal*, vol. 15, no. 2, pp. 205-227, Sept. 2010.
- [54] Haynes, D.D. a b , Corns, S.M.a , "Timekeeping issues in ultra-quality metering systems," *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5 (1), art. no. 6678772, pp. 392-393, 2014.
- [55] Dusa, P.; Novac, C.; Purice, E.; Dodun, O.; Slătineanu, L., "Configuration a Meter Data Management System using Axiomatic Design," *Procedia CIRP*, Volume 34, 2015, Pages 174-179.
- [56] Sioshansi, F. P., "Smart Grid: Integrating Renewable, Distributed & Efficient Energy," *Elsevier Academic Press*, 2012.
- [57] Levinson, M., "Is the Smart Grid Really a Smart Idea?," *Issues in Science and Technology*, vol.27, no. 1, pp.39-48, Fall 2010.
- [58] EEA, "Achieving energy efficiency through behaviour change: what does it take?," *European Environment Agency Technical Report*, 2013.
- [59] York, D.; Maggie, M.; Neubauer, M.; Nowak, S.; Nadel, S.; Chittum, A.; Elliott, N.; Farley, K.; Foster, B.; Sachs, H.; Witte, P., "Next Generation Programs Reach for High Energy Savings," *ACEEE - Research Report*, Washington -D.C., 9 Jan 2013.
- [60] Hart, G.W., "Residential energy monitoring and computerized surveillance via utility power flows," *IEEE Technology and Society Magazine*, vol. 8, no. 2, pp. 12-16, June 1989.
- [61] Bollen, M.H.J., "Understanding Power Quality Problems. Voltage Sags and Interruptions," *Power Engineering. IEEE Press*, 2000.

- [62] Dugan, R.C.; Mcgranaghan, M.F.; Beaty, H.W., "Electrical Power Systems Quality," *Mcgraw Hill*, New York, Second Edition, 2000.
- [63] Elnady, A.; Massoud, A.; Noureldin, A., "Recursive implementation of MUSIC algorithm to minimize power system disturbances," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 56, pp 9-18, Mar. 2014.
- [64] Lima, M.A.A.; Cerqueira, A.S.; Coury, D.V.; Duque, C.A., "A novel method for power quality multiple disturbance decomposition based on Independent Component Analysis," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 42, Issue 1, pp 593-604, Nov. 2012.
- [65] IEEE Standard, "Definitions for the Measurement of Electric Power Quantities Under Sinusoidal, Nonsinusoidal, Balanced, or Unbalanced Conditions," *IEEE Std 1459-2010*, Mar. 2010.
- [66] Depenbrock, M., "Quantities of a multiterminal circuit determined on the basis of kirchhoff's laws," *ETEP European Trans. on Electrical Power Engineering*, vol. 8, No. 4, pp. 249- 257, 1998.
- [67] Czarnecki, L.S., "Currents' physical components (CPC) concept: a fundamental of power theory", *Proc. of the International School on Nonsinusoidal Currents and Compensation*, Poland, 2008.
- [68] Akagi, H.; Nabae, A., "The p-q theory in three-phase systems under non-sinusoidal conditions," *ETEP European Trans. on Electrical Power Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 27-31, 1993.
- [69] Tenti, P.; Mattavelli, P.; Paredes, H.K.M., "Conservative Power Theory, Sequence Components and Accountability in Smart Grids", *Przegląd Elektrotechniczny*, Vol. 6, pp. 30-37, 2010.
- [70] ANEEL, "Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST," *Módulo 8 - Qualidade de Energia Elétrica*, Rev7, 01 Jan 2016.
- [71] ANEEL, "Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST," *Módulo 1 - Introdução*, Rev 6, 01 Mar 2014.
- [72] IEEE Std 519, "IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems," *IEEE Power and Energy Society*, 2014.
- [73] IEC 61000-3-2: "Electromagnetic Compatibility (EMC) - Part 3: Limits - Section 2: Limits for Harmonic Current Emissions (Equipment input current < 16A per phase)," *International Electrotechnical Commission*, 2014.

- [74] Eibl, G.; Engel, D., "Influence of Data Granularity on Smart Meter Privacy," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol.6, no.2, pp.930-939, Mar 2015.
- [75] Erkin, Z.; Troncoso-Pastoriza, J.R.; Legendijk, R.L.; Perez-Gonzalez, F., "Privacy-preserving data aggregation in smart metering systems: an overview," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol.30, no.2, pp.75-86, Mar 2013.
- [76] Finster, S.; Baumgart, I., "Privacy-Aware Smart Metering: A Survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol.17, no.2, pp.1088-1101, 2015.
- [77] PROCEL, "Energia Elétrica: Conceito, Qualidade e Tarifação, PROCEL: Guia de Eficiência Energética Industrial", 2009.
- [78] Oliveira, H.R.P.M.; Figueiredo, C.E.C.; Jesus, N.C.; Batista, E.X.; Martinez, M.L.B., "Analysis of power quality problems in low-voltage circuits," *11th International Conference on Harmonics and Quality of Power*, 2004., 2004, pp. 174-179.
- [79] Litran, S.P.; Salmeron, P., "Reference Voltage Optimization of a Hybrid Filter for Nonlinear Load Compensation," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.61, no.6, pp.2648-2654, June 2014.
- [80] Basu, K.; Debusschere, V.; Bacha, S.; Maulik, U.; Bondyopadhyay, S., "Nonintrusive Load Monitoring: A Temporal Multilabel Classification Approach," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol.11, no.1, pp.262-270, Feb. 2015.
- [81] Suppitaksakul, C.; Saelee, V., "Application of Artificial Neural Networks for electrical losses estimation in three-phase transformer," *6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, ECTI-CON 2009.*, vol.01, no., pp.248-251, 6-9 May 2009.
- [82] Papa, J.P.; Falcão, A.X.; Suzuki, C.T.N., "Supervised pattern classification based on optimum-path forest," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 19(2):120-131, 2009.
- [83] Zhang, J.X.; Lin, X.G.; Ning, X.G., "SVM-Based Classification of Segmented Airborne LiDAR Point Clouds in Urban Areas," *Remote Sens*, vol. 5, pp. 3749-3775, 2013.
- [84] Windeatt, T., "Accuracy/Diversity and Ensemble MLP Classifier Design," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol.17, no.5, pp.1194-1211, Sept. 2006.

- [85] Cover T.; Hart, P., "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, Jan. 1967.
- [86] Azar, A. T.; El-Metwally S. M., "Decision tree classifiers for automated medical diagnosis," *Neural Computer & Applications*, vol 23, pp 2387–2403, Dec. 2013.
- [87] Zhang, S., She, W., Wang, M., Duan, Z., "A Two-Stage Decision Tree Algorithm on Constructing Hyper-Plane," *Applied Informatics and Communication*, 2011.
- [88] Hotelling, H., "Analysis of a complex of statistical variables into principal components," *Journal of Educational Psychology*, vol 24, pp. 417-441 and 498-520, 1933.
- [89] Tenti, P.; Paredes, H.K.M.; Mattavelli, P., "Conservative Power Theory, a Framework to Approach Control and Accountability Issues in Smart Microgrids," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol.26, no.3, pp.664-673, Mar 2011.
- [90] Liberado, E. V.; Souza, W. A.; Pomilio, J. A.; Paredes, H. K. M.; Marafao, F. P., "Design of Static VAr Compensator using a General Reactive Energy Definition," *Przeegląd Elektrotechniczny*, v. 89, p. 233-238, 2013.
- [91] Falcão, A.X.; Stolfi, J.; Lotufo, R.A., "The image foresting transform: Theory, algorithms, and applications," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(1):19-29, Jan 2004.
- [92] Ramos, C.C.O.; Souza, A.N.; Papa, J.P.; Falcão, A.X., "A New Approach for Nontechnical Losses Detection Based on Optimum-Path Forest," *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 26, p. 181-189, 2011.
- [93] Pereira, C.R.; Nakamura, R.Y.M.; Costa, K.A.P.; Papa, J.P., "An Optimum-Path Forest Framework for Intrusion Detection in Computer Networks", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 25, p. 1226-1234, 2012.
- [94] Luz, E.J.S.; Nunes, T.M.; de Albuquerque, V.H.C.; Papa, J.P.; Menotti, D., "ECG Arrhythmia Classification based on Optimum-Path Forest," *Expert Systems with Applications*, v. 40, p. 3561-3573, 2013.
- [95] Haykin, S., "Neural Networks and Learning Machines," 3rd edition, *Prentice-Hall*, 2008.
- [96] Windeatt, T., "Accuracy/Diversity and Ensemble MLP Classifier Design," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol.17, no.5, pp.1194,1211, Sept. 2006.
- [97] Lin, Y.J., "Explaining critical clearing time with the rules extracted from a multilayer perceptron artificial neural network," *International Journal of*

- Electrical Power & Energy Systems*, Volume 32, Issue 8, October 2010, Pages 873-878.
- [98] Vapnik, V., "The Nature of Statistical Learning Theory," *Springer-Verlag: New York, NY, USA*, 1995.
- [99] Dasarathy, B.V., "Nearest neighbor (nn) norms: nn pattern classification techniques," *IEEE Computer Society*, 1991.
- [100] Rahmatian, M.; Vahidi, B.; Ghanizadeh, A.J.; Gharehpetian, G.B.; Alehosseini, H.A., "Insulation failure detection in transformer winding using cross-correlation technique with ANN and k-NN regression method during impulse test," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Volume 53, Dec 2013.
- [101] Turney, P., "Cost-Sensitive Classification: Empirical Evaluation of a Hybrid Genetic Decision Tree Induction Algorithm," *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, 2, pp. 369-409, 1995.
- [102] Bravo-Calderon, D.M.; Oliveira, D.T.; Marana, A.N.; Nonogaki, S.; Carvalho, A.L.; Kowalski, L.P.; "Prognostic significance of the beta-2 adrenergic receptor in oral squamous cell carcinoma," *Cancer Biomark*, v. 10, p. 51-59, 2012.
- [103] Nunes, T. M. ; Coelho, A. L. V. ; Lima, C. A. ; Papa, J. P.; de Albuquerque, V. H. C.; "EEG signal classification for epilepsy diagnosis via Optimum Path Forest - A systematic assessment Neurocomputing," *Neurocomputing (Amsterdam)*, v. 136, p. 103-123, 2014.
- [104] Welch, P., "The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms," *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, vol. 15, no. 2, pp. 70-73, Jun 1967.
- [105] Bellini, A.; Yazidi, A.; Filippetti, F.; Rossi, C.; Capolino, G.A., "High Frequency Resolution Techniques for Rotor Fault Detection of Induction Machines," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, no. 12, pp. 4200-4209, Dec. 2008.
- [106] Siemens, "Harmonics in power systems: causes, effects and control," *Siemens Whitepaper*, 2013.
- [107] Carnieletto, R.; Brandão, D.I.; Suryanarayanan, S.; Farret, F.A.; Simões, M.G., "Smart grid initiative: a multifunctional single-phase voltage source inverter," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 17, no. 5, pp. 27-35, 2011.
- [108] Brandão, D. I.; Marafão, F. P.; Farret, F. A.; Simões, M. G., "Proposta de Metodologia para o Gerenciamento Automático de Sistemas Fotovoltaicos de

- Geração Distribuída," *Eletrônica de Potência (Impresso)*, v. 18, p. 1257-1265, 2013.
- [109] Suntech, HiPerforma™, "Pluto240, Pluto 235-Wdm Polycrystalline solar module", *Datasheet do fabricante Suntech Power*, 2012.
- [110] Coley, G.; "Beaglebone Black System Reference Manual," *Beagleboard.org*, 11 Abril 2013.
- [111] Pedregosa, F.; Varoquaux, G.; Gramfort, A.; Michel, V.; Thirion, B.; Grisel, O.; Blondel, M.; Prettenhofer, P.; Weiss, R.; Dubourg, V.; Vanderplas, J.; Passos, A.; Cournapeau, D.; Brucher, M.; Perrot, M.; Duchesnay, E., "Scikit-learn: Machine Learning in Python," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp 2825-2830, 2011.
- [112] Bell, J. F., "Application of classification trees to the habitat preference of upland birds", *Journal of Applied Statistics*, 23(2-3):349-359, 1996.
- [113] ABNT, Norma "NBR 14519 - Medidores eletrônicos de energia elétrica (estáticos)," *Especificação*, 2000.
- [114] ANEEL, "Resolução Normativa nº 547/2013, procedimentos comerciais para aplicação do sistema de bandeiras tarifárias", Abril 2013.
- [115] UK DECC, "Smart Metering Equipment Technical Specifications, Smart Metering Implementation Programme," *Department of Energy and Climate Change*, UK Government, 2014.
- [116] Sukamongkol, Y.; Chungpaibulpatana, S.; Ongsakul, W., "A simulation model for predicting the performance of a solar photovoltaic system with alternating current loads," *Renewable Energy*, vol 27, Issue 2, October 2002, Pages 237-258.

Apêndice A – Placas de condicionamento de sinais de tensão e corrente

Apêndice B – Calibração dos canais da placa de aquisição

É necessário utilizar os seguintes equipamentos para o aferimento da placa:

- Multímetro e/ou osciloscópio;
- Termômetro;
- Chave de trimpot;
- Carga e/ou tensão de rede conhecida.

Sensor de temperatura

1. Alimente a placa com os valores de tensão simétrica operacional;
2. Conheça a temperatura ambiente (utilizando um termômetro de precisão);
3. Conheça o valor máximo lido pelo A/D usado e temperatura máxima que se irá medir no equipamento (caso seja menor que 150°C, valor máximo do sensor);
4. Conecte a referência do multímetro ou osciloscópio usado em TP-AGND;
5. Calcule, através da equação abaixo, a tensão de saída a ser medida no ponto TP-T;

$$V_{TP-T} = \frac{T_{ambiente}}{T_{máx\ medição}} \cdot V_{máxAD} [V]$$

6. Caso não se conheça a temperatura ambiente, pode-se inferi-la pelo terminal 2 do CI LM35, sinal facilmente medido na via de placa localizada acima e entre os resistores R3 e R4, em relação ao TP-AGND.

7. Ajuste o trimpot RV2 (localizado em “ot gain”) até atingir a tensão calculada.

Offset e valor máximo do A/D

1. Alimente a placa com os valores de tensão simétrica operacional;
2. Defina se a placa irá operar com referência interna (através do gerador de referência ADR4550) ou externa, por exemplo, pelo valor máximo disponível em um terminal do próximo A/D;
 - a. Caso seja referência externa, U1:A deve ser necessariamente configurado como ganho unitário (buffer) com R10 aberto em R9 em curto-circuito;
 - b. Caso seja referência interna, varia em função da tensão máxima de leitura do A/D;

- i. Para 1,8V ou 3,3V use igual a mesma configuração anterior;
 - ii. Para 5,0V obrigatoriamente deve-se usar $R9=R10=10k\Omega$, devido a tensão máxima fornecida pelo gerador de referência;
 - iii. Para 10V ou 12V usar $R9=27k\Omega$ e $R10=10k\Omega$ pelo mesmo motivo acima.
3. Conecte o terminal de referência do multímetro ou osciloscópio usado em TP-AGND;
 4. Medindo o ponto TP-REF ajuste RV1 até atingir a tensão máxima de leitura do A/D, caso referência externa, apenas confira esse valor;
 5. Meça o ponto TP--REF/2 que deve apresentar metade do valor anterior na forma negativa.

Ganho de cada canal de leitura

1. Alimente a placa com os valores de tensão simétrica operacional;
2. Ajuste o valor de offset conforme tópico anterior;
3. Monte o sensor escolhido (tensão ou corrente, contínua ou alternada) e conecte uma carga e/ou uma tensão conhecida em seus terminais;
4. Caso não conheça a tensão/carga, use o multímetro/osciloscópio para conhecê-la;
5. Selecione COM / SEM offset (para leitura de sinais contínuo / alternados, respectivamente);
6. Conecte a referência do osciloscópio em TP-AGND;
7. Conecte a ponta agulha no terminal TP-S* correspondente;
8. Ajuste o RV*.1 de forma a conseguir o ganho de sinal requerido (este varia em função do sensor, carga máxima e tensão máxima a ser medida). No caso de um sinal alternado, a medição máxima deve ter seu pico/vale no máximo tocando os valores $V_{máxAD} / 0V$.

Disparo por limiar

1. Alimente a placa com os valores de tensão simétrica operacional;
2. Alimente o circuito digital da placa por meio do conector TRAP_OUT;
3. Realize a calibração de offset e ganho do canal que se deseja utilizar o disparo por limiar de valor;

4. Realize o RESET da parte lógica da placa (único botão da placa), os LEDs devem apagar;
 - a. Durante o funcionamento autônomo, esse reset pode ser realizado pelo processador impondo 0V no pino 14 do conector TRAP_OUT.
5. Conheça o valor limiar desejado convertido pela relação de ganho $\text{SENSOR} \cdot \text{PLACA}$, desconsiderando o offset pois, o limiar é válido para valores extremos positivos e negativos;
6. Conecte o terminal de referência do multímetro ou osciloscópio usado em TP-AGND;
7. Ajuste o valor medido em TP-L* até o calculado no item 4;
8. Para teste:
 - a. Conecte o terminal de referência do osciloscópio em TP-GND (referência digital);
 - b. Conecte a ponta agulha em TP-T* do canal investigado;
 - c. Aumente o sinal (tensão ou corrente) ou mesmo modifique o limiar;
 - d. Quando o limiar for alcançado é imposto 0V em TP-T* e o LED correspondente ao canal acenderá, permanecendo acesso até um novo reset lógico na placa.

Apêndice C – Procedimentos de configuração do BBB

Procedimentos para atualizar e fazer funcionar o wireless

```
# atualizando o kernel

cd /opt/scripts/tools/

./update_kernel.sh

# service do wireless

cd ~

ntpdate -b -s -u pool.ntp.org

apt-get update && apt-get install git

git clone https://github.com/adafruit/wifi-reset.git

cd wifi-reset

chmod +x install.sh

./install.sh

nano /etc/network/interfaces
```

Descomentar as linhas ou criá-las sem o #

```
# WiFi Example

#auto wlan0

#iface wlan0 inet dhcp

# wpa-ssid "ssid"

# wpa-psk "password"

ifup wlan0

dhclient wlan0
```

Procedimentos para instalação do lamp server

```
sudo apt-get install apache2
```

```
sudo apt-get install mysql-server mysql-client
```

```
sudo apt-get install php5 libapache2-mod-php5
```

Instalar RTC:

```
# i2cdetect -y -r 1
```

```
echo ds1307 0x68 > /sys/class/i2c-adapter/i2c-1/new_device
```

```
hwclock -r -f /dev/rtc1
```

```
date -s (data e hora de hoje - YYYY-MM-DD HH:MM)
```

```
hwclock -w -f /dev/rtc1 (escreve o rtc)
```

```
hwclock -r -f /dev/rtc1 (lê o rtc)
```

Biblioteca ADC – instalar BBBiolib

Evitar o segmentation fault:

```
echo PRUSSDRV> /sys/devices/bone_capemgr.9/slots
```

Apêndice D – Resultados experimentais de aquisição dos equipamentos.

Forno elétrico (Classe 28)

Forma de onda e assinatura do forno elétrico

Assinatura das potências da CPT

Dados médios de medição:

P = 1034,66528;

PF=0,998237;

QF=0,9992387;

VF=0,999339

Liquidificador (Classe 22)

Formas de onda (Velocidade 1 e 2)

Velocidade 1 (mais lento)

Velocidade 2 (mais rápida)

Dados médios de medição

Velocidade 1: P = 154,2937;

PF=0,55929;

QF=0,91938;

VF=0,608332

Velocidade 2: P = 160,1984;

PF=0,92980;

QF=0,94938;

VF=0,979421

Micro-ondas (Classe 4)

Forma de onda da corrente e tensão e decomposição harmônica da corrente:

Dados médios de medição

$P = 1345,66491$; $PF=0,9020938$; $QF=0,972973$; $VF=0,92715$

TV LCD (Classe 6)

Forma de onda da corrente e tensão e decomposição harmônica da corrente:

Dados médios de medição

$P = 26,97421$; $PF=0,75928$; $QF=0,98387$; $VF=0,77173$

Laptop (Classe 30)

Forma de onda da corrente e tensão em dois instantes (processamento máximo e carga bateria):

Dados médios de medição

Processamento máximo: $P = 39,697109$; $PF=0,81872$; $QF=0,94982$; $VF=0,86197$

Carga bateria: $P = 22,19371$; $PF=0,83837$; $QF = 0,92928$; $VF=0,90217$

Lâmpada incandescente (60W)

Forma de onda de tensão e corrente:

Dados médios de medição

$P = 59,32092$; $PF=0,992922$; $QF=0,9979438$; $VF=0,9960213$

Refrigerador (Classe 2)

Dados da forma de onda de tensão e corrente e assinatura de potência da CPT do refrigerador.

Dados médios de medição

$P = 103,79438$; $PF=0,764873$; $QF=0,804059$; $VF=0,95126$

Evento de interrupção de energia, registro do dia 31/12/2015, na subestação Terra Branca 2 – CPFL - Bauru.

Apêndice E – Diagrama do banco de dados e informações das tabelas e campos.

Nos quais:

log: depósito do arquivo morto de dados, após um ano

tbl_appliance: tabela de descrição dos equipamentos

tbl_blackout: tabela de registro dos blackouts da rede elétrica

tbl_cliente: informações do cliente, para associação com o medidor

tbl_consumo: tabela de consumo da energia elétrica em kWh

tbl_current: tabela da forma de onda da corrente (última requisitada)

tbl_current_avg: tabela de registro dos valores eficazes de corrente por minuto

tbl_current_fft: tabela da decomposição harmônica da última forma de onda de corrente solicitada

tbl_indicadores_continuidade_padrao: registro recebido da concessionária dos indicadores de continuidade no fornecimento da energia elétrica

tbl_login: tabela de acesso seguro ao sistema

tbl_log_appliance: registro das inserções dos equipamentos

tbl_log_consumo: registro das parcelas de potência da CPT por minuto

tbl_log_sys: tabela de registro de alterações do código

tbl_saving_parameters: tabela de parâmetros para sugestões de economia

tbl_seasonal_prices: tabela recebida da concessionária dos preços horários da energia elétrica

tbl_tipo_unidade_consumidora: tabela do tipo da unidade de consumo

tbl_voltage: tabela da forma de onda da tensão (última requisitada)

tbl_voltage_avg: tabela do registro dos valores eficazes da tensão por minuto.

tbl_voltage_fft: tabela da decomposição harmônica da última forma de onda da tensão solicitada.

Apêndice G – Visualizações espaciais bidimensionais do conjunto de dados de equipamentos, com indicadores da CPT

Potência ativa (p.u.) x Fator de potência

Potência ativa (p.u.) x Fator de reatividade

Potência ativa (p.u.) x Fator de não linearidade

Fator de potência x Fator de reatividade

Fator de potência x Fator de não linearidade

Fator de reatividade x Fator de não linearidade