

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

RONIMAR ESPINDULA VOLKERS

**Desenvolvimento de um sistema de medição de  
qualidade da energia elétrica e previsão de  
consumo com interface de acesso via web**

Vitória - Brasil

2016

RONIMAR ESPINDULA VOLKERS

**Desenvolvimento de um sistema de medição de qualidade da energia elétrica e predição de consumo com interface de acesso via web**

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

Universidade Federal do Espírito Santo

Centro Tecnológico

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Lucas Frizera Encarnação

Coorientador: Prof. Dr. Anselmo Frizera Neto

Vitória - Brasil

2016

---

RONIMAR ESPINDULA VOLKERS

Desenvolvimento de um sistema de medição de qualidade da energia elétrica e  
predição de consumo com interface de acesso via web/ RONIMAR ESPINDULA  
VOLKERS. – Vitória - Brasil, 2016 -

70 p.

Orientador: Prof. Dr. Lucas Frizera Encarnação

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Espírito Santo

Centro Tecnológico

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2016 .

1. Medidor de Consumo. 2. Predição de Consumo. 3. *Smartgrid*. 4. Qualidade  
de Energia Elétrica. 5. Acesso Remoto. I. Lucas Frizera Encarnação. II. Universi-  
dade Federal do Espírito Santo. III. Título de Mestrado

CDU 02:141:005.7

---

RONIMAR ESPINDULA VOLKERS

# **Desenvolvimento de um sistema de medição de qualidade da energia elétrica e previsão de consumo com interface de acesso via web**

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

Trabalho aprovado. Vitória - Brasil, 03 de maio de 2016:

---

**Prof. Dr. Lucas Frizera Encarnação**  
Orientador

---

**Prof. Dr. Anselmo Frizera Neto**  
Coorientador

---

**Prof. Dr. Clainer Bravin Donadel**  
Instituto Federal do Espírito Santo (IFES)

---

**Prof. Dr. José Luiz de Freitas Vieira**  
Universidade Federal do Espírito Santo  
(UFES)

Vitória - Brasil  
2016

*Dedico esse trabalho aos meu pais e a minha irmã, que sempre me apoiaram em toda minha formação acadêmica, mesmo quando as noites em claro impossibilitaram nosso convívio. A todos os meus amigos e familiares, que de uma forma ou de outra, se fizeram presente nessa caminhada. A minha companheira, Ana Gabriela, pelo apoio constante em todas as minhas decisões. Amo vocês.*

# Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ter aberto as portas certas e fechado as erradas em minha vida.

Ao Dr. Lucas Frizera Encarnação e ao Dr. Anselmo Frizera Neto, pela confiança em meu trabalho e orientação nos momentos difíceis.

Ao Me. Bruno Neves Amigo e ao Eng. Lucas Gusman Hoffman, pela amizade e companheirismo, sempre se mostrando dispostos a cooperar com suas experiências em projetos.

Agradeço também a todos os professores do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo, por todos os ensinamentos e pela disposição em ajudar sempre que solicitados.

A todos, meu eterno obrigado!

*Do or do not.  
There is no try.  
Yoda - Empire Strikes back (1980)*

# Resumo

Os medidores de qualidade da energia elétrica são equipamentos essenciais para o melhor aproveitamento das fontes de energias disponíveis, tanto as renováveis quanto as não-renováveis. Nesse aspecto, a Agência Nacional de Energia Elétrica, a ANEEL, aprovou a Resolução Normativa N<sup>o</sup> 566 de 18 junho de 2013, que torna obrigatória a aplicação de recursos pelas concessionárias ou permissionárias do serviço público de distribuição de energia elétrica em programas de eficiência energética. Nessa resolução, os contratos de concessão firmados pelas empresas concessionárias do serviço público de distribuição de energia elétrica com a ANEEL estabelecem obrigações e encargos perante o poder concedente. Dentre as obrigações, a mais importante consiste em aplicar, anualmente, o montante de, no mínimo, 0,5% de sua receita operacional líquida em ações que tenham por objetivo o combate ao desperdício de energia elétrica, o que consiste no Programa de Eficiência Energética das Empresas de Distribuição - PEE.

Entretanto, apesar do cenário proporcionar uma condição favorável ao desenvolvimento da tecnologia nacional nesse ramo da Engenharia Elétrica, observa-se que no Brasil são poucas as empresas que se especializaram nessa área. Atualmente, a grande parte dos medidores de qualidade de energia utilizados no Brasil são fabricados com tecnologia de fora do país, apesar de existir internamente profissionais capacitados para desenvolverem pesquisas com excelentes resultados.

Todavia, com a disseminação do conceito de *smart grid*, algumas novas funcionalidades são requisitadas em um medidor de energia. Dentre elas está a possibilidade realizar o monitoramento online do consumo e obter informações sobre a qualidade da energia entregue pela concessionária, por exemplo. No entanto, esse aparelho ainda não existe no mercado nacional. Dessa forma, foi desenvolvido nesse trabalho um medidor de consumo e qualidade de energia com acesso via web. Adicionalmente, foi realizado um estudo para identificar a possibilidade de implementação de um sistema de predição de consumo no próprio medidor, ferramenta que pode ajudar o usuário a gerenciar o seu consumo de energia de forma mais eficiente e sustentável.

**Palavras-chaves:** Medidor de Consumo; Predição de Consumo; *Smart grid*; Qualidade de Energia Elétrica; Acesso Remoto.

# Abstract

The electric power quality meters are essential equipment for the best use of available energy sources, both renewable as non-renewable. In such aspect, the National Electric Energy Agency, ANEEL, approved the Normative Resolution No. 566 of July 18, 2013, which mandates the use of resources by concessionaires of electricity distribution in energy efficiency programs. In this resolution, the concession agreements executed by concessionaires of electricity distribution utility with ANEEL establish obligations and charges to the concession authority. Among the obligations the most important is to apply annually an amount of at least 0.5 % of its net revenue into action that aim to combat the waste of electricity, which consists of the Efficiency Program energy Distribution Companies - PEE.

However, despite the scenario provide a favorable condition for the development of national technology in this branch of Electrical Engineering, it is observed that in Brazil there are few companies that have specialized in this area. Currently, much of the power quality meters used in Brazil are manufactured using international technology, although there is professionals in national industry to develop research with excellent results.

However, with the dispersion of the concept of smart grid, some new features are required in a power meter. Among these is the ability to monitor the consumption of electricity and information about the quality of energy delivered by the concessionaire via a website, for example. However, this device does not exist yet. Thus, it was developed in this work a consumption and power quality meter with web access. In addition, a study was conducted to identify the possibility of implementing a consumption prediction system in the meter itself, a tool that can help users manage their energy consumption more efficient and sustainable.

**Key-words:** Consumption meter. Prediction consumption. Smart Grid. Power Quality. Remote access.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Curva de carga diária típica no Brasil. . . . .	22
Figura 2 – Curva de carga semanal típica no Brasil. . . . .	22
Figura 3 – Curva de carga anual típica no Brasil. . . . .	23
Figura 4 – Exemplo de rede <i>feedforward</i> de camada simples. . . . .	29
Figura 5 – Exemplo de rede <i>feedforward</i> de camada múltiplas. . . . .	29
Figura 6 – Arquitetura GRNN. . . . .	31
Figura 7 – Estrutura do medidor desenvolvido. . . . .	34
Figura 8 – Circuito de condicionamento do medidor. . . . .	34
Figura 9 – Sensor de corrente utilizado. . . . .	35
Figura 10 – Resposta do sensor utilizado para correntes de 0 A a 100 A. . . . .	36
Figura 11 – Filtro <i>butterworth</i> desenvolvido. . . . .	37
Figura 12 – Circuito de proteção desenvolvido. . . . .	38
Figura 13 – Placa do medidor. . . . .	39
Figura 14 – Medidor desenvolvido em sua montagem final. . . . .	39
Figura 15 – Ensaio realizado para caracterização da precisão do medidor. . . . .	44
Figura 16 – Forma de onda de tensão e corrente capturadas pelo medidor. . . . .	45
Figura 17 – Medição da distorção harmônica individual da tensão. . . . .	46
Figura 18 – Medição da distorção harmônica individual da corrente. . . . .	46
Figura 19 – Medição de tensão e corrente em uma instalação. . . . .	48
Figura 20 – Curva de carga utilizada nos experimentos de predição de consumo. . . . .	49
Figura 21 – Resultado da predição de consumo. . . . .	51
Figura 22 – Resultado da predição de consumo sem <i>outliers</i> . . . . .	52
Figura 23 – Comportamento do erro na predição para diferentes tamanhos de janela sem a retirada dos <i>outliers</i> . . . . .	52
Figura 24 – Comportamento do erro na predição para diferentes tamanhos de janela com a retirada dos <i>outliers</i> . . . . .	53
Figura 25 – Comportamento da predição para diferentes tamanhos de janela sem a retirada dos <i>outliers</i> . . . . .	54
Figura 26 – Comportamento da predição para diferentes tamanhos de janela com a retirada dos <i>outliers</i> . . . . .	55
Figura 27 – Predição de consumo para curva atípica. . . . .	55
Figura 28 – Método de regressão polinomial utilizado. . . . .	56
Figura 29 – Predição baseada em regressão polinomial sem a retirada dos <i>outliers</i> . . . . .	57
Figura 30 – Predição baseada em regressão polinomial com a retirada dos <i>outliers</i> . . . . .	57
Figura 31 – Predição baseada em regressão polinomial em uma curva atípica. . . . .	58
Figura 32 – Predição de consumo usando rede neural <i>feedforward</i> . . . . .	59

Figura 33 – Predição de consumo usando rede neural <i>feedforward</i> , adaptado para operação <i>on line</i> . . . . .	60
Figura 34 – Erro de predição de consumo usando rede neural <i>feedforward</i> , adaptado para operação <i>on line</i> . . . . .	60
Figura 35 – Erro de predição da GRNN para diferentes tamanhos da camada de entrada. . . . .	61
Figura 36 – Resultado da predição utilizando a GRNN. . . . .	62
Figura 37 – Resultado da predição utilizando a GRNN. . . . .	62
Figura 38 – Resultado da predição utilizando a GRNN, adaptado para operação <i>on line</i> . . . . .	63
Figura 39 – Erro de predição de consumo usando rede neural GRNN, adaptado para operação <i>on line</i> . . . . .	64

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Classificação de consumidores. Fonte: (ANEEL, 2015) . . . . .	14
Tabela 2 – Resultado do experimento para avaliação da medição de tensão e corrente. . . . .	45

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>14</b>
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>17</b>
2.1	Medição de tensão e corrente	17
2.2	Qualidade de energia elétrica	18
2.3	Medição de potência em condições não-senoidais	19
2.4	Técnicas usadas na predição de consumo	21
2.4.1	Filtro de Média Móvel	23
2.4.2	Regressão Linear e Polinomial	24
2.4.3	Redes Neurais Artificiais	27
2.4.3.1	Arquitetura Feedforward Network	28
2.4.3.2	Generalized Regression Neural Network (GRNN)	30
2.5	Conclusão	31
<b>3</b>	<b>DESENVOLVIMENTO DO MEDIDOR</b>	<b>33</b>
3.1	<b>O hardware</b>	<b>33</b>
3.1.1	Condicionamento de tensão	33
3.1.2	Condicionamento de Corrente	35
3.1.3	Filtros	36
3.1.4	Proteção contra sobretensões	37
3.1.5	Montagem final	37
3.2	<b>O software</b>	<b>38</b>
<b>4</b>	<b>VALIDAÇÃO EXPERIMENTAL</b>	<b>43</b>
4.1	<b>Experimento 1: Avaliação da precisão de medição</b>	<b>43</b>
4.1.1	Metodologia	44
4.1.2	Resultados	44
4.2	<b>Experimento 2: Teste de longa duração em sistema trifásico</b>	<b>46</b>
4.2.1	Metodologia	47
4.2.2	Resultados	47
4.3	<b>Avaliação de técnicas de predição de consumo de energia elétrica</b>	<b>48</b>
4.3.1	Método 1: Média móvel	50
4.3.1.1	Janela variável de acordo com o mês	50
4.3.1.2	Janela fixa	51
4.3.1.3	Discussão	53
4.3.2	Método 2: Regressão polinomial	54

4.3.3	Método 3: Rede neural artificial <i>feedforward</i> . . . . .	58
4.3.4	Método 4: Rede GRNN . . . . .	61
4.3.5	Discussão . . . . .	63
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b> . . . . .	<b>66</b>
<b>5.1</b>	<b>Proposta de projetos futuros</b> . . . . .	<b>67</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	<b>68</b>

# 1 Introdução

O sistema atual de distribuição de energia elétrica sofre mudanças constantes que visam aprimorar e otimizar o fornecimento de energia elétrica aos diversos consumidores, quer sejam industriais, comerciais ou residenciais, classificados de acordo com o nível de tensão em que é atendido, conforme critérios adotados por cada concessionária de energia elétrica. Dessa forma, os consumidores atendidos em baixa tensão, em geral em 127 V ou 220 V, como residências, lojas, agências bancárias, pequenas oficinas, edifícios residenciais e boa parte dos edifícios comerciais, são classificados no Grupo B. O Grupo B é dividido em sub-grupos, de acordo com a atividade do consumidor. Os consumidores residenciais, por exemplo, são classificados como B1, os rurais como B2. Os consumidores atendidos em alta tensão, acima de 2.3 kV, como indústrias, shopping centers e alguns edifícios comerciais, são classificados no Grupo A e, dentro desse mesmo grupo, são subdivididos em seis subgrupos de acordo com o nível de tensão de fornecimento, conforme a Tabela 1.

A compreensão da forma como é cobrada a energia elétrica e como são calculados os valores apresentados nas faturas de energia elétrica, emitidas mensalmente pelas concessionárias de energia elétrica, é fundamental para a tomada de decisão em relação a projetos de eficiência energética, uma vez que o preço da energia é em função da classificação de cada usuário.

A partir de fevereiro de 2015, as contas de energia passaram a ter tarifações diferentes de acordo com o chamado Sistema de Bandeiras Tarifárias, classificadas em bandeiras verde, amarela e vermelha. Cada cor indica se a energia custa mais ou menos, em função das condições de geração de eletricidade, conforme a seguir.

- Bandeira verde: condições favoráveis de geração de energia. A tarifa não sofre nenhum acréscimo;
- Bandeira amarela: condições de geração menos favoráveis. A tarifa sofre acréscimo de R\$ 1,50 para cada 100 quilowatt-hora (kWh) consumidos;

Tabela 1 – Classificação de consumidores. Fonte: (ANEEL, 2015)

Subgrupos	Tensão de Fornecimento
A1	>230 kV
A2	88 kV a 138 kV
A3	69 kV
A3a	30 kV a 44 kV
A4	2,3 kV a 25 kV
AS	Subterrâneo

- Bandeira vermelha: condições mais custosas de geração. Atualmente, existem dois patamares: R\$ 3,00 e R\$ 4,50, aplicados a cada 100 kWh consumidos.

O sistema de bandeiras é aplicado por todas as concessionárias conectadas ao Sistema Interligado Nacional - SIN. No entanto, cabe ressaltar que esse sistema é limitado, uma vez que em outros países já se encontra em vigor o sistema horo-sazonal residencial, onde o preço da energia elétrica pode variar de acordo com o horário do dia (dentro e fora do pico de demanda) e a época do ano (seca ou cheia dos rios). Esse sistema é empregado no Brasil apenas para consumidores do grupo A.

A adoção de um sistema de tarifação horo-sazonal tem diversas vantagens, dentre elas pode-se citar:

- Alívio do pico de consumo, normalmente situado entre 18h30 e 21h30;
- Redução de perdas na transmissão e distribuição de energia, devido ao alívio do pico de consumo;
- Controle maior por parte do usuário, possibilitando programar a utilização de equipamentos de maior consumo em horários mais baratos;
- Cobrança adequada pela uso da energia, de acordo com a disponibilidade dos reservatórios. Preço mais caro quando estiverem vazios, e mais barato quando cheios.

No entanto, para que esse sistema seja aplicado algumas funcionalidades devem ser implementadas nos medidores de energia. Necessita-se de, pelo menos, um medidor digital capaz de receber e enviar informações sobre consumo para um centro de controle. Países como os Estados Unidos já possuem diversos modelos no mercado, tais como o I-210+c fabricado pela GE-Alstom, com comunicação por meio de redes de celular, PLC, dentre outras (GE-ALSTOM, 2015).

Todavia, quando se faz a migração de um sistema de medição de energia analógico para digital, diversas portas são abertas. Dentre elas a mais importante para o usuário é a caracterização da qualidade da energia elétrica (QEE) fornecida pela concessionária, indicador esse que raramente é informado. Dessa forma, o intuito desse trabalho é apresentar o desenvolvimento de um medidor de consumo e qualidade da energia elétrica digital, dotado de comunicação com um servidor, onde são armazenados os principais parâmetros classificadores de QEE e de consumo de uma instalação. Esses dados são apresentados ao usuário por meio de uma página *web*, que pode ser acessada por meio de um computador pessoal, *tablet* ou *smartphone*.

Entretanto, no desenvolvimento desse trabalho observou-se a oportunidade da implementação de uma aplicação até então inexplorada pelos medidores digitais no mercado:

a predição do consumo de energia elétrica. Seria extremamente útil a existência de um dispositivo capaz de medir com precisão o consumo e a qualidade da energia elétrica, apresentar os resultados em uma página *web* disponível na rede mundial de computadores, e informar ao usuário qual a previsão de consumo mensal do mesmo, caso ele mantenha o padrão atual de utilização da energia elétrica. Essa ferramenta se torna ainda mais importante quando se remete ao fato de que diferentes bandeiras tarifárias deveriam ser aplicadas para cada horário do dia, de acordo com demanda e oferta de eletricidade, dificultando o controle manual do consumo por parte do usuário.

Dessa forma, a estrutura desse trabalho se divide em três partes. A primeira parte trata dos aspectos teóricos levados em consideração no desenvolvimento desse trabalho, normas sobre qualidade e medição de energia elétrica, bem como as características necessárias em um sistema de medição. Adicionalmente, são apresentadas as etapas de construção do *hardware* e do *software* do dispositivo.

A segunda parte é constituída pelos experimentos realizados com o dispositivo. Testes e ensaios para caracterizar a precisão da medição são abordados, bem como alguns parâmetros classificadores de QEE. Os experimentos com o *software* de predição de consumo mensal também são abordados.

A terceira parte apresenta a análise dos resultados, as conclusões deste trabalho e algumas sugestões para continuidade da pesquisa.

## 2 Fundamentação Teórica

Este capítulo trata dos fundamentos teóricos utilizados no desenvolvimento deste trabalho. Os conceitos sobre medição e qualidade da energia elétrica são discutidos e as principais referências utilizadas em cada campo são citadas, respectivamente, no item 2.1 e no item 2.2. Nessas áreas, aspectos importantes discutidos no item 2.3 são levados em consideração para que, no capítulo 3, sejam utilizados na implementação do medidor. Adicionalmente, no item 2.4 são abordadas as técnicas de predição de consumo utilizadas neste trabalho.

### 2.1 Medição de tensão e corrente

O projeto de um medidor de energia, analógico ou digital, começa pelo estudo das variáveis a serem analisadas, nesse caso, tensão e corrente. Basicamente, essas variáveis podem ser completamente caracterizadas tendo em vista apenas dois grupos baseados na amplitude e na frequência do sinal. No entanto, uma análise criteriosa leva a dividir esses grupos em diversos subgrupos. Como forma de exemplificar, pode ser citado o subgrupo das harmônicas do sinal, que claramente está classificado dentro do grupo de frequência. Já as variações de tensão de curta e de longa duração, estão classificadas dentro do grupo de amplitude do sinal. Dessa forma, medir tensão e corrente torna-se uma tarefa baseada na percepção das variações de amplitude e frequência do sinal.

O desenvolvimento de um medidor de qualidade da energia elétrica associado à medição de consumo envolve um vasto espectro de conceitos de diferentes áreas, como eletrônica analógica, eletrônica de potência, processamento de sinais, conceitos de Qualidade de Energia Elétrica (QEE) e teoria de tarifação. Vários recursos avançados de medição de energia podem ser encontrados em (PARLE; MADRIGAL; ACHA, 2001) e em (DEOKAR; WAGHMARE, 2014). As publicações recentes demonstram a importância que a área tem adquirido, com a implementação em *softwares* de simulação e dispositivos físicos de análise em tempo real. Em (SUNG; CHUNG, 2014), um sistema de monitoramento distribuído para gerenciamento de demanda utilizando redes *ZigBee* é implementado. Outro exemplo pode ser encontrado em (BUCCI; FIORUCCI; LANDI, 2003), em que vários computadores com um cartão de aquisição de dados estão ligados à rede através de um transdutor de tensão.

No ramo de pesquisa de monitoramento da rede elétrica, a tarefa mais importante é a definição do que será monitorado, pois essa definição irá caracterizar a arquitetura do equipamento, o método da coleta dos dados, processamento e armazenamento e a precisão dos resultados. Dessa forma, exemplifica-se com base na IEC 61000-4-30 (RADIL;

RAMOS, 2010) e IEEE 519 (IEEE. . . , 2014) que para medir transientes de tensão, faz-se necessário a caracterização do valor RMS a cada meio ciclo. Nesses casos, o dispositivo de medição deve detectar um grande espectro de parâmetros tais como afundamentos, elevações, harmônicos, distorções, ruídos elétricos e transientes com uma taxa extremamente elevada.

No entanto, no caso da medição do consumo de eletricidade, algumas considerações adicionais devem ser feitas. As precisões das medições de tensão e corrente devem ser de, no mínimo, 1%, uma vez que se está lidando com tarifação. Os harmônicos, transientes e os demais parâmetros citados são importantes de uma maneira especial: se um distúrbio na rede elétrica danifica um dispositivo eletrônico, o consumidor tem o direito de ser reembolsado pela companhia distribuidora de energia elétrica. Nos casos em que o medidor não é capaz de identificar estes distúrbios, o consumidor não consegue provar o que realmente aconteceu.

Além disso, a medição de consumo de energia elétrica sob condições não senoidais pode não ser uma tarefa fácil. E neste campo, o padrão IEEE 1459-2010 (IEEE. . . , 2010) representa a única referência realmente disponível. Esta norma enumera algumas definições de potências necessárias para as seguintes situações específicas:

- Quando as formas de onda da tensão e da corrente são não-senoidais.
- Quando a carga é desbalanceada ou as tensões da fonte são não-simétricas.
- Quando a energia dissipada no neutro devido à corrente de sequencia zero é economicamente significativa.

As definições foram desenvolvidas para fornecer orientações no que diz respeito aos parâmetros que devem ser medidos ou monitorados para fins de receita, decisões econômicas e determinação dos maiores poluidores harmônicos. Nos itens seguintes, são discutidas algumas definições para medição de QEE e potência sob condições não senoidais.

## 2.2 Qualidade de energia elétrica

A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), elaborou uma série de documentos designados Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) (ANEEL, 2015), que normatizam e padronizam as atividades técnicas relacionadas ao funcionamento e desempenho dos sistemas de distribuição de energia elétrica. Essa norma, em seu módulo 8, define os seguintes termos para classificação da qualidade da energia elétrica.

- Tensão em regime permanente: Valor RMS da tensão definida no intervalo de tempo onde não ocorreram distúrbios elétricos capazes de invalidar a leitura, definido como sendo de 10 (dez) minutos.
- Fator de potência: Razão entre a energia elétrica ativa e a raiz quadrada da soma dos quadrados das energias elétricas ativa e reativa, consumidas em um mesmo período especificado.
- Harmônicos: Fenômenos associados a deformações na forma de onda da tensão e da corrente em relação à senoide de frequência fundamental.
- Desequilíbrio de tensão: Desvio máximo da média das correntes ou tensões trifásicas, dividido pela média das correntes ou tensões trifásicas, expresso em percentual.
- Flutuação de tensão: Variação aleatória, repetitiva ou esporádica do valor RMS da tensão.
- Variação de tensão de curta duração (VTCD): Desvio significativo da amplitude do valor eficaz da tensão em intervalo de tempo compreendido entre 16,67ms (1 ciclo) e 3 (três) minutos.
- Variação de frequência: fenômeno associado a desvios no valor da frequência fundamental da tensão.

Todos esses itens representam os parâmetros para classificação da qualidade da energia elétrica e, nesse caso, um medidor de qualidade da energia elétrica deve implementar todos esses resultados. Em 2013, no entanto, foi desenvolvido um analisador de qualidade da energia elétrica capaz de verificar todos esses parâmetros. Dessa forma, este trabalho de dissertação complementa o trabalho iniciado em 2013 ([VOLKERS, 2013](#)).

## 2.3 Medição de potência em condições não-senoidais

Em condições não-senoidais, tensões e correntes instantâneas podem ser definidas por duas componentes distintas: a componente de frequência fundamental do sistema  $v_1$  e  $i_1$  e as componentes harmônicas restantes  $v_H$  e  $i_H$ , como descrito na equação (2.1).

$$v = v_1 + v_h \text{ e } i = i_1 + i_h \quad (2.1)$$

O quadrado dos valores RMS correspondentes são os seguintes:

$$V^2 = \frac{1}{kT} \int_{\tau}^{\tau+kT} v^2 dt = V_H^2 \quad (2.2)$$

$$I^2 = \frac{1}{kT} \int_{\tau}^{\tau+kT} i^2 dt = I_H^2 \quad (2.3)$$

Onde  $[\tau, \tau + kT]$  é o intervalo de tempo de medição,  $\tau$  é o tempo inicial,  $k$  é um número inteiro,  $T$  é o tempo do ciclo da componente fundamental e  $V_h$  ou  $I_h$  é a tensão ou corrente harmônica de ordem  $h$ , para  $h = 0, 1, 2, \dots, n$ ,  $n \in N$ . Adicionalmente, a potência aparente é definida por:

$$S = VI = \sqrt{S_1^2 + S_N^2} \quad (2.4)$$

Onde  $S_1$  é a potência aparente fundamental, e  $S_N$  é a potência aparente não-fundamental.

A expressão matemática para calcular a potência ativa monofásica no domínio do tempo e no domínio da frequência é definida por (2.5) e (2.6), respectivamente:

$$P = \frac{1}{kT} \int_{\tau}^{\tau+kT} vi dt \quad (2.5)$$

$$P = P_1 + P_H \quad (2.6)$$

Onde  $P_1$  é a potência ativa fundamental:

$$P_1 = \frac{1}{kT} \int_{\tau}^{\tau+kT} v_1 i_1 dt = V_1 I_1 \cos(\varphi_1) \quad (2.7)$$

e  $P_H$  é a potência ativa de ordem  $H$ :

$$P_H = P - P_1 = V_0 I_0 + \sum_{h \neq 1} V_h I_h \cos(\varphi_h) \quad (2.8)$$

Nas equações (2.7) e (2.8),  $\varphi$  é o ângulo entre a tensão e corrente fundamental. Adicionalmente, o fator de potência pode ser definido por:

$$PF = \frac{P}{S} = \frac{P_1 + P_H}{\sqrt{S_1^2 + S_N^2}} \quad (2.9)$$

Entretanto, no caso de um sistema trifásico não-senoidal desbalanceado, o conceito de tensão efetiva  $V_e$  e corrente efetiva  $I_e$  (IEEE... , 2010) é utilizado. Nesse caso  $V_e$  e  $I_e$ , definem-se por:

$$I_e = \sqrt{\frac{I_a^2 + I_b^2 + I_c^2 + I_n^2}{3}} = \sqrt{I_{e1}^2 + I_h^2} \quad (2.10)$$

e

$$V_e = \sqrt{\frac{3(V_a^2 + V_b^2 + V_c^2) + V_{ab}^2 + V_{bc}^2 + V_{ca}^2}{18}} \quad (2.11)$$

onde  $V_e = \sqrt{V_{e1}^2 + V_h^2}$

Adicionalmente, a potência aparente efetiva pode ser definida por (2.12):

$$S_e = 3V_e I_e = \sqrt{S_{e1}^2 + S_{eN}^2} \quad (2.12)$$

onde  $S_{e1}$  é a potência aparente efetiva fundamental e  $S_{eN}$  é a potência aparente efetiva não-fundamental.

A potência ativa em um sistema trifásico é definida pela soma das potências ativas de cada fase,  $a$ ,  $b$  e  $c$ , como descrito em (2.13), onde  $P_a$ ,  $P_b$  e  $P_c$  são definidos como descrito em (2.5).

$$P_{3\phi} = P_a + P_b + P_c \quad (2.13)$$

Finalmente, o fator de potência trifásico efetivo pode ser definido como sendo:

$$PF_e = \frac{P_{3\phi}}{S_e} \quad (2.14)$$

A medição de componentes harmônicas se faz necessário em razão de que o consumo total de energia ativa pode ser diferente do valor da componente fundamental, como descrito em (2.6). Tal diferença leva a um maior ou menor faturamento de consumo de energia e, conseqüentemente, custos mais elevados para o consumidor ou perda de receita para a empresa de distribuição, uma vez que os medidores de energia elétrica tradicionais são projetados para trabalhar em condições puramente senoidais. Como a proposta deste trabalho é apresentar um dispositivo de qualidade de energia e medição de consumo, se fez a opção pela realização de medições reais do consumo de eletricidade, e isso inclui componentes harmônicas de alta ordem.

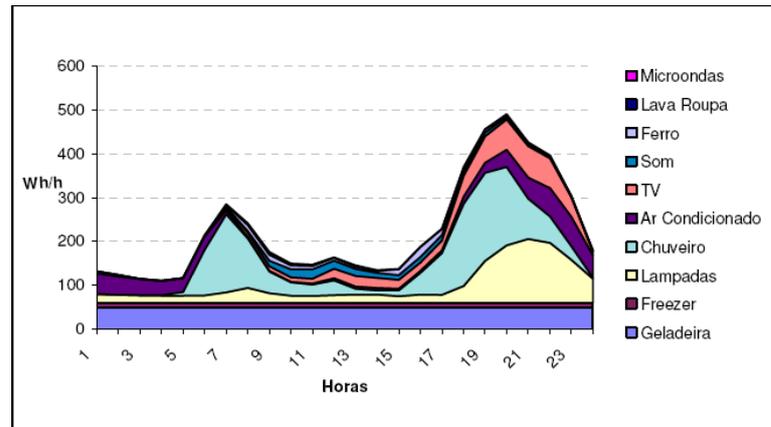
A próxima seção trata dos métodos de predição de consumo implementados no desenvolvimento deste trabalho.

## 2.4 Técnicas usadas na predição de consumo

Cada usuário possui um padrão diferente de consumo de energia elétrica. No entanto, de uma forma geral, o consumo residencial diário no Brasil assume a forma exibida na Figura 1.

De acordo com a Figura 1, existem dois picos de consumo: um situado por volta das 08:00 horas, e outro, por volta das 20:00 horas. No entanto, de acordo com o perfil de cada usuário, esses picos podem ser deslocados no decorrer do dia. O consumo semanal, por outro lado, pode assumir a forma representada na Figura 2. Os dados desse gráfico são referentes à clientes residenciais e comerciais, o que justifica o menor consumo no domingo e no sábado, dias 1 e 7, respectivamente. Adicionalmente, o perfil de consumo residencial

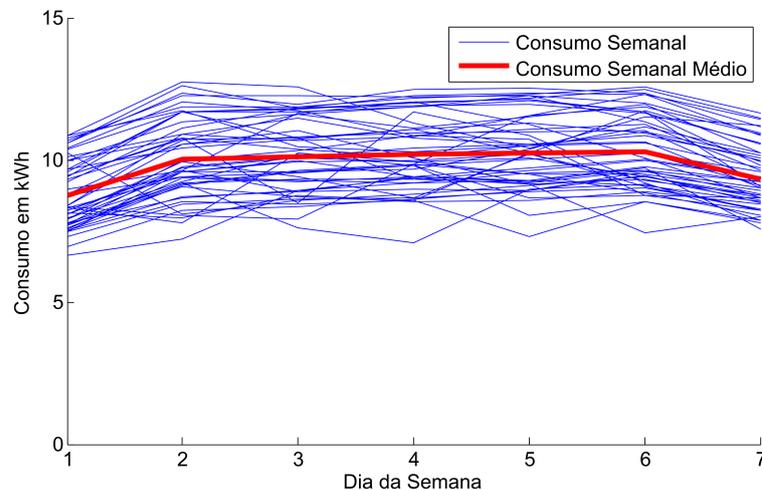
Figura 1 – Curva de carga diária típica no Brasil.



Fonte: Própria

anual no Brasil pode ser observado na Figura 3. Neste gráfico, os dados foram obtidos do site do Operador Nacional do Sistema, (ONS, 2015), correspondendo ao consumo de energia no ano de 2015, nos meses de janeiro a novembro. Neste caso, o maior consumo é tipicamente encontrado no verão (meses quentes).

Figura 2 – Curva de carga semanal típica no Brasil.

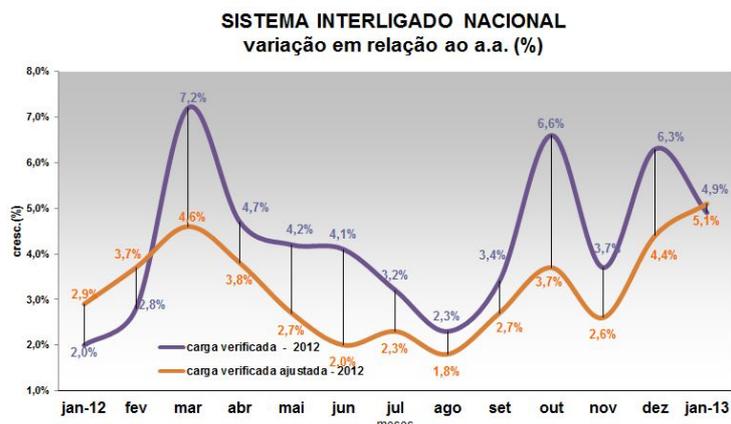


Fonte: Própria

Analisando as Figuras 1 e 2, observa-se que existe um padrão no consumo de energia que caracteriza o perfil do consumidor. Dessa forma, podem ser utilizadas técnicas de reconhecimento de padrões para identificar esse perfil, prever o consumo e ainda economizar energia.

No entanto, diversas técnicas diferentes estão disponíveis na literatura atual. Dessa forma, optou-se por analisar nesse trabalho aquelas que apresentam menor custo computa-

Figura 3 – Curva de carga anual típica no Brasil.



Fonte: (ONS, 2015)

cional, como no caso do Filtro de Média Móvel e Regressão Linear, descritas nas subseções 2.4.1 e 2.4.2, respectivamente, e técnicas consagradas como Rede Neural Artificial, que é considerada uma das técnicas mais poderosas no processo de adquirir e inferir conhecimento através da experiência, abordada na subseção 2.4.3.

Os próximos itens tratam das técnicas utilizadas nesse trabalho para realizar a predição do consumo de energia elétrica, com base no histórico de cada usuário.

### 2.4.1 Filtro de Média Móvel

O filtro de média móvel é o filtro mais utilizado em processamento digital de sinais, principalmente por ser um filtro fácil de se compreender e de se utilizar. Apesar de sua simplicidade, o filtro de média móvel é ideal para uma tarefa muito comum: reduzir o ruído aleatório, mantendo a forma elementar do sinal. Esse filtro é extremamente eficaz, quando se trata de processamento no domínio no tempo. No entanto, no domínio da frequência, possui baixa capacidade para realizar a separação das faixas de frequência do sinal, (SMITH, 1999).

O filtro de média móvel usa uma janela móvel de  $M$  amostras  $x_s$  para calcular a média de uma sequência de dados, a cada instante de tempo, conforme descrito na equação (2.15). Se for conhecida a frequência do ruído, este pode ser eliminado ajustando-se a janela de amostragem do filtro média móvel ao valor do período do ruído ou a um múltiplo deste período. Trata-se de um filtro simples, que apresenta, no entanto, resultado satisfatório em sistemas ruidosos.

$$y[i] = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} b_j * x[i - j] \quad (2.15)$$

A equação (2.15), descreve que existe a possibilidade de atribuir pesos diferentes para cada componente de tempo do sinal  $x[t]$ . Dessa forma, pode-se criar um filtro de média móvel onde os valores mais recentes tem peso  $b_j$  maior no filtro do que valores mais antigos, por exemplo. Em filtros mais simples,  $b_j = 1$ .

## 2.4.2 Regressão Linear e Polinomial

A análise de regressão consiste na realização de uma análise estatística com o objetivo de verificar a existência de uma relação funcional entre uma variável dependente com uma ou mais variáveis independentes. Em outras palavras, consiste na obtenção de uma equação que tenta explicar o comportamento da variável dependente pela alteração das variáveis independentes.

Para tentar estabelecer uma equação que representa o fenômeno em estudo no caso de regressão simples pode-se fazer um gráfico, chamado de diagrama de dispersão, para verificar como se comportam os valores da variável dependente ( $Y$ , por exemplo) em função da variável dependente ( $X$ ).

O comportamento de  $Y$  em relação a  $X$  pode se apresentar de diversas maneiras: linear, quadrático, cúbico, exponencial, logarítmico, etc. Para se estabelecer o modelo que explica o fenômeno, deve-se verificar qual o tipo de curva e equação de um modelo matemático que mais se aproxime dos pontos representados no diagrama de dispersão.

No entanto, verifica-se que ao montar o diagrama de dispersão os valores do modelo matemático proposto não representam perfeitamente o fenômeno estudado. Haverá, na maior parte, uma distância entre os pontos do diagrama e a curva do modelo. Esse efeito ocorre devido ao fato do fenômeno que está em estudo não ser bem representado pelo modelo matemático, e por tanto, um fenômeno que está sujeito a influências adversas.

Adicionalmente, o modelo escolhido deve ser condizente com o que acontece na prática. Para isso, devem ser levados em consideração para classificação da qualidade da energia elétrica:

- O modelo selecionado deve ser condizente tanto no grau como no aspecto da curva, para representar em termos práticos o fenômeno em estudo;
- O modelo deve conter apenas as variáveis que são relevantes para explicar o fenômeno.

Conforme explicitado anteriormente, os pontos do diagrama de dispersão ficam distantes da curva do modelo matemático escolhido. Um dos métodos utilizados para obter a relação funcional, se baseia na obtenção de uma equação estimada de tal forma que as distâncias entre os pontos do diagrama e os pontos da curva do modelo matemático,

no todo, sejam as menores possíveis. Este método é denominado Método dos Mínimos Quadrados (MMQ).

O Método dos Mínimos Quadrados, ou Quadrados Mínimos Ordinários (MQO) ou OLS (do inglês Ordinary Least Squares) é uma técnica de otimização matemática que procura encontrar o melhor ajuste para um conjunto de dados tentando minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre o valor estimado e os dados observados (tais diferenças são chamadas resíduos). Trata-se da forma de estimação mais amplamente utilizada na econometria. Consiste em um estimador que minimiza a soma dos quadrados dos resíduos da regressão, de forma a maximizar o grau de ajuste do modelo aos dados observados, (AGUIRRE, 1999).

Para o caso da utilização de um modelo linear de primeiro grau (regressão linear simples), o modelo estatístico seria dado pela equação (2.16):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + e_i \quad (2.16)$$

em que:

$Y_i$  = valor observado para a variável dependente  $Y$  no  $i$ -ésimo nível da variável independente  $X$ ;

$\beta_0$  = constante de regressão. Representa o intercepto da reta com o eixo  $Y$ ;

$\beta_1$  = coeficiente de regressão. Representa a variação de  $Y$  em função da variação de um unidade da variável  $X$ ;

$X_i$  =  $i$ -ésimo nível da variável independente  $X$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ );

$e_i$  = é o erro que está associado à distância entre o valor observado  $Y_i$  e o correspondente ponto na curva, do modelo proposto, para o mesmo nível  $i$  de  $X$ .

Para se obter a equação estimada, utiliza-se o MMQ, visando a minimização dos erros. Assim, tem-se que:

$$e_i = Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i \quad (2.17)$$

Elevando ambos os membros ao quadrado:

$$e_i^2 = [Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i]^2 \quad (2.18)$$

Aplicando o somatório:

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n [Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i]^2 \quad (2.19)$$

Por meio da obtenção de estimadores de  $\beta_0$  e  $\beta_1$  que minimizem o valor obtido na equação (2.19), é possível alcançar a minimização da soma de quadrados dos erros.

Para se encontrar o mínimo para uma equação, deve-se derivá-la em relação à variável de interesse e igualá-la a zero. Sendo assim, derivando a equação (2.19) em relação a  $\beta_0$  e  $\beta_1$ , e igualando-as a zero, pode-se obter duas equações que, juntas, vão compor o chamado sistemas de equações normais. A solução desse sistema fornecerá:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum x_i y_i - \frac{\sum x_i \sum y_i}{n}}{\sum x_i^2 - \frac{(\sum x_i)^2}{n}} \text{ e } \hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} \quad (2.20)$$

Uma vez obtidas as estimativas para os coeficientes, pode-se reescrever a equação estimada como sendo:

$$\hat{Y}_1 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \bar{X}_i \quad (2.21)$$

Uma outra forma de utilizar a regressão linear é utilizando múltiplas variáveis. A regressão é, nesse caso, chamada de Regressão Linear Múltipla. Essa técnica envolve três ou mais variáveis, ou seja, uma única variável dependente ( $Y$ ) e duas ou mais variáveis independentes ou regressoras ( $X_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$ ). A teoria é uma extensão da regressão linear simples. De modo similar, tem o objetivo de estabelecer uma equação que possa ser usada para prever valores de  $Y$  para dados valores de suas diversas variáveis independentes. A finalidade das variáveis independentes adicionais é melhorar a capacidade de predição em confronto com a regressão linear simples.

O modelo exposto na equação (2.22) é chamado então de modelo de regressão linear múltipla com  $k$  variáveis regressoras. Os parâmetros  $\beta_i (i = 1, 2, 3, \dots, k)$  são chamados de coeficientes de regressão parciais.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \epsilon \quad (2.22)$$

Adicionalmente, existe a regressão linear de 2º grau. O modelo estatístico para essa situação está exposto na equação (2.23).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \epsilon_i \quad (2.23)$$

em que:

$Y_i$  = valor observado para a variável dependente  $Y$  no  $i$ -ésimo nível da variável dependente  $X$ ;

$\beta_0$  = constante de regressão;

$\beta_1$  = constante de regressão;

$\beta_2$  = constante de regressão;

$X_i$  = i-ésimo nível da variável independente  $X$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ );

$X_i^2$  = i-ésimo nível da variável independente  $X$ , elevado ao quadrado;

$\epsilon_i$  = é o erro que está associado à distância entre o valor observado  $Y_i$  e correspondente ponto na curva para o mesmo nível  $i$  de  $X$ .

Utilizando o MMQ, no modelo de 2º grau, chegar-se-á ao seguinte sistema de equações normais, para se obter as estimativas de  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$ :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n Y_i = n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_i + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_i^2 \\ \sum_{i=1}^n Y_i X_i = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n X_i + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_i^2 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_i^3 \\ \sum_{i=1}^n Y_i X_i^2 = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n X_i^2 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n X_i^3 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n X_i^4 \end{cases} \quad (2.24)$$

Uma vez obtidas estas estimativas, pode-se reescrever a equação (2.23) na forma estimada:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i + \hat{\beta}_2 X_i^2 \quad (2.25)$$

Polinômios de maior grau também são utilizados em procedimentos de regressão linear. Para esses casos, a forma de utilização do método dos mínimos quadrados pode ser derivada da equação (2.24).

### 2.4.3 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA's) são sistemas originalmente inspirados na observação dos sistemas nervosos biológicos que são capazes de obter conhecimento através da extração de regularidades de um conjunto de dados. A primeira publicação relacionada à neurocomputação data de 1943, por meio de um artigo que tratava da matemática por trás do funcionamento do sistema nervoso, (MCCULLOCH; PITTS, 1943). Todavia, os modelos artificiais neurológicos, utilizados em redes neurais artificiais, foram inspirados a partir da análise da geração e propagação de impulsos elétricos na membrana celular dos neurônios (HODGKIN; HUXLEY, 1952).

Os neurônios artificiais são não-lineares, fornecendo saídas tipicamente contínuas, e realizam funções simples, como coletar os sinais existentes em suas entradas, agregá-los de acordo com sua função operacional e produzir uma resposta, levando em consideração sua função de ativação inerente (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Todavia, a forma

como esses diversos neurônios estão arranjados um em relação ao outro é o que define a arquitetura, eficiência e funcionamento de uma rede neural. Ou seja, o neurônio em si não é capaz de realizar cálculos e procedimentos complexos, mas sim o arranjo de diversos neurônios.

Basicamente, uma rede neural artificial pode ser dividida em três partes denominadas de camadas, as quais são nomeadas da seguinte forma:

- Camada de entrada: é a camada responsável pelo recebimento de informações (dados), sinais características ou medições advindas do meio externo, sendo que tais entradas são geralmente normalizadas em relação às faixas de variações dinâmicas produzidas pelas funções de ativação de cada neurônio. Esta normalização implica numa melhor precisão numérica frente às operações matemáticas realizadas pela rede.
- Camadas intermediárias: são camadas que possuem a responsabilidade de extrair as características associadas ao processo ou sistema a ser inferido. Praticamente todo o processo interno da rede é realizado nessas camadas.
- Camada de saída: também é constituída de neurônios, sendo responsável pela produção e apresentação dos resultados finais da rede.

Existem, no entanto, diversas topologias de redes neurais. Nesse trabalho, foram avaliados o desempenho da predição de consumo em redes neurais tipo *Feedforward* e *Generalized Regression Neural Network* (GRNN), conforme descrito no item 2.4.3.1 e no item 2.4.3.2.

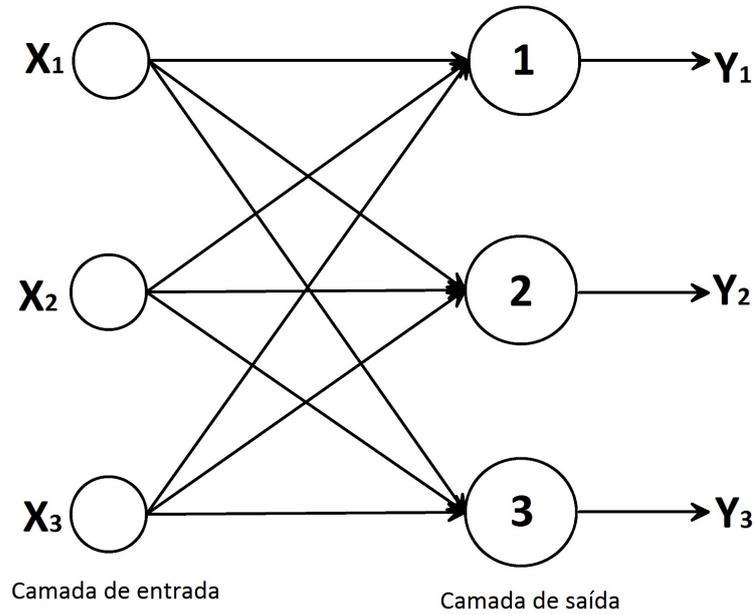
#### 2.4.3.1 Arquitetura Feedforward Network

Para este tipo de arquitetura de RNA's, tem-se uma camada de entrada e uma camada de saída. Caso a rede possua uma única camada de neurônios, lhe é atribuída a nomenclatura de rede *feedforward* de camada simples. Por outro lado, caso haja duas ou mais camadas de neurônios, de rede *feedforward* de camadas múltiplas. A Figura 4 ilustra uma rede *feedforward* de camada simples, composta de 3 entradas e 3 saídas. Esse tipo de arquitetura é utilizado na solução de problemas envolvendo classificação de padrões e filtragem linear.

Por outro lado, a Figura 5 mostra um exemplo das redes cuja arquitetura se baseia em múltiplas camadas de neurônios, também chamadas de camadas ocultas. Esse tipo de rede é empregado em diversos tipos de problemas, tais como aproximações de funções, classificação de padrões, identificação de sistemas, otimização de processos, dentre outros.

As RNA's *feedforward* possuem um bom desempenho em sistemas de predição, no entanto, esse desempenho está diretamente ligado à qualidade do histórico de dados

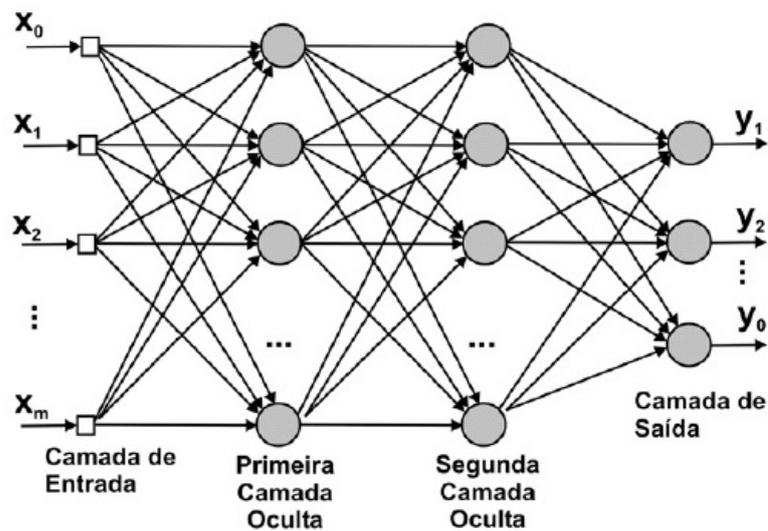
Figura 4 – Exemplo de rede *feedforward* de camada simples.



Fonte: Própria

que se possui do sistema a ser estudado e a existência de um certo padrão das amostras. Caso o sistema funcione de forma descorrelacionada, ou seja, não há qualquer dependência entre amostras passadas e futuras, o resultado é inadequado. Para tanto, faz-se necessário realizar o treinamento da rede neural. Essa etapa é constituída basicamente de ajustes

Figura 5 – Exemplo de rede *feedforward* de camada múltiplas.



Fonte: Própria

nos pesos e limiares de decisão de cada neurônio, tomando-se como base a entrada, o resultado obtido e o resultado esperado.

Entre os principais tipos de rede com arquitetura *feedforward* de camadas múltiplas se encontra o *Perceptron* multicamadas e as redes de base radial, cujos algoritmos de aprendizado utilizados em seus processos de treinamento são respectivamente baseados na regra delta generalizada e na regra delta/competitiva (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

#### 2.4.3.2 Generalized Regression Neural Network (GRNN)

As redes GRNN são redes neurais probabilísticas que foram propostas inicialmente por Donald F. Specht, (SPECHT, 1990). A utilização de uma rede neural probabilística é especialmente vantajosa devido à sua capacidade de convergir para a função de base de dados, com apenas algumas amostras de treino disponíveis. O conhecimento adicional necessário para obter o ajuste de forma satisfatória é relativamente pequeno e pode ser feito sem entrada adicional por parte do utilizador. Isso faz da GRNN uma ferramenta muito útil para realizar previsões e comparações de desempenho do sistema na prática.

A função de densidade de probabilidade usado em GRNN é a distribuição normal. Cada amostra de treinamento,  $X_i$ , é utilizado como a média de uma distribuição normal.

$$Y(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma^2}\right)} D_i^2 = (X - X_i)^T (X - X_i) \quad (2.26)$$

$$D_i^2 = (X - X_i)^T (X - X_i) \quad (2.27)$$

Nas equações (2.26) e (2.27), o valor de  $n$  representa o número de elementos para realizar o treinamento da rede e  $\sigma$  representa o *spread*, ou espalhamento. Esse fator está relacionado com a velocidade de convergência da rede, tipicamente sendo-lhe atribuído o valor 1.

O valor de  $D_j$  nas equações (2.26) e (2.27) é usado como uma medida de quão boa é a predição para cada amostra de treino  $X$ . Se o valor de  $D_j$  for pequeno, o valor de  $\exp\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma^2}\right)$  se torna grande. Para  $D_j = 0$ ,  $\exp\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma^2}\right) = 1$  e o valor estimado é igual ao valor de treino.

As Redes Neurais GRNN, devido à capacidade de aprendizado, generalização e classificação, são utilizadas em reconhecimento de padrões, controle, modelagem, aproximação de funções, entre outras. O desempenho da rede é influenciada pelo ajuste do bias (*spread*) e pelos padrões armazenados. Portanto, para um valor de *spread* muito grande a rede passa a generalizar demasiadamente, enquanto que um valor muito pe-

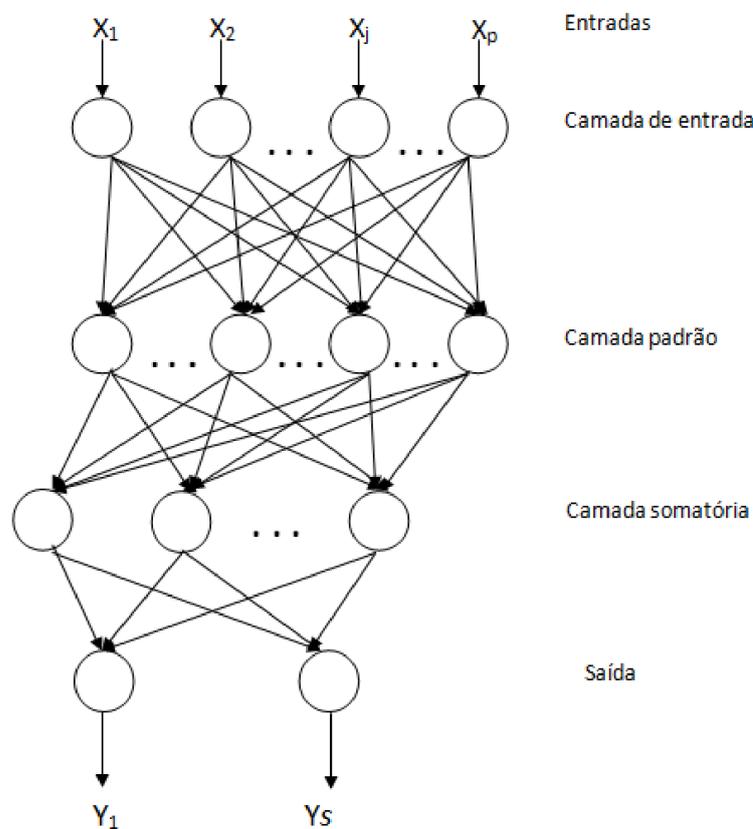
queno torna a rede incapaz de generalizar. A rede GRNN pode ser utilizada para fins de previsão, modelagem, mapeamento, interpolação ou controle. Uma das principais vantagens da aplicação da GRNN está no fato de que seu processo de aprendizado ocorre em um único passo,(SPECHT, 1991).

O treinamento da rede é supervisionado, ou seja, possui uma saída desejada com estrutura do tipo não recorrente, constituída por uma estrutura fixa com uma camada de entrada, duas intermediárias e uma de saída. A quantidade de neurônios de cada camada é dependente da quantidade de padrões de treinamento.

A arquitetura da GRNN se caracteriza por quatro camadas, uma camada de entrada, duas camadas intermediárias e uma camada de saída, representada na Figura 6.

Cada camada de entrada possui uma determinada quantidade de neurônios, esta quantidade de neurônios está associada diretamente ao número de entradas, saídas e aos dados de treinamento. A entrada da rede é determinada por  $X$  (vetor coluna) com dimensão  $p$ , e a saída é determinada por  $Y$  (Vetor coluna) com dimensão  $s$ .

Figura 6 – Arquitetura GRNN.



Fonte: Própria

## 2.5 Conclusão

Esse capítulo tratou dos aspectos e ferramentas teóricas utilizadas na elaboração do trabalho. Diversos conceitos sobre qualidade da energia elétrica podem ser explorados, fazendo uma análise criteriosa das normas e literaturas atuais. No entanto, essa análise foge ao escopo deste trabalho. Outras considerações sobre qualidade da energia elétrica podem ser encontradas em (VOLKERS, 2013).

Adicionalmente, é importante salientar que outras técnicas de predição de consumo foram analisadas, todavia, não forneceram resultados satisfatórios, comparados às técnicas aqui abordadas.

## 3 Desenvolvimento do Medidor

O medidor desenvolvido realiza a análise do consumo de energia e a ocorrência de distúrbios elétricos, variação de tensão, *flicker*, variação de frequência, harmônicos e perturbações momentâneas de forma contínua e ininterrupta, conforme pré-requisitos dispostos na normatização vigente (PROCEL, 2001). Os resultados do processamento são disponibilizados em uma página web e em um dispositivo de armazenamento não volátil, se conectado. Este capítulo trata dos aspectos relevantes abordados na construção e *softwares* do dispositivo de medição.

### 3.1 O *hardware*

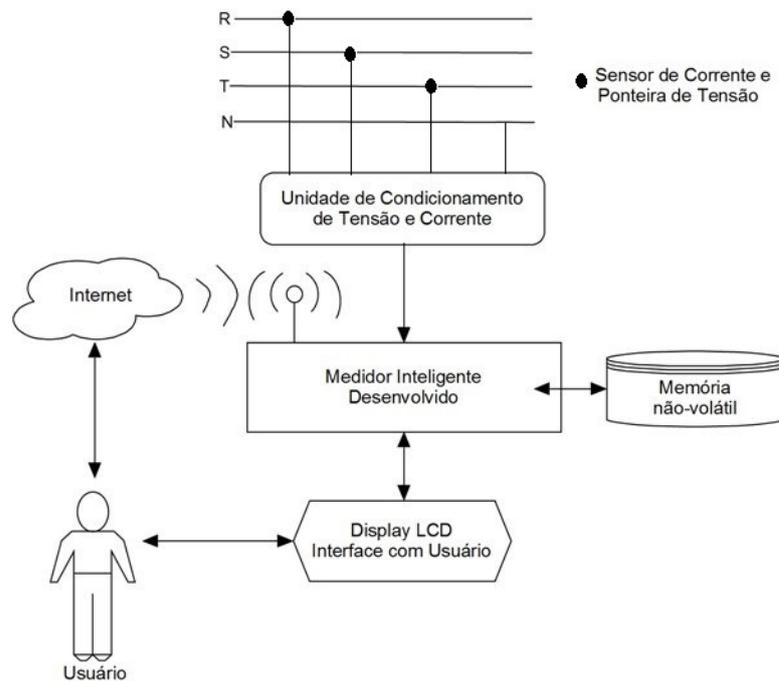
O *hardware* do dispositivo desenvolvido pode ser representado de forma esquemática na Figura 7. O medidor foi projetado para um sistema trifásico, baixa tensão, estrela aterrado. No entanto, há um controle por meio de software que reconhece quando um sistema monofásico ou bifásico é utilizado, desativando automaticamente o processamento do desequilíbrio de tensão. A alimentação do conjunto é projetada para um sistema monofásico ou bifásico, em 127 V ou 220 V. As tensões de medição estão compreendidas entre -330 V e +330 V, com o valor RMS nominal de 127 V.

A unidade de condicionamento, mostrada na Figura 7, é composta por condicionamento de tensão e corrente, filtros e proteção conta sobre-tensão. O condicionamento de tensão é necessário para reduzir o nível de tensão de medição a níveis compatíveis com os filtros e o restante do medidor. Já a unidade de condicionamento de corrente, faz a conversão da corrente de saída do sensor de corrente para tensão. Após os sinais estarem devidamente condicionados, são filtrados individualmente e, após a filtragem, o sinal é então encaminhado ao conversor analógico digital (AD). Para que haja a garantia de que o conversor AD não será afetado por tensões maiores do que os limites do mesmo, no caso de haver uma surto no sistema de medição, cada canal do conversor AD é protegido por um circuito contra sobretensão de forma individual. Todos os componentes da unidade de condicionamento estão detalhados nos itens seguintes.

#### 3.1.1 Condicionamento de tensão

A tensão da rede elétrica é coletada por meio de pontas de prova e conduzida até a unidade de condicionamento, que é responsável por reduzir o nível de tensão e corrente da rede, fazendo com que a mesma não ultrapasse os limites elétricos do medidor. Optou-se, nesse trabalho, pela implementação de um circuito de condicionamento de tensão tipo

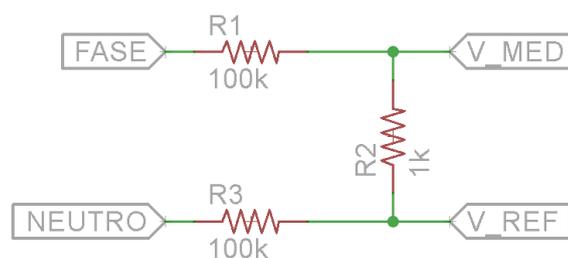
Figura 7 – Estrutura do medidor desenvolvido.



Fonte: Própria

rede de resistores, para minimizar os gastos e evitar não-linearidades, comuns em sensores de tensão tipo indutivos e ópticos. A Figura 8 mostra o circuito de condicionamento desenvolvido.

Figura 8 – Circuito de condicionamento do medidor.



Fonte: Própria

Esse circuito é extremamente simples, muito embora seja necessário ressaltar alguns pontos:

- o potencial  $V_{REF}$  deve ser igual a metade do valor de referência do conversor AD utilizado;
- O neutro do sistema a ser monitorado não deve ser comum à referência do circuito

de medição, pois nesse caso, estaria sendo mantido um potencial constante igual a  $V_{REF}$  sobre o resistor  $R_3$ ;

- Os resistores a serem utilizados devem ser de precisão, nesse caso 1%.

Caso sejam atendidos esses pontos, a tensão de medição condicionada,  $V_{MED}$  será dada pela equação (3.1):

$$V_{MED} = \frac{V_{FASE}}{201} + V_{REF} \quad (3.1)$$

Como a tensão de referência do conversor AD é 3,3 V,  $V_{REF} = 1,65$  V. Logo, caso a tensão de fase da rede seja, no máximo, 330 V de pico, o valor de  $V_{MED}$  será de, no máximo, 3,3 V, respeitando assim os limites do conversor AD. Posteriormente será estabelecido um sistema de proteção contra sobretensões. É importante salientar que o sinal de saída do circuito possui apenas componente positiva, uma vez que o conversor AD utilizado tem excursão de 0 V até 3,3 V.

### 3.1.2 Condicionamento de Corrente

Para o circuito de adequação de corrente, foi utilizado o sensor SCT-013, da YHDC (YHDC, 2015). Trata-se de um sensor de corrente do tipo não invasivo, ou seja, não é necessário abrir o circuito para conectá-lo à rede. Isso é uma grande vantagem, pois viabiliza a praticidade do circuito. A Figura 9 apresenta o sensor utilizado.

Figura 9 – Sensor de corrente utilizado.

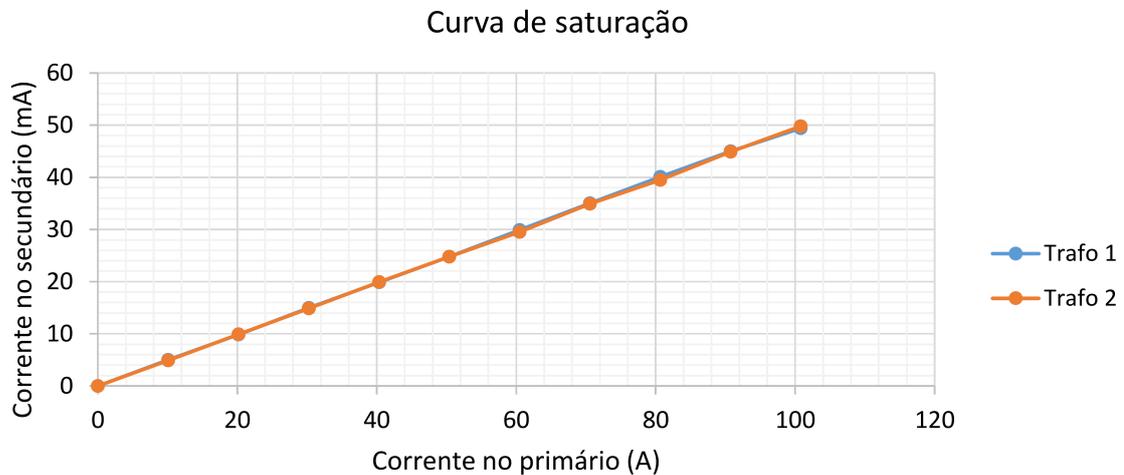


Fonte: (YHDC, 2015) Traduzido

O sensor SCT-013 possui uma relação de transformação de 100:0,05, ou seja, uma corrente de 100A no primário corresponde a uma corrente de 50 mA no secundário. A Figura 10 mostra a resposta de dois transformadores idênticos para correntes variando de

0 A até 100 A. Por meio desse gráfico é possível observar a linearidade do sensor. Nesse teste, o desvio médio obtido foi de 1,22 %.

Figura 10 – Resposta do sensor utilizado para correntes de 0 A a 100 A.



Fonte: Própria

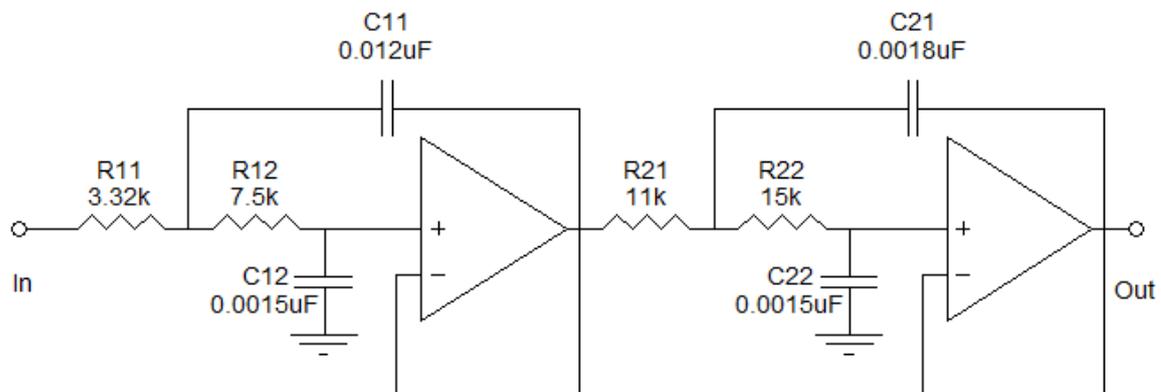
O sinal de saída do sensor de corrente é então aplicado a um circuito semelhante ao da Figura 8, para realizar a conversão de corrente para tensão e adicionar o nível DC ao sinal.

### 3.1.3 Filtros

Os sinais provenientes do circuito de condicionamento de tensão e de corrente podem estar sujeitos a componentes harmônicas de ordem diferentes da fundamental, nesse caso, 60 Hz. No entanto, conforme definido no teorema da amostragem de Nyquist-Shannon, um sinal pode ser perfeitamente recuperado, sem sofrer efeito de *aliasing*, desde que a frequência deste esteja limitada em até a metade do valor da frequência de amostragem do sinal. Dessa forma, projetou-se e implementou-se um filtro *Butterworth* passa-baixas de quarta ordem, que atenua frequências acima de 7 kHz. O PRODIST determina que os medidores devem analisar as frequências harmônicas até, no mínimo, a 25ª ordem, ou seja, 1500 Hz. Pelo critério de Nyquist, para esse caso, a frequência de amostragem deve ser superior a 3 kHz. No entanto, a norma brasileira é clara quando diz que seus documentos não são uma imposição, mas sim recomendações. Assim, frequências acima da 25ª ordem podem ser analisadas, oferecendo mais precisão para a medição. Desse modo, considerando a frequência de corte de 7 kHz e pelo critério de Nyquist, deve-se ter uma frequência de amostragem superior a 14 kHz. Nesse caso, podem ser analisadas frequências até a 116ª ordem. Todavia, para se ter uma quantidade exata de pontos em

cada ciclo de 60 Hz (256 pontos), a frequência de amostragem utilizada é de 15360 Hz. A Figura 11 mostra o filtro desenvolvido.

Figura 11 – Filtro *butterworth* desenvolvido.



Fonte: Própria

### 3.1.4 Proteção contra sobretensões

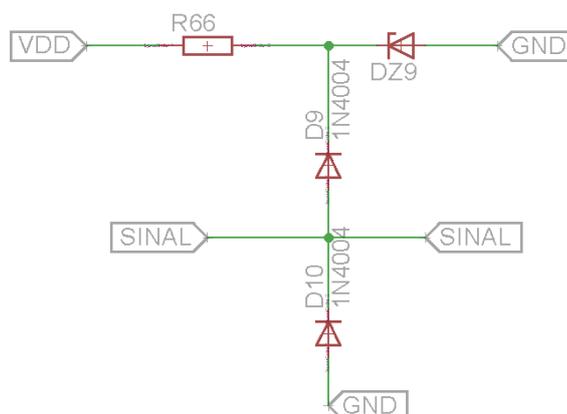
Em um sistema de medição de consumo e qualidade da energia elétrica deve haver sempre um dispositivo de proteção contra elevações repentinas nas grandezas analisadas. Dessa forma, uma descarga atmosférica na linha de distribuição pode elevar substancialmente o nível de tensão de medição. Por outro lado, um curto circuito em uma carga pode provocar um aumento na corrente de medição. Essas elevações podem ocasionar na queima do medidor, o que seria desastroso do ponto de vista funcional do dispositivo. Para evitar este tipo de problema são inseridos circuitos de proteção na conexão entre o circuito de adequação e os conversores AD's do medidor. A Figura 12 mostra o circuito desenvolvido.

Nesse circuito, caso SINAL seja uma tensão negativa menor do que  $-0,7$  V, o diodo D10 conduz, grampeando a tensão de SINAL. Por outro lado, se SINAL for  $0,7$  V maior do que a tensão de referência do diodo *zener* DZ9, este conduz, ocasionando no grampeando da tensão de SINAL. Apesar de ter o funcionamento simples, este circuito garante a insusceptibilidade do medidor contra surtos nas variáveis analisadas.

### 3.1.5 Montagem final

Após a adequação e filtragem, o sinal é digitalizado pelos conversores AD's do microcontrolador. As formas de onda são processadas e salvas em um dispositivo de armazenamento não volátil. Ao mesmo tempo, os resultados do processamento são exibidos em um display de LCD, tais como a tensão RMS, frequência e distorção harmônica de

Figura 12 – Circuito de proteção desenvolvido.



Fonte: Própria

cada fase. Adicionalmente, as informações sobre consumo e qualidade de energia da instalação são enviadas para um servidor na internet, onde o usuário pode acessar em qualquer tempo.

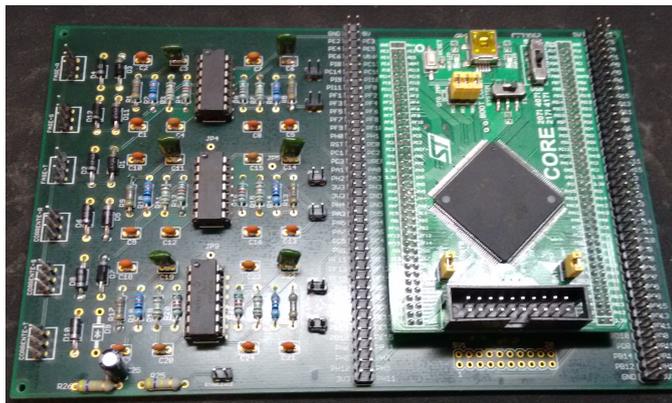
Todo o processamento dos dados, desde a aquisição até o armazenamento das informações na memória não-volátil é realizado pelo microcontrolador STM32F407IGT6 (ST-MICROELECTRONICS, 2015), baseado em uma arquitetura ARM *Cortex*-M4 (ARM, 2015) de 32 bits RISC, operando em até 210 DMIPS. O microcontrolador STM32F407IGT6 possui uma unidade de ponto flutuante (FPU) dedicado, destinado a executar operações matemáticas de dados representados em ponto flutuante. Ele também implementa um conjunto completo de instruções de processamento digital de sinais (DSP) e uma unidade de proteção de memória (MPU), que aumenta a segurança do aplicativo. A corrente necessária para alimentar todo o sistema de condicionamento e processamento do medidor desenvolvido em condições normais (quando a proteção contra sobretensões não está ativada) é de 200mA. Caso o sistema de proteção seja ativado, essa corrente sobe para 600mA.

A Figura 13 mostra a placa de condicionamento, filtros e processamento e, a Figura 14, mostra o medidor implementado.

## 3.2 O software

O *software* desenvolvido trata-se de um conjunto de procedimentos que objetivam o correto processamento das variáveis elétricas adquiridas, bem como a apresentação dos resultados de forma clara e objetiva ao usuário. Dessa forma, após a aquisição dos sinais condicionados de tensão e corrente pelo conversor AD, todos os procedimentos se baseiam em processamento digital de sinais.

Figura 13 – Placa do medidor.



Fonte: Própria

Figura 14 – Medidor desenvolvido em sua montagem final.



Fonte: Própria

A metodologia aplicada é simples: as informações digitais fornecidas pelo conversor AD são processadas com o intuito de se obter as variáveis elétricas referentes à rede analisada. São realizados cálculos para se conhecer as variáveis indicadoras de qualidade de energia, apresentadas na seção 2.2 e o consumo instantâneo de potência, conforme procedimentos descritos na seção 2.3. Esses indicadores são armazenados em um dispositivo não-volátil no próprio medidor, a fim de se criar um banco de dados de *backup*. Adicionalmente, variáveis como tensão e corrente eficaz, fator de potência, distorção harmônica total, frequência média, e potência média, são enviados para um servidor a cada uma hora. Ao final do dia, todos esses dados são integralizados, compondo assim, um conjunto

de indicadores diários da instalação analisada.

Os indicadores diários são usados na predição do consumo de energia elétrica. Dessa forma, caso haja um conjunto de amostras suficiente para caracterizar o perfil de consumo do usuário, o sistema desenvolvido é capaz de prever o consumo de forma eficiente, conforme descrito no Capítulo 4. Vale ressaltar, no entanto, que o medidor desenvolvido apenas cumpre o papel da aquisição, pré-processamento e envio das variáveis elétricas ao servidor central. Este servidor, por outro lado, se encarrega de realizar as predições de consumo, gerenciamento de banco de dados e apresentação da página *web*.

O *software* embarcado nesse dispositivo consiste em um sistema operacional de tempo real (traduzido do inglês, *Real Time Operating System*, ou RTOS), desenvolvido pela empresa *FreeRTOS* (FREERTOS, 2015). Todo o sistema de aquisição e processamento das variáveis elétricas é realizado nessa plataforma.

As variáveis elétricas processadas são dispostas para o usuário de duas formas: por meio de um *display touchscreen* localizado na parte frontal do medidor e pelo acesso remoto em um site. No *display*, o usuário pode visualizar diversos indicadores sobre a qualidade da energia elétrica na instalação, além de informações em tempo real sobre o consumo de energia elétrica. No site, por outro lado, além dessas informações o usuário tem acesso a gráficos que informam em tempo real o comportamento da tensão fornecida, corrente consumida, harmônicos, variação de frequência, fator de potência e a uma predição de consumo mensal, baseado em condições atuais e passadas. Todas as informações enviadas do medidor para o site são feitas por meio de uma comunicação TCP/IP.

O funcionamento do *software* do medidor segue a seguinte metodologia: inicialmente é feita a configuração de todos os periféricos, tais como comunicação *ethernet*, dispositivos de armazenamento, LCD, etc. Posteriormente, é feita a configuração do conversor AD do microcontrolador, utilizando o processo de interrupção por Acesso Direto à Memória, ou DMA. Esse método possibilita que o microcontrolador realize os cálculos em paralelo à aquisição de dados do conversor AD, aumentando assim a eficiência no processamento. Nesse método, os dados são diretamente convertidos e salvos em um vetor, sem que haja interferência no programa principal. Em conformidade com a norma do PRODIST, as tensões e correntes são amostradas simultaneamente.

Após a configuração do conversor AD, é feito o sincronismo entre este e a rede, verificando o momento em que a onda da tensão cruza por zero. Esse sincronismo é necessário para que se tenha sempre um ciclo completo para ser realizado o processamento.

A próxima etapa está relacionada com a metodologia de cálculo de cada variável relacionada na norma do PRODIST, conforme os itens seguintes:

- Tensão eficaz (*true RMS*) – São calculadas as tensões e correntes eficazes das três fases utilizando-se 16 ciclos de 60 Hz da rede. Para isso, é realizado o cálculo por

meio das equações (2.2) e (2.3);

- Fator de desequilíbrio – Calculado em relação às tensões de linha da rede. Caso não haja conexão trifásica no medidor, esse parâmetro é automaticamente desabilitado. Também é realizado o cálculo com os valores correspondentes à 16 ciclos da rede. As equações (3.2) e (3.3) descrevem o fator de desequilíbrio;

$$FD\% = 100 \sqrt{\frac{1 - \sqrt{3 - 6\beta}}{1 + \sqrt{3 - 6\beta}}} \quad (3.2)$$

onde

$$\beta = \frac{V_{ab}^4 + V_{bc}^4 + V_{ca}^4}{(V_{ab}^2 + V_{bc}^2 + V_{ca}^2)^2} \quad (3.3)$$

- Variação de Tensão de Curta Duração (VTCD) – A análise da ocorrência de um VTCD é feita a cada meio ciclo. Caso seja identificado a ocorrência de uma VTCD, é exibido no Display de LCD essa informação, e a janela de amostragem em que houve o distúrbio é armazenada em um dispositivo não-volátil. Os valores de tensão e tempo são programáveis.
- Flutuação de Tensão – O processamento da flutuação da tensão é feito a cada ciclo. É feita a análise do valor da tensão RMS e esse valor é salvo em um vetor. Caso seja identificado que a tensão RMS está oscilando, é indicado a frequência de oscilação e a amplitude da oscilação.
- Fator de Potência – O fator de potência é calculado de acordo com a equação (2.9 para cada janela de amostragem. Ao final do período de integralização, é apresentado o valor médio do fator de potência.
- Variação de Frequência – São calculadas as frequências das tensões em cada janela de amostragem, correspondente a 16 ciclos de tensão da rede. Para cada janela de amostragem, é salvo o valor da frequência mínima, máxima e média de cada fase.
- Harmônicos – O cálculo das distorções harmônicas das tensões e da corrente é realizado considerando uma amostra com 256 valores, correspondente a um ciclo da rede, usando uma FFT de 256 pontos. Com isso, tem-se a informação de 128 componentes harmônicas, ou seja, até 7.68 kHz. No entanto, como foi projetado um filtro em 7 kHz, a frequência máxima analisada pelo medidor é de 7 kHz.
- Tensão em regime Permanente – A tensão em regime permanente é processada em intervalos de integralização de 10 minutos cada, salvo quando ocorrerem VTCD, conforme descrito no PRODIST. As janelas de medições correspondem a 16 ciclos da tensão da rede, com uma taxa amostral de 128 amostras por ciclo.

O cálculo da potência e da energia consumida pela instalação é feito conforme descrito na seção 2.3.

O resultado do processamento prévio das variáveis elétricas descritas são enviados a cada uma hora para um servidor TCP/IP, onde são realizados outros procedimentos de modo a facilitar o acesso do usuário às informações de sua instalação. O intervalo de envio dessas informações pode ser alterado pelo próprio usuário, no entanto, é comum os medidores eletrônicos destinados a medição de energia utilizarem esse intervalo de uma hora.

O servidor foi desenvolvido em uma plataforma Linux com o uso linguagem de programação *Python*. Os dados recebidos do medidor pelo servidor são então salvos em um banco de dados MySQL, e disponibilizados em uma página *web* usando, basicamente, as linguagens PHP, CSS e HTML5. O *software* de predição também foi desenvolvido em *Python*. O site pode ser acessado por meio do endereço <http://medidoronline.noip.me>.

## 4 Validação experimental

Para avaliar a precisão do medidor desenvolvido, foram realizados experimentos em diferentes situações. As especificações dessas experiências e os resultados são descritos nos itens seguintes.

### 4.1 Experimento 1: Avaliação da precisão de medição

O desenvolvimento de um medidor de consumo e qualidade de energia deve ser realizado em acordo com diversas normas, conforme citado no item 2.1, a fim de se obter um resultado satisfatório, tanto do ponto de vista técnico quanto financeiro. No tocante às especificações dos sistemas de medição o Módulo 5 do PRODIST (PRODIST, 2015), que trata especificamente dos medidores de energia, define o valor máximo de incerteza na medição, conforme descrito na equação (4.1):

$$e(\%) = 0,05 \pm \sqrt{M^2 + T_C^2 + T_P^2} \quad (4.1)$$

onde:

- $M$  = incerteza padrão do medidor;
- $T_C$  = incerteza padrão do transformador de corrente (TC);
- $T_P$  = incerteza padrão do transformador de tensão (TP);
- $0,05$  = Erro sistemático, que é imposto pela resistência do cabo do TP.

Conforme definido em norma, medições que objetivam faturamento de energia devem ser feitas com TC's e TP's classe 0,6. Isso significa que a precisão desses dispositivos deve ser de 0,6%. Já o medidor, deve ter uma incerteza definida em 0,05%. Com esses valores, a equação (4.1) fornece um desvio de aproximadamente 1,03%.

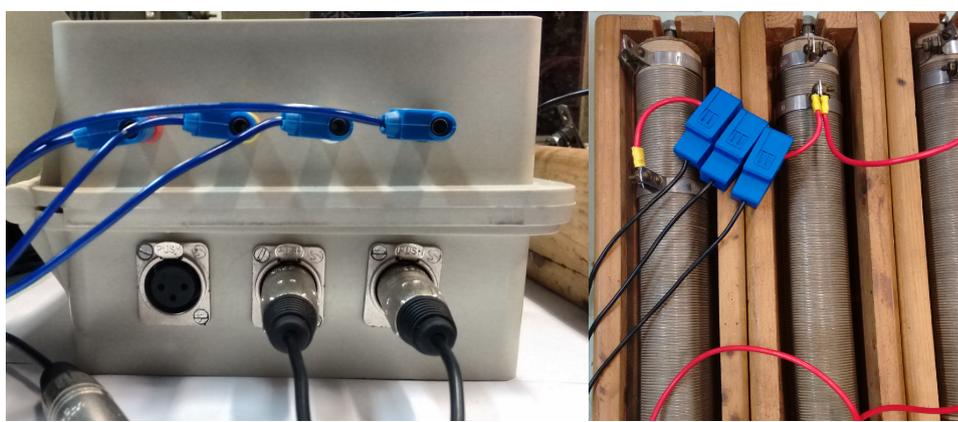
O valor de incerteza aceitável por norma pode parecer pequeno quando se tem em vista o consumo residencial, por exemplo. No entanto, o mesmo não é verdade quando é analisada uma indústria onde a conta de energia pode facilmente ultrapassar a casa dos milhares de reais. Dessa forma, quanto maior a precisão do conjunto medidor e sensores, melhor tanto para consumidor quanto para o fornecedor de energia elétrica.

Tendo em vista essas definições, devem ser realizados testes no medidor de modo a comprovar a classe de exatidão do conjunto, uma vez que os componentes utilizados na implementação do condicionamento de tensão e corrente não são padronizados.

### 4.1.1 Metodologia

Para avaliar a precisão na leitura dos valores eficazes de tensão e corrente, foi utilizado uma fonte monofásica programável (CHROMA, 2015) para gerar uma forma de onda de tensão com parâmetros conhecidos. Uma carga resistiva foi inserida para avaliar a corrente simultaneamente à medição de tensão. As três fases e os três sensores de corrente do medidor foram conectados à mesma fase da fonte, para avaliar quantitativamente o mesmo fenômeno elétrico. A Figura 15 mostra as conexões e o posicionamento dos sensores de corrente.

Figura 15 – Ensaio realizado para caracterização da precisão do medidor.



Fonte: Própria

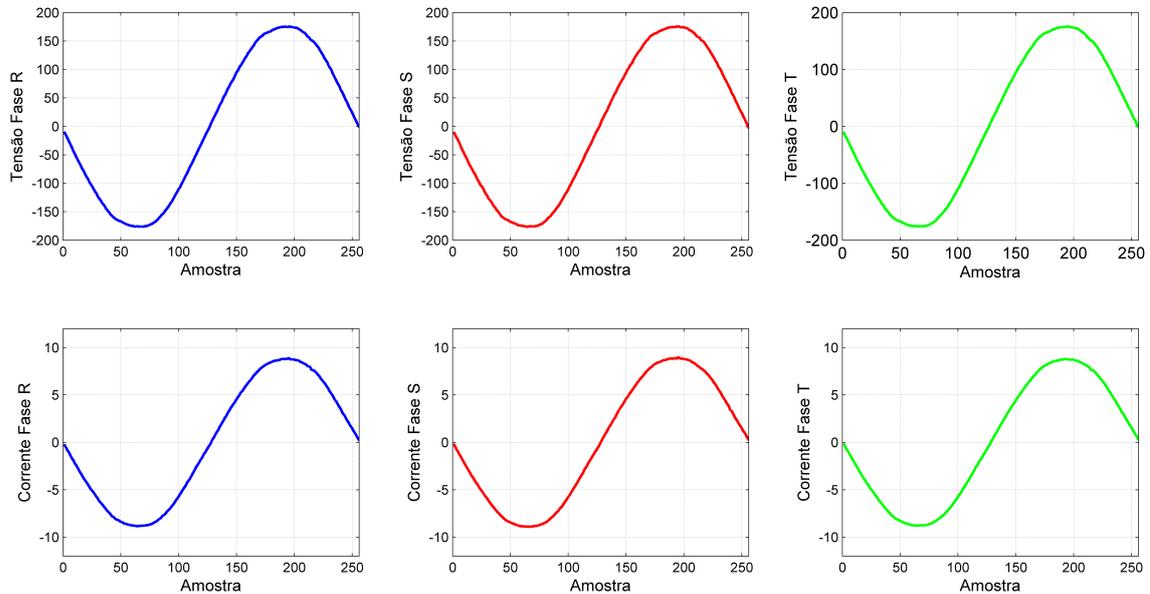
Adicionalmente, sabe-se que a corrente consumida pela grande maioria dos equipamentos atuais não é composta apenas pela componente fundamental de 60 Hz. Logo, um medidor de energia deve ser capaz de medir com precisão formas de onda com conteúdo harmônico variável. Dessa forma, o mesmo *layout* da Figura 15 foi utilizado para avaliar a precisão na medição de uma forma de onda distorcida, com diversas componentes harmônicas. Nesse aspecto, dentre as funcionalidades do medidor desenvolvido, está a possibilidade de gerar relatórios contendo as intensidades da distorção harmônica individual da tensão e da corrente até a 116ª ordem.

### 4.1.2 Resultados

O resultado alcançado foi extremamente satisfatório. A Figura 16 mostra o comportamento da forma de onda da tensão e da corrente para esse experimento.

A Tabela 2 mostra o resultado das medições realizadas nesse experimento, onde foi utilizado um analisador profissional de energia para aferir (VOLTECH, 2015) os parâmetros de tensão e corrente fornecidos pela fonte monofásica programável. O desvio máximo

Figura 16 – Forma de onda de tensão e corrente capturadas pelo medidor.



Fonte: Própria

Tabela 2 – Resultado do experimento para avaliação da medição de tensão e corrente.

Variável (RMS)	Valor esperado	Valor medido	Desvio (%)
Tensão R	127 V	127,2 V	0,1732
Tensão S	127 V	127,3 V	0,2441
Tensão T	127 V	126,9 V	0,0394
Corrente R	6,23 A	6,22 A	0,1605
Corrente S	6,23 A	6,27 A	0,6421
Corrente T	6,23 A	6,18 A	0,8026

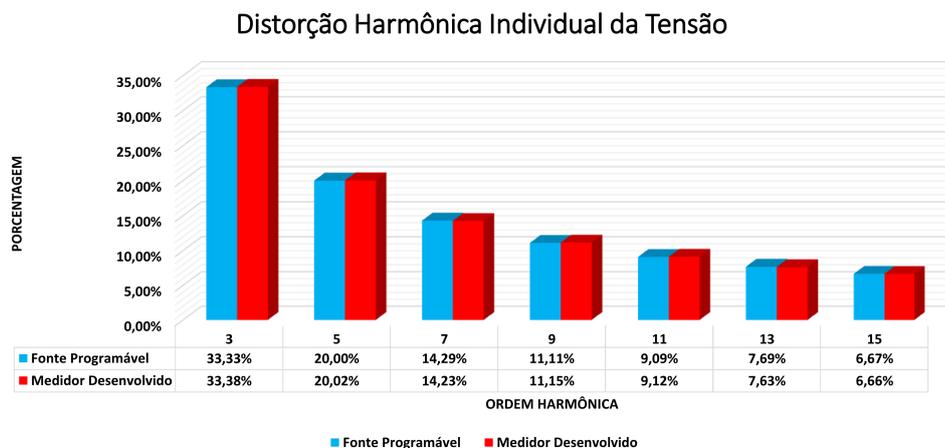
Fonte: Própria

obtido para a medição de tensão foi de 0,23%. Já para a medição de corrente, o desvio máximo foi de 0.8026%.

Adicionalmente, as Figuras 17 e 18 mostram o resultado obtido do processamento de uma forma de onda com uma Distorção Harmônica Total (THD) igual a 45%, gerada a partir da fonte programável. Para essa forma de onda específica, as intensidades das harmônicas de ordem 3, 5, 7, 9, 11, 13 e 15 são mostradas nas barras em azul. Componentes harmônicas de ordens diferentes, não possuem valores representativos. O resultado obtido com o medidor desenvolvido é mostrado nas barras em vermelho.

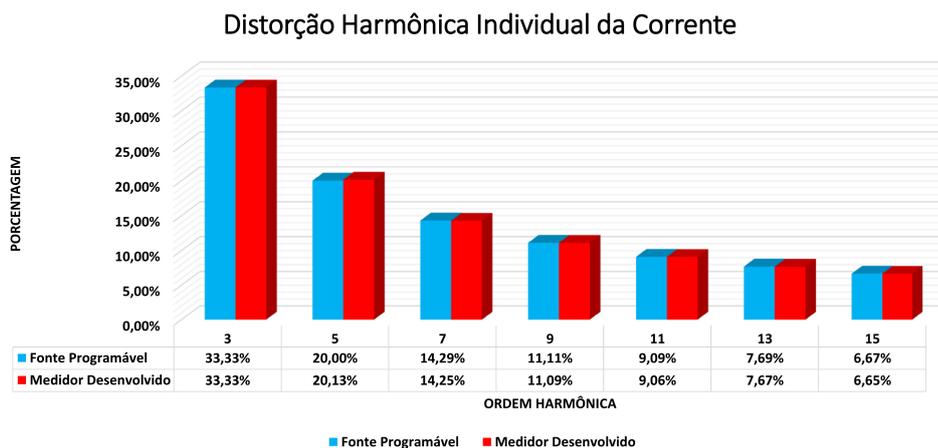
O cálculo do THD da tensão e da corrente é um resultado muito importante a ser obtido. Com ele é possível se certificar de que toda a metodologia de construção do medidor foi bem sucedida, pois qualquer anomalia inserida pelos circuitos de adequação

Figura 17 – Medição da distorção harmônica individual da tensão.



Fonte: Própria

Figura 18 – Medição da distorção harmônica individual da corrente.



Fonte: Própria

e filtragem afetaria a forma de onda da tensão lida e, conseqüentemente, o espectro do sinal não seria condizente com o real. Nesse experimento, foi obtido um desvio médio de 0,33% na THD individual da tensão e 0,29% na THD individual da corrente.

## 4.2 Experimento 2: Teste de longa duração em sistema trifásico

Medidores de consumo de energia elétrica são, em sua essência, equipamentos que após instalados devem funcionar por um longo período de tempo sem necessidade de intervenção humana. Dessa forma, aparelhos calibrados ficam meses e até anos sem apresentar defeitos ou anomalias em suas medições. Em instalações desprovidas de abrigo,

os medidores ficam sujeitos ao tempo, muitas vezes protegido apenas pelo seu próprio invólucro.

Por outro lado, os medidores de energia convencionais possuem apenas uma função: medição de consumo. Ou seja, somente a atividade do usuário é monitorada, deixando de lado a qualidade do produto entregue pela concessionária. A grosso modo, pode-se dizer não é prioridade da concessionária ter informações precisas se a tensão entregue está abaixo ou acima do valor limite especificado em norma, se há presença de distúrbios provocados por equipamentos a montante do ponto de entrega, dentre outros.

Tendo em vista essas definições, o medidor de qualidade e consumo de energia desenvolvido deve ser capaz de armazenar um grande volume informações de longo prazo e permanecer funcionando em condições adversas de tempo, temperatura e perfil de carga.

### 4.2.1 Metodologia

O teste de longa duração foi realizado em uma pequena instalação no interior de Domingos Martins, no Espírito Santo. Nesse teste, foram coletadas tensão e corrente nos meses de setembro e novembro do ano de 2015. Essa instalação possui uso regular durante a semana, tendo como cargas principais motores elétricos, *freezers* e ventiladores. No entanto, aos finais de semana não há utilização das cargas principais, fato que deve ser evidenciado na curva de corrente.

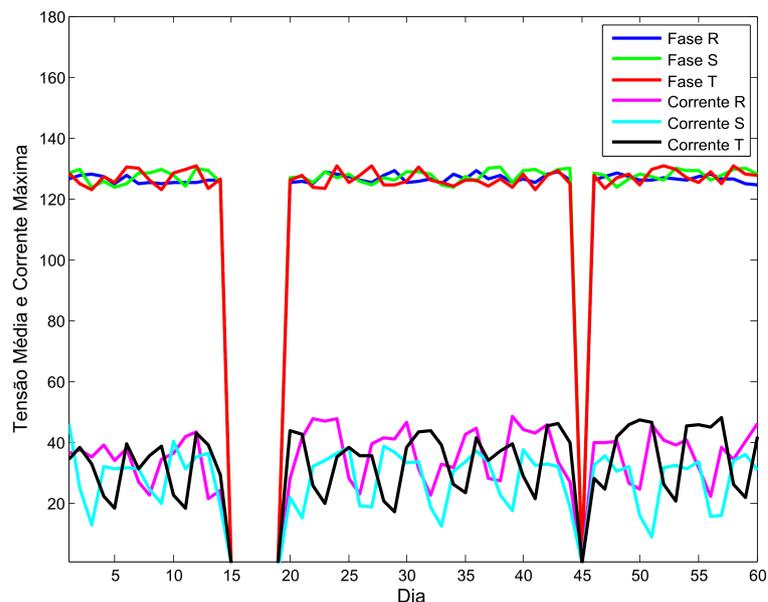
Esse teste tem o objetivo de comprovar a estabilidade na medição, bem como verificar a existência de qualquer não-conformidade no projeto.

### 4.2.2 Resultados

Nesse experimento ocorreram duas situações não previstas. A primeira se deu entre o 15º e 19º dia de análise, quando o sistema de carga da bateria e alimentação do conjunto falhou, ocasionando o desligamento inesperado do medidor. Essa falha ocorreu devido a uma solda defeituosa realizada entre a alimentação e o carregador da bateria, e foi solucionada usando-se conectores parafusáveis, ao invés de conectores soldáveis. A segunda situação ocorreu no 45º dia de análise, quando houve interrupção no fornecimento de energia elétrica por parte da concessionária, para uma manutenção no transformador alimentador de média tensão. O resultado pode ser visto na Figura 19.

Apesar dos imprevistos, o resultado do experimento foi satisfatório, uma vez que se obteve medições sem falhas por um período considerável de tempo.

Figura 19 – Medição de tensão e corrente em uma instalação.



Fonte: Própria

### 4.3 Avaliação de técnicas de previsão de consumo de energia elétrica

Conforme discutido no item 2.4, torna-se interessante que o dispositivo de medição seja capaz de realizar previsões no consumo de energia elétrica, de modo a fornecer ao usuário informações relevantes objetivando o uso consciente da energia. No entanto, ainda não existe uma técnica de previsão que se mostre dominante sobre as demais nessa área do conhecimento.

Diversos trabalhos na área de previsão de consumo de energia elétrica foram desenvolvidos, no entanto, poucos são os que detêm o foco no usuário, conforme (PIAZZA A. D; VITALE, 2014), (BOTT, 2014) e (STAVAST, 2014).

A previsão de consumo pode ser tratada como uma tarefa baseada na identificação do padrão de variação em uma série temporal, haja vista que o comportamento da curva de carga diária de uma instalação, em média, obedece a um padrão definido. No entanto, condições climáticas, preço de energia, bandeiras tarifárias e inclusive condição econômica regional são variáveis que podem interferir nesse padrão. Em alguns casos, essas variáveis são consideradas como classificadoras do padrão de consumo, além é claro do histórico do consumidor. No entanto, nesse trabalho focou-se apenas no histórico de consumo como variável classificadora.

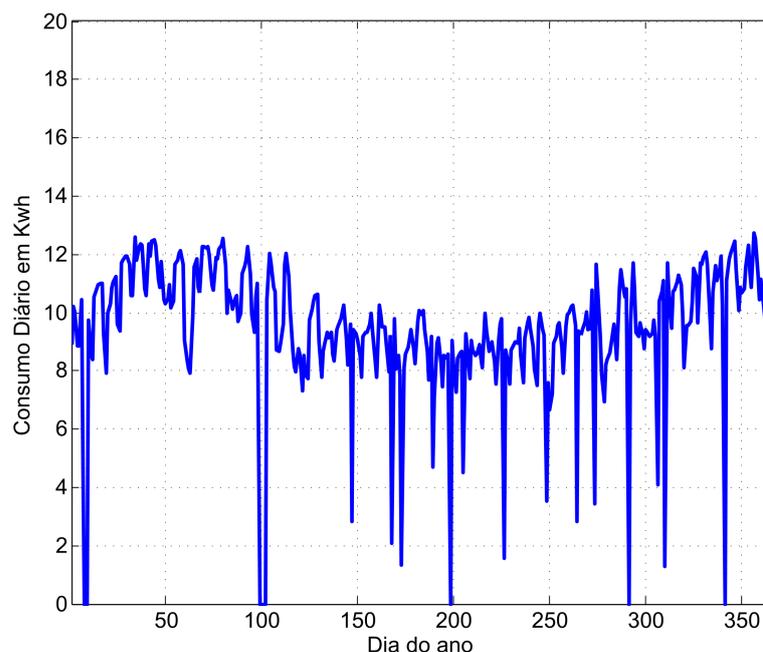
As informações referentes ao consumo de energia elétrica são enviadas pelo medi-

dor para um servidor desenvolvido em uma plataforma Linux, conforme mencionado no item 3.2. O servidor possui, basicamente, quatro funções: recebimento das informações, armazenamento no banco de dados, execução do algoritmo de predição e apresentação dos resultados em uma página *web*.

Optou-se por executar o algoritmo de predição no próprio servidor para aliviar a carga de processamento do medidor, uma vez que a execução desse tipo de algoritmo é, em geral, consideravelmente custosa. Por outro lado, a tarefa básica do servidor não apresenta grande impacto no desempenho de seu sistema, sendo que o mesmo possui espaços de tempo livre para realizar outras atividades, somado ao fato de que uma plataforma Linux possui compatibilidade com diversa linguagens de programação, tais como: *C++*, *Python* e *Matlab*.

No entanto, o medidor desenvolvido não adquiriu dados por tempo suficiente para poder caracterizar o perfil de consumo do usuário. Necessita-se, em geral, de pelo menos um ano de medições para que a curva de carga seja razoavelmente ???. Dessa forma, optou-se por realizar as predições tomando como base um banco de dados existente, típico de uma residência situada no sudeste brasileiro. A Figura 20 apresenta a curva de carga utilizada. Alguns pontos de *outliers* são identificados nessa curva. No entanto, em um sistema real, poderão ocorrer dias sem medição ou dados inconsistentes, de modo a provocar desvios no padrão de consumo. Adicionalmente, os itens seguintes tratam dos detalhes e resultados sobre cada técnica de predição abordada.

Figura 20 – Curva de carga utilizada nos experimentos de predição de consumo.



Fonte: Própria

### 4.3.1 Método 1: Média móvel

A caracterização de um padrão de consumo baseado em média móvel pode ser usada em sistemas onde se tem disponível apenas um *hardware* mínimo de processamento, ideal para microcontroladores de baixo desempenho em aplicações menos robustas. É evidente o uso desse mecanismo em *softwares* de estimação de quilometragem restante para uma determinada quantidade de combustível em veículos desde o ano de 2000. Nesses casos, se o usuário assumir um perfil agressivo de consumo, a estimativa diminui. No entanto, ao voltar para o perfil normal, a estimativa também se restabelece.

A tarefa mais difícil na caracterização do perfil da curva em um sistema baseado na predição em média móvel está na definição do tamanho da janela, descrita no item 2.4.1. Caso a janela de amostragem desse sistema seja muito pequena, qualquer distúrbio afeta a predição, tornando-a muito instável. Por outro lado, se a janela for muito grande, pode-se mascarar determinadas variações que se deseja identificar.

Tendo esse fato em mente, foram realizados testes com diversos tamanhos de janela. Os itens seguintes descrevem os procedimentos e resultados obtidos.

#### 4.3.1.1 Janela variável de acordo com o mês

Nesse experimento o tamanho da janela de amostragem foi tomado como base o mês que se deseja prever o consumo. Por exemplo, o mês de março tem 31 dias, logo, a janela de predição para esse mês possui 31 valores passados a serem considerados. No entanto, quando se está no primeiro dia de cada mês, os valores para as  $n$  amostras, onde  $n$  representa o número de dias no mês de análise, são valores correspondentes ao mês anterior. Esse método é descrito pela equação (4.2).

$$Consumo_{Mensal}(i) = n * \frac{\sum_{j=i-m}^i Consumo_{Diário}(j)}{m} \quad (4.2)$$

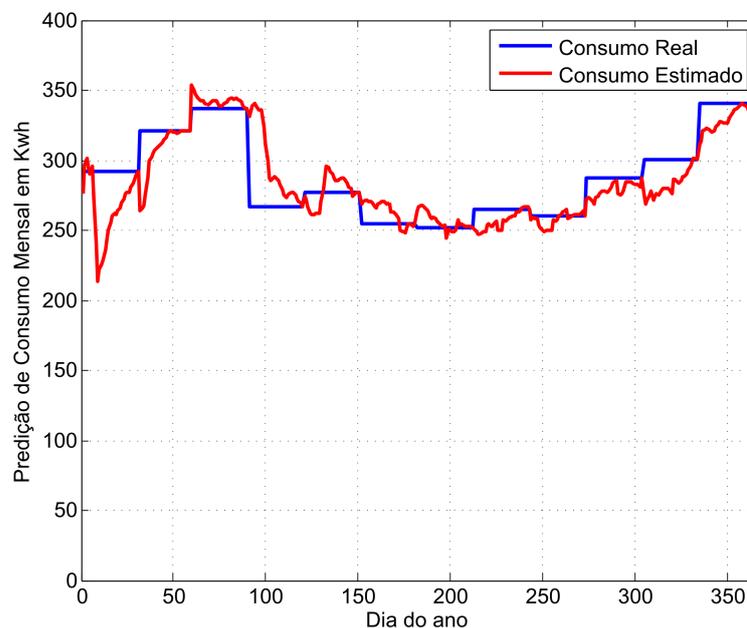
onde:

- $n$  = número de dias do mês que se deseja realizar a predição;
- $m$  = tamanho da janela de amostragem ( $m=n$ , nesse caso);
- $i$  = dia atual;
- $j$  = dias passados;
- $Consumo_{Mensal}(i)$  = Previsão de consumo mensal realizada no dia  $i$ ;
- $Consumo_{Diário}(j)$  = Consumo diário de  $j$  dias passados.

A equação (4.2) pode parecer redundante devido ao fato de se ter o conteúdo do somatório sendo multiplicado e dividido pela mesma variável. Isso se dá pelo fato já explicitado de que o tamanho da janela de amostragem é idêntico a quantidade de dias que o mês possui. Como o consumo de energia em um mês nada mais é do que o somatório dos consumos individuais de cada dia, a equação (4.2) assume o formato especificado.

Os resultados para esse método podem ser observados na Figura 21. A curva em azul representa o consumo real total de cada mês. Já a curva em vermelho representa as previsões que foram realizadas ao longo de todos os dias do ano.

Figura 21 – Resultado da previsão de consumo.



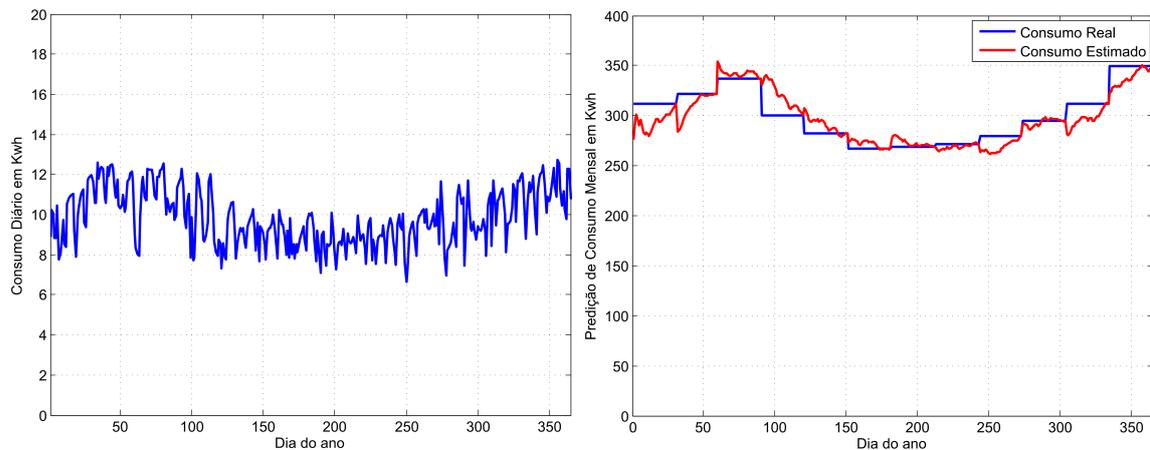
Fonte: Própria

Nesse experimento foi obtido um erro quadrático médio relativo de 4,38% ao longo de todo o ano. As variações abruptas de consumo contribuíram para piorar o desempenho do sistema, uma vez que os *outliers* não foram desconsiderados.

Retirando os *outliers*, obteve-se um erro quadrático médio relativo de 3,1%, o que representa uma melhora significativa no desempenho do sistema. A Figura 22 mostra a curva de carga e o resultado da previsão de consumo.

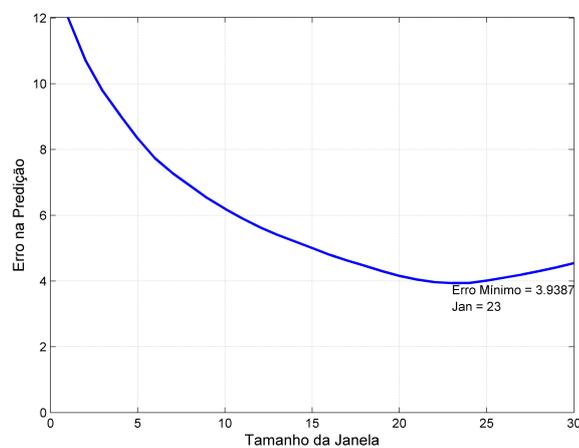
#### 4.3.1.2 Janela fixa

O mesmo algoritmo de média móvel descrito na equação (4.2) foi utilizado agora com valores fixos de  $m$ . De modo a encontrar o tamanho da janela ideal, foi criado um algoritmo de verificação, buscando o menor valor de erro para diversos tamanhos de janela diferentes sem a remoção dos *outliers*. Nesse método forma, a previsão de consumo se dá

Figura 22 – Resultado da predição de consumo sem *outliers*.

Fonte: Própria

de acordo com o número de dias do mês analisado multiplicado pela média de consumo diário dos últimos  $m$  dias. Nesse caso, o tamanho ideal da janela de amostragem é de 23 amostras. A Figura 23 apresenta esse resultado.

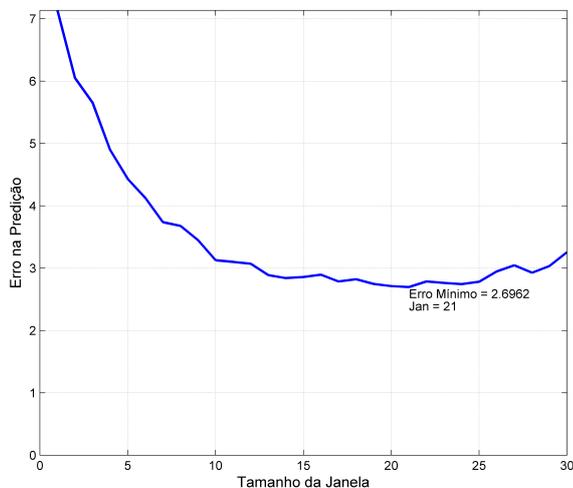
Figura 23 – Comportamento do erro na predição para diferentes tamanhos de janela sem a retirada dos *outliers*.

Fonte: Própria

Adicionalmente, com a retirada dos *outliers*, o valor do erro na predição diminuiu consideravelmente, no entanto, o tamanho da janela de amostragem ideal para esse caso também muda. Conforme observado na Figura 24, o tamanho ideal da janela é de 21 amostras.

Com a remoção dos *outliers* o resultado é ainda mais satisfatório, no entanto, como o método de remoção é um processo aleatório, substituindo os valores identificados por va-

Figura 24 – Comportamento do erro na predição para diferentes tamanhos de janela com a retirada dos *outliers*.



Fonte: Própria

lores baseados na média de amostras vizinhas, isso acaba criando uma certa instabilidade na curva de erro de predição conforme observado na Figura 24.

As Figuras 25 e 26 mostram o comportamento da predição de consumo ao longo do ano para diferentes tamanhos de janela de amostragem.

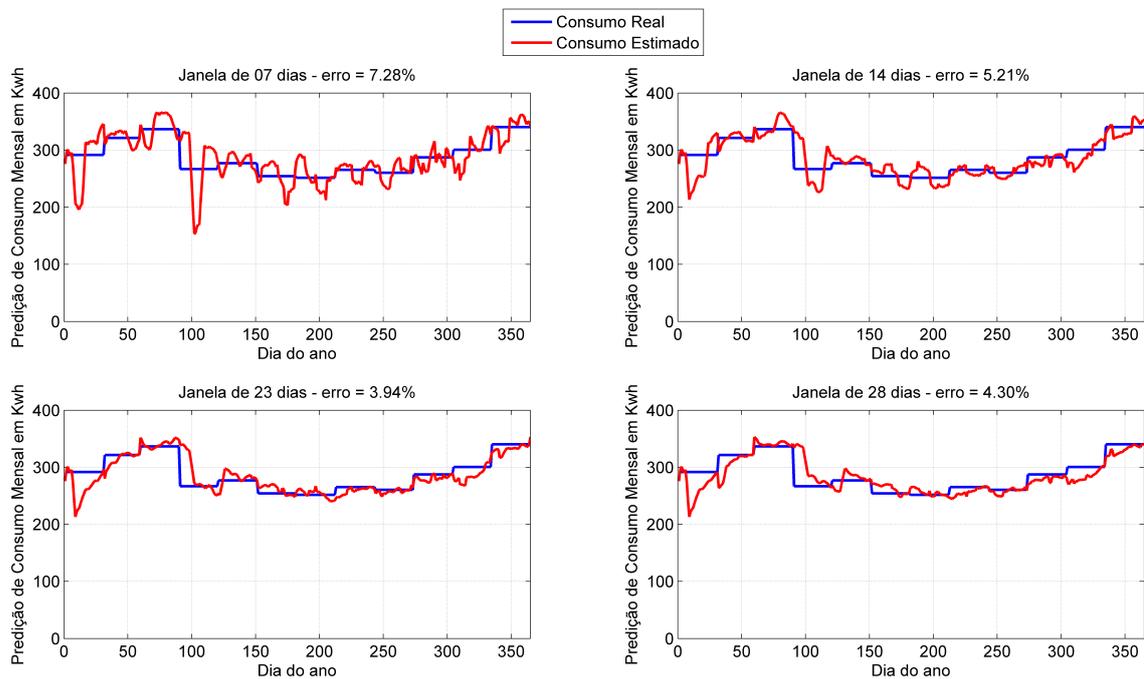
#### 4.3.1.3 Discussão

O método de predição baseado no filtro de média móvel se apresenta como uma ferramenta eficiente e de baixo custo computacional, ideal para sistemas onde não se deseja resultados com precisão elevada (considerando que foi possível realizar a predição com 2,7% de incerteza ao longo de todo o ano, sem a necessidade de haver um histórico maior do que 31 dias, conforme observado). Todavia, a definição do tamanho ideal da janela de amostragem é feita com base em verificações, não havendo um algoritmo capaz de identificar esse tamanho de forma teórica. Em outras palavras, o comportamento da curva de consumo é o que define o tamanho dessa janela. Desse modo, cada usuário pode ter o menor erro de predição em diferentes tamanhos de janela de amostragem, que deve ser verificado experimentalmente.

Adicionalmente, observa-se que caso o conjunto de amostras seja composto por valores atípicos, o erro de predição sofre um aumento considerável. Por outro lado, o *software* de correção dos *outliers* é bastante simples e pode ser implementado no próprio medidor. Esse resultado é evidenciado nas Figuras 25 e 26.

Contudo, para comprovar esse fato, realizou-se um experimento com uma curva de carga atípica, onde o consumo sofre uma mudança brusca na metade do ano, podendo ser

Figura 25 – Comportamento da predição para diferentes tamanhos de janela sem a retirada dos *outliers*.



Fonte: Própria

caracterizado pela desocupação da residência por parte do consumidor, ou pela retirada de uma linha de produção de uma fábrica. A curva de carga e o resultado obtido encontram-se na Figura 27.

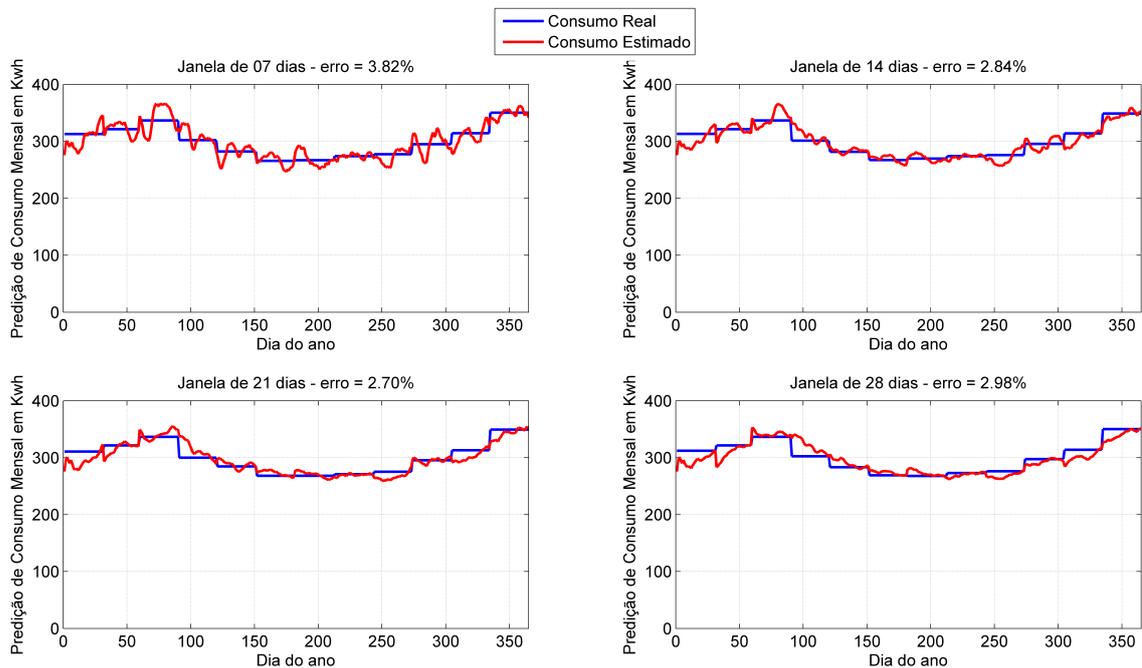
Nesse caso, foi obtido um erro de 9,8% na predição utilizando a janela variando de acordo com o número de dias do mês, o que torna-se razoável se levado em consideração a extrema atipicidade da curva de carga analisada.

### 4.3.2 Método 2: Regressão polinomial

A regressão linear polinomial é uma ferramenta muito usada em técnicas de estimação. Fenômenos de baixa variância são, geralmente, bem estimados usando um polinômio de grau 1. No entanto, em fenômenos de maior variabilidade, graus mais elevados são necessários. Um exemplo da aplicabilidade dessa ferramenta na predição pode ser encontrado em (RODERICK; SAFRO, 2009). Todavia, o método se mostra eficiente apenas em situações onde existe um comportamento padrão no fenômeno analisado, sem que haja grandes interferências externas.

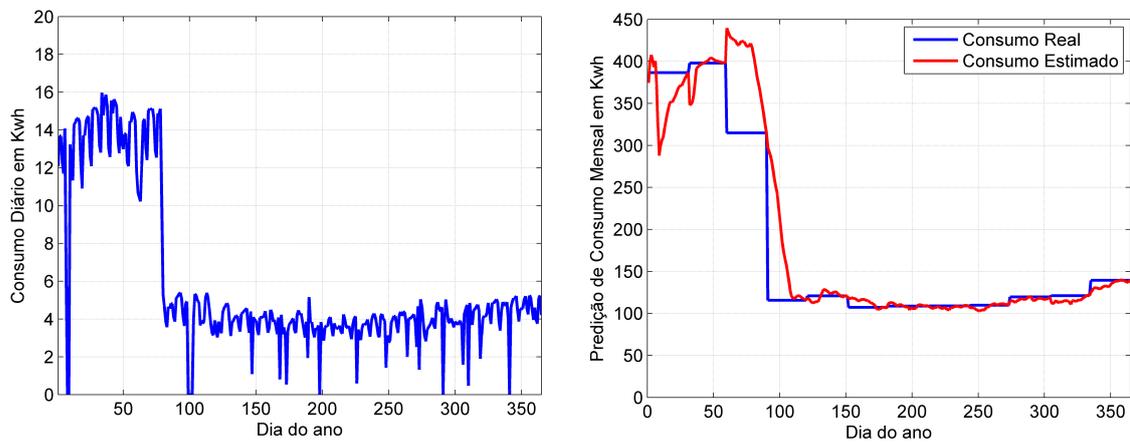
A essência desse método é simples: encontrar uma curva de grau  $n$  que melhor se ajuste à curva de consumo no mês analisado, produzindo o menor erro possível. O vetor de entrada desse método é composto por  $m$  amostras referentes ao consumo diário, onde  $m$

Figura 26 – Comportamento da predição para diferentes tamanhos de janela com a retirada dos outliers.



Fonte: Própria

Figura 27 – Predição de consumo para curva atípica.

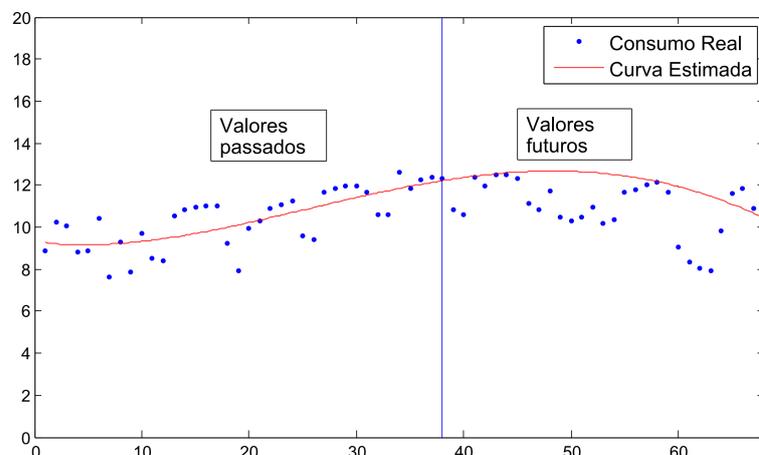


Fonte: Própria

corresponde ao número de dias do mês em questão, semelhante ao método descrito no item 4.3.1. O resultado é uma equação de grau  $n$  estimada de acordo com o comportamento  $m$  amostras passadas. Desse modo, os valores futuros são estimados em função da curva obtida, conforme observado na Figura 28. Nessa figura, a reta azul vertical representa o dia atual onde se realiza a predição, o eixo das abscissas representa o dia do ano e o eixo

das ordenadas, o consumo em kWh diário.

Figura 28 – Método de regressão polinomial utilizado.



Fonte: Própria

Como pode ser observado na Figura 28, onde é realizada uma regressão polinomial de quarto grau, os valores passados são geralmente bem condicionados de acordo com a sua média, no entanto, nada se pode afirmar sobre os valores futuros. A curva em vermelho revela que haverá um aumento de consumo seguido de um declínio, quando na verdade ocorre apenas um declínio no consumo, seguido pelas oscilações normais de consumo ocorrido entre os dias da semana, ocasionando assim, em uma estimativa inadequada.

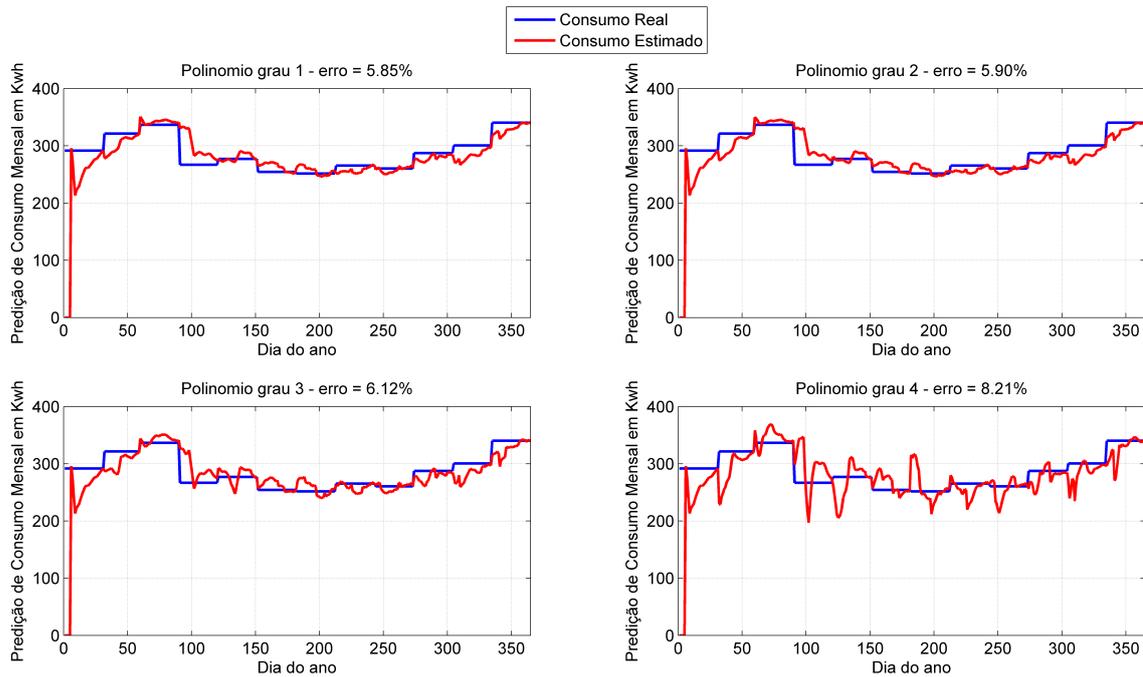
Dessa forma, nesse experimento foram realizadas as análises para a curva de carga da Figura 20, para polinômios de grau 1, 2, 3 e 4. Adicionalmente, foi analisada o desempenho da predição com a substituição dos *outliers*, conforme descrito no item 4.3.1. As Figuras 29 e 30 apresentam os resultados obtidos.

Os resultados obtidos foram inadequados. O alto custo computacional desse método, quando comparado com o filtro de média móvel, é muito elevado, principalmente para a regressão de grau quatro. Complementarmente, os elevados erros de predição obtidos inviabilizam ainda mais o método, onde se obteve no melhor caso, erro de 4,48% com a retirada dos *outliers*.

Da mesma forma que no método baseado no filtro de média móvel, foi analisado o desempenho da predição de consumo em uma curva atípica. A Figura 31 apresenta o resultado obtido para os quatro tipos de regressão analisados.

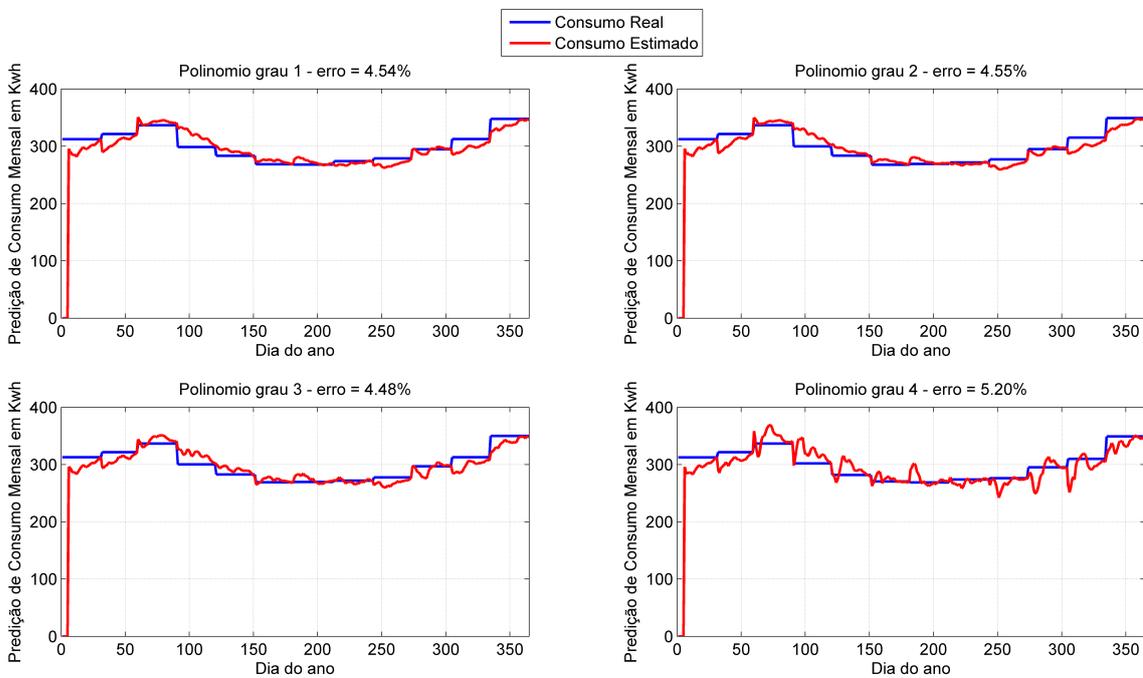
Conforme observado, o erro de predição aumenta consideravelmente, no entanto, o estimador de grau 2 apresenta o melhor ajuste, apresentando assim, o menor erro dentre os quatro métodos mostrados na Figura 31. Isso se deve ao fato de que a curva de consumo possui um padrão predominantemente linear e, quando há o aumento do grau do polinômio

Figura 29 – Predição baseada em regressão polinomial sem a retirada dos *outliers*.



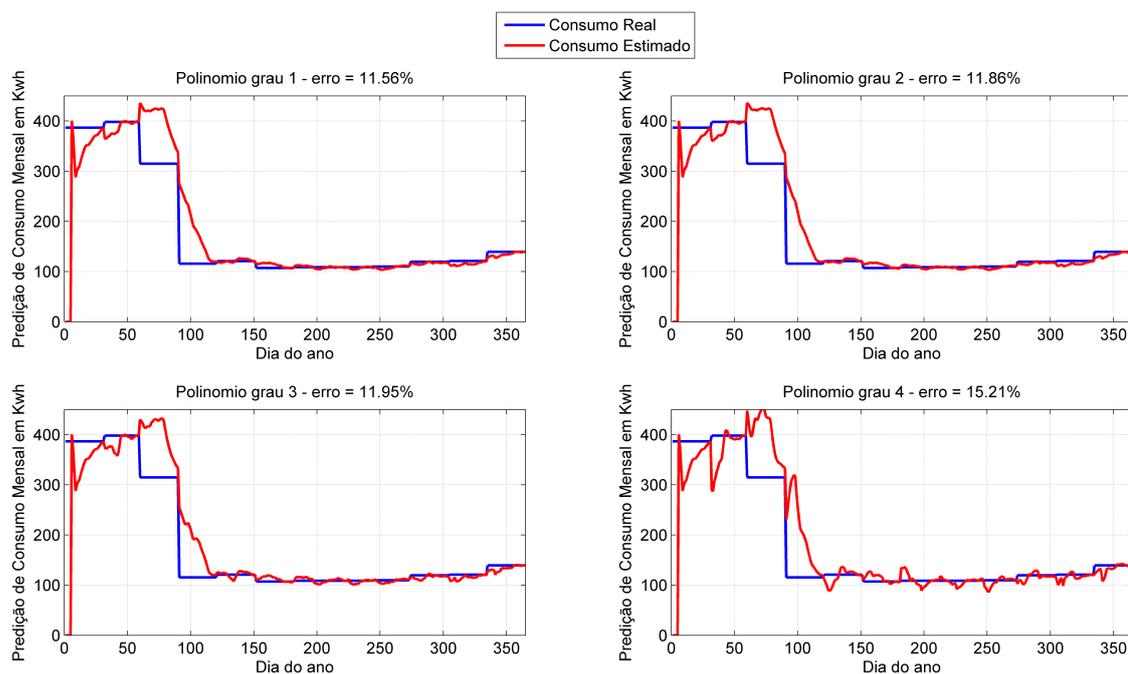
Fonte: Própria

Figura 30 – Predição baseada em regressão polinomial com a retirada dos *outliers*.



Fonte: Própria

Figura 31 – Predição baseada em regressão polinomial em uma curva atípica.



Fonte: Própria

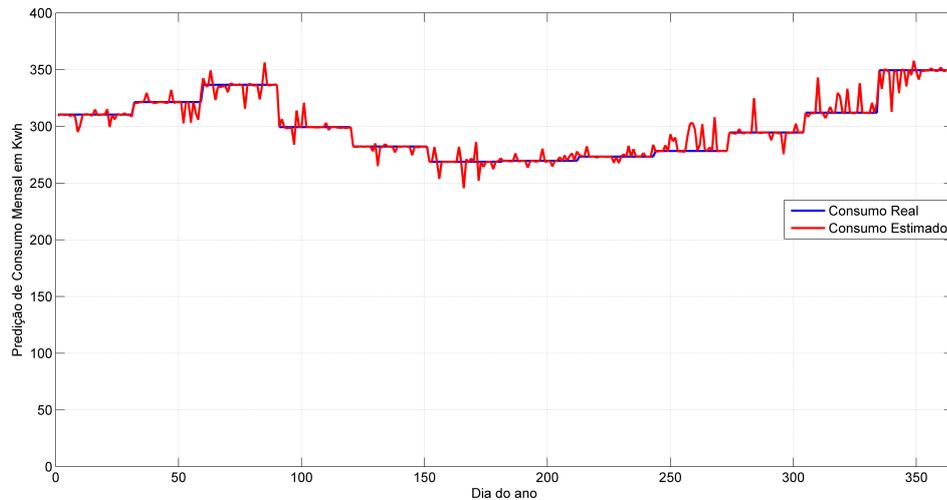
interpolador, ocorre a diminuição da correspondência entre a curva interpolada e os dados reais.

### 4.3.3 Método 3: Rede neural artificial *feedforward*

Redes neurais são empregadas na maioria dos processos onde se deseja reconhecer algum padrão ou realizar uma estimativa de um valor. São adaptáveis as mais diversas situações e possuem imensa poder de processamento. Suas aplicações vão desde a simples identificação de cores até as mais complexas previsões de ações no mercado financeiro.

Dessa forma, tendo em vista o desempenho limitado das soluções de predição propostas no item 4.3.1 e no item 4.3.2, fez-se necessário analisar publicações recentes que abordam as redes neurais na utilização de estimativas do consumo de energia elétrica residencial (EDWARDS; NEW; PARKER, 2012), comprovando a eficácia da técnica utilizada. Nesse trabalho, é utilizada a mesma abordadas no item 2.4.3.1. Utilizou-se 75% das amostras para treinamento e 25% para teste. O vetor da camada de entrada da rede é composto por 30 amostras de consumo passadas, com 44 neurônios na camada oculta. Esses valores foram obtidos em testes onde foi verificado o menor erro médio.

O resultado obtido pode ser visto na Figura 32. Esse experimento resultou em um erro anual de 1,07% utilizando-se 75% do total de amostras na etapa da treinamento e 25% para teste.

Figura 32 – Predição de consumo usando rede neural *feedforward*.

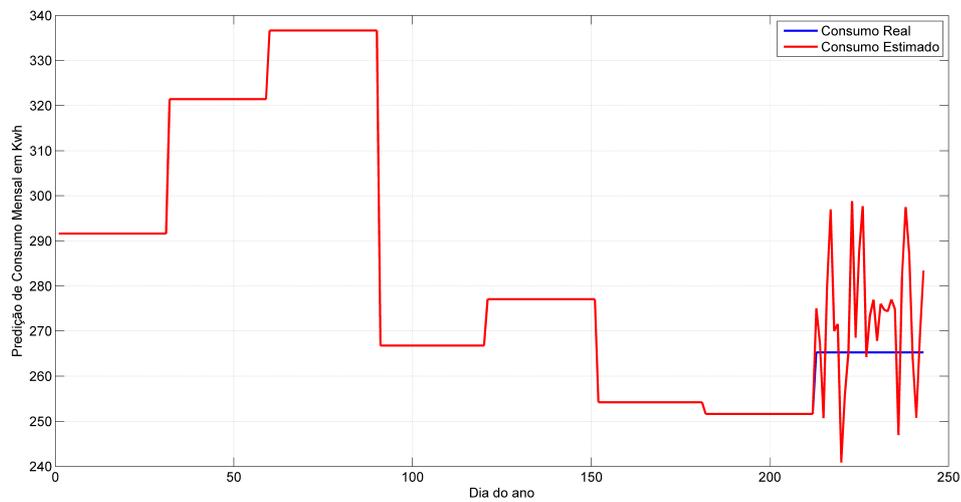
Fonte: Própria

Quando comparada às técnicas de predição anteriores, a predição usando rede neural *feedforward* apresentou um resultado adequado. No entanto, o custo computacional da etapa de treinamento é elevado, além da necessidade da existência de um banco de dados considerável, o que inviabiliza a sua aplicação em instalações monitoradas por pouco tempo.

Todavia, o treinamento utilizado leva em consideração o embaralhamento dos dados e o resultado descrito anteriormente apenas evidencia a capacidade de adaptação da rede à série temporal analisada. Diversos autores classificam o desempenho da rede neural na predição de consumo por meio desse método. No entanto, em um sistema de predição *on line*, haverá um banco de dados com valores passados de consumo e deverá ser estimado o valor futuro, com base apenas nos dados anteriores. Dessa forma, realizou-se novamente o treinamento da rede neural com  $n$  meses de consumo registrados, onde  $n$  varia de 1 até 12, e estimou-se assim o consumo no mês seguinte. A Figura 33 mostra o resultado de predição para o oitavo mês.

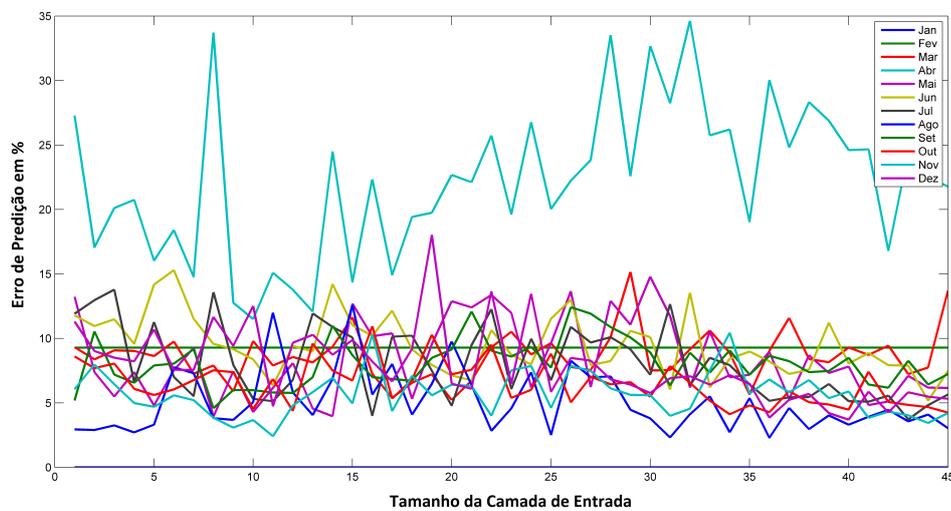
Nesse experimento, realizou-se o treinamento da rede com os dados de consumo referente aos sete primeiros meses do ano e estimou-se o consumo total do oitavo mês, durante o decorrer deste. Foi obtido um erro de 5%, o que mostra que rede neural não é muito adequada para estimar com precisão dados de consumo onde não há uma referência passada. Diante deste resultado, foi elaborado um estudo sobre o comportamento do erro durante cada mês do ano, tendo como base para treinamento dados de  $n - 1$  meses, onde  $n$  representa o mês atual, usando  $L$  dias na camada de entrada. O resultado pode ser visto na Figura 34, onde o eixo das abscissas representa  $L$  e o eixo das ordenadas o erro percentual. As diferentes cores representam os  $n$  meses do ano, conforme legenda.

Figura 33 – Predição de consumo usando rede neural *feedforward*, adaptado para operação *on line*.



Fonte: Própria

Figura 34 – Erro de predição de consumo usando rede neural *feedforward*, adaptado para operação *on line*.



Fonte: Própria

Conforme observado, o erro de predição fica concentrado em torno de 8% a 12%, o que é um resultado inadequado. Dessa forma, a utilização de uma rede neural *feedforward* na predição de consumo fica extremamente prejudicada, uma vez que o método descrito no item 4.3.1 ofereceu melhores resultados com um custo computacional muito menor.

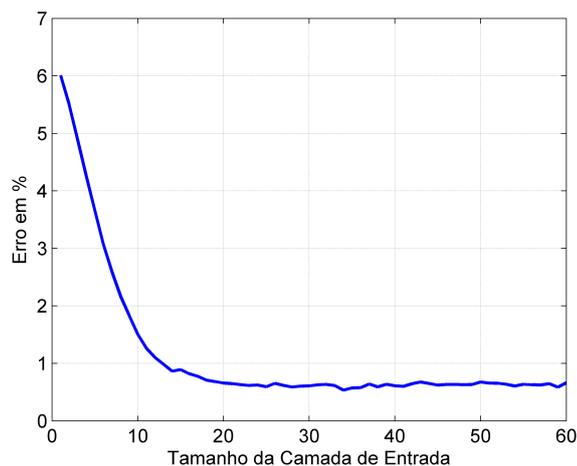
#### 4.3.4 Método 4: Rede GRNN

Em comparação com a rede neural *feedforward* padrão, a GRNN possui várias vantagens. Em primeiro lugar, a estrutura de uma GRNN é relativamente simples e estática com 2 camadas, denominadas camadas padrão e soma. Uma vez que a entrada passa por cada unidade na camada padrão, a relação entre a entrada e a resposta seria memorizada e armazenada na unidade. Os benefícios desse tipo de arquitetura são:

- A rede é capaz de aprender com os dados de treinamento pelo treinamento "1-passo" em uma fração do tempo que levaria para treinar redes *feedforward* padrão;
- O spread, é o único parâmetro livre na rede;
- Ao contrário das redes *feedforward* padrão, a estimativa GRNN é sempre capaz de convergir para uma solução global e não vai ser preso por um mínimo local.

Desse modo, a GRNN não necessita de um procedimento de treinamento iterativo, como no caso das redes *feedforward*. Isso facilita muito o desenvolvimento do *software*, possibilitando a utilização em sistemas de baixo desempenho (CELIKOGLU, 2006). A rede analisada foi submetida a uma etapa de teste para se obter o melhor valor para o tamanho da camada de entrada, ou seja, qual a quantidade de dias passados que foram levados em consideração ao se realizar a predição. Tal experimento resultou na curva da Figura 35.

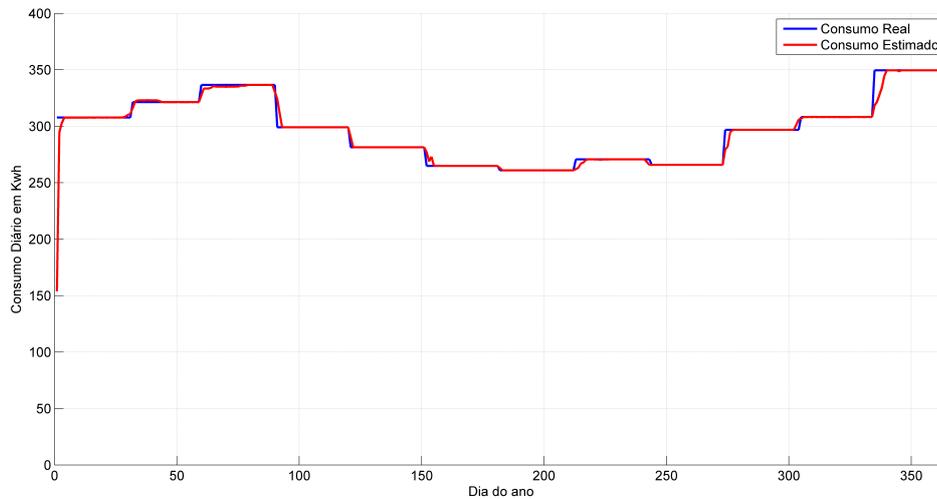
Figura 35 – Erro de predição da GRNN para diferentes tamanhos da camada de entrada.



Fonte: Própria

Dessa forma, observa-se que para valores acima de 20, o erro praticamente não muda, o que justifica a utilização de, pelo menos, 20 dias passados na camada de entrada. O resultado está apresentado na Figura 36.

Figura 36 – Resultado da predição utilizando a GRNN.

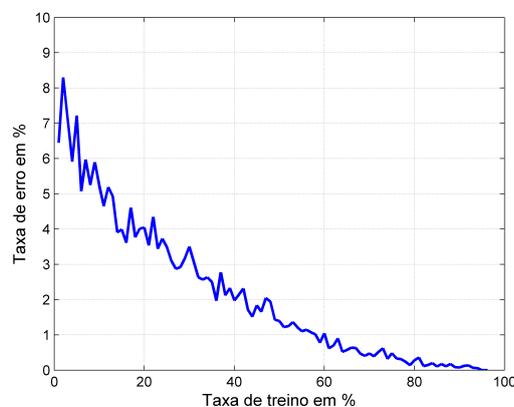


Fonte: Própria

No experimento realizado, foram utilizados 75% do total de amostras para realizar o treinamento. O erro obtido foi de 0,44%. Isso equivale dizer que, com nove meses de análise de consumo, a predição baseada na GRNN é capaz de prever com 99,56% de acerto o consumo de energia para o restante do ano, desde que seja mantido o padrão de consumo.

Além de apresentarem um melhor desempenho na predição de consumo, as GRNN são computacionalmente mais eficientes, não necessitando da realização de diversas iterações de treinamento. No entanto, a taxa de acerto está ligada a quantidade de amostras que se tem disponível para realizar o treinamento. A Figura 37 mostra esse fato.

Figura 37 – Resultado da predição utilizando a GRNN.

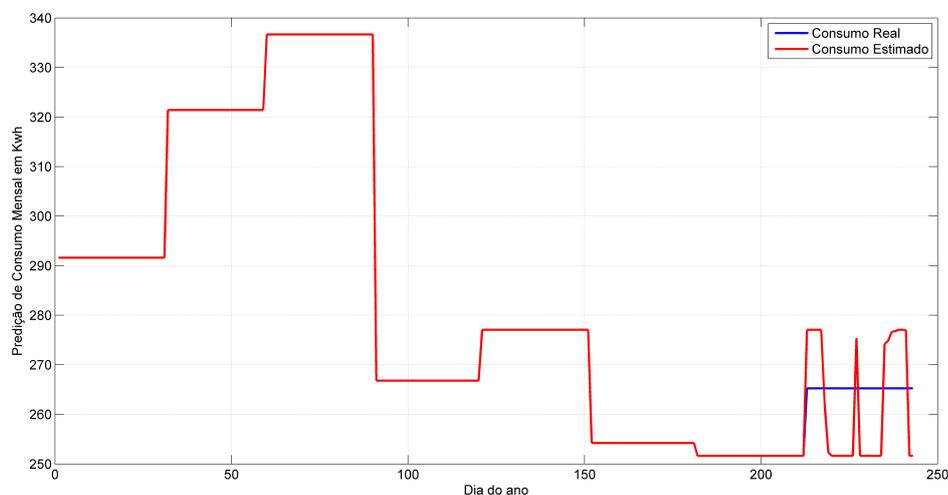


Fonte: Própria

Observa-se que caso se realize o treinamento com apenas 8% das amostras (o que equivale a pouco menos de um mês), a taxa de erro fica entre 5% e 6%. No entanto, essa taxa decresce na medida em que é utilizado uma maior quantidade de dados no treinamento, como era de se esperar.

Por outro lado, de forma semelhante à rede *feedforward* analisada no item 4.3.3, os resultados evidenciados nas Figuras 35, 36 e 37 demonstram a capacidade da rede em se ajustar à série temporal analisada. Dessa forma, simulou-se o desempenho da GRNN em um sistema *on line* e o resultado para a predição do oitavo mês pode ser observado na Figura 38.

Figura 38 – Resultado da predição utilizando a GRNN, adaptado para operação *on line*.



Fonte: Própria

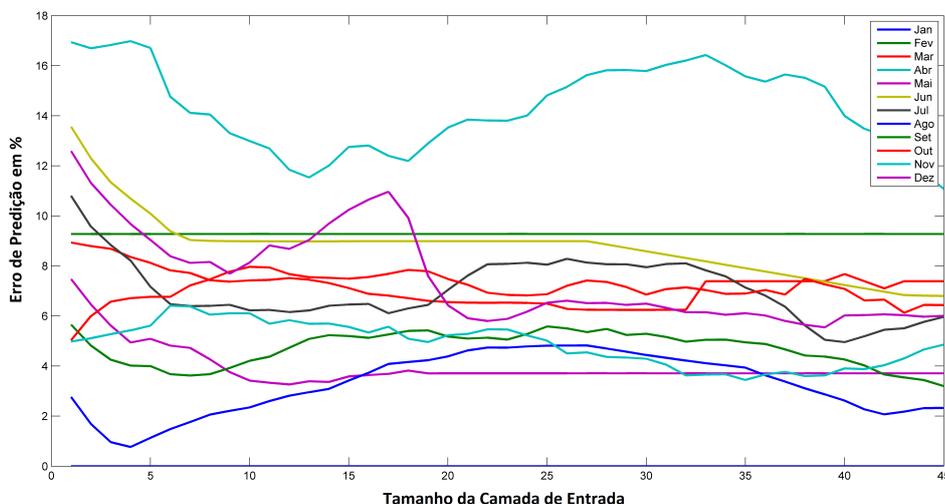
Nesse experimento foi obtido um erro de 4,66%, o que representa uma melhora em relação à rede *feedforward* discutida no item 4.3.3, no entanto, o resultado ainda é inadequado quando comparado ao filtro de média móvel, discutido no item 4.3.1. Adicionalmente, foi investigado o comportamento do erro de predição no decorrer dos meses do ano, para diferentes tamanhos da camada de entrada. Esse resultado é mostrado na Figura 39, onde o eixo das abscissas representa  $L$  e o eixo das ordenadas o erro percentual.

### 4.3.5 Discussão

Os experimentos desenvolvidos serviram como forma de verificar a confiabilidade do medidor desenvolvido, nos quesitos de *hardware* e *software*. Todavia, do ponto de vista do compromisso entre precisão e esforço computacional, algumas ponderações ainda devem ser feitas.

No quesito esforço computacional, a técnica baseada no filtro de média móvel

Figura 39 – Erro de predição de consumo usando rede neural GRNN, adaptado para operação *on line*.



Fonte: Própria

é a menos exigente. Não necessita de treinamento, realiza poucos cálculos e no método abordado no item 4.3.1.1 garante-se a convergência para o valor exato de consumo, mesmo que isso só ocorra no último dia do mês, uma vez que o tamanho da janela analisada possui a mesma quantidade de dias do mês. Dentre todas as técnicas abordadas, essa é a única em que essa assertiva é garantida. No entanto, essa técnica é facilmente afetada por valores atípicos de consumo e por variações abruptas no padrão da curva de carga.

A predição baseada na regressão polinomial apresentou resultados mais inconsistentes, comparando o esforço computacional *versus* precisão. As diversas etapas no desenvolvimento do *software* e a estimação de parâmetros acabam exigindo muito poder de processamento, o que inviabiliza embarcar o processo em um microcontrolador. No entanto, é uma técnica poderosa utilizada em diversos processos, mas para o banco de dados em questão, não atingiu uma margem de erro satisfatória.

Adicionalmente, as técnicas de predição baseadas em redes neurais são consagradas em diversos tipos de trabalhos, e nesse em especial, não se fez diferente. Com essa técnica foi possível obter erros de predição menores do que 1%, tendo disponível um histórico considerável de consumo de energia elétrica, conforme observado no item 4.3.3 e no item 4.3.4. No entanto, quando realizada a predição *on line*, os resultados obtidos se tornaram menos precisos, alcançando erros entre 4% e 5%, o que não inviabiliza a sua utilização.

Dessa forma, considera-se que a técnica ideal de predição de consumo seja composta pela junção entre dois ou mais métodos diferentes. Quando não se tem disponível um histórico considerável de consumo, a técnica mais indicada é a descrita pelo filtro de média móvel. No entanto, caso haja esse histórico, a técnica baseada em GRNN é a mais

indicada.

## 5 Conclusão

O desenvolvimento de um medidor de consumo e qualidade da energia elétrica, associado a um *software* de predição não é uma tarefa trivial, envolvendo conceitos de diversas áreas da engenharia elétrica e computação. No entanto, a crescente demanda por eletricidade somada a conceitos inovadores como a internet das coisas e *smart grid*, tem impulsionado projetos e pesquisas nas mais diversas vertentes, buscando fornecer comodidade e informação em tempo real ao usuário.

Todavia, a necessidade de otimizar o consumo de energia elétrica, através da aplicação de bandeiras sazonais ao invés do sistema convencional, passa pela implementação de um dispositivo inteligente de medição de consumo, provido com comunicação em tempo real com um servidor onde são processados as informações de cada usuário, atribuindo assim, tarifas diferentes que variam de acordo com a hora do dia em que a energia foi utilizada. Do ponto de vista da concessionária que fornece a energia, esse recurso significa o imediato alívio da pico de consumo, observado normalmente entre 18h30 e 21h30, pois uma vez que a energia apresenta um custo maior nesse período, menos usuários estarão fazendo uso da eletricidade. Do ponto de vista do usuário, a definição de tarifas diferentes pode beneficiá-lo, uma vez que através de uma programação prévia, pode estar sendo realizada a utilização de cargas de maior consumo em horários de menor custo.

Em contrapartida, observado o método atual de verificação de consumo de energia elétrica do consumidor residencial, o modelo proposto se apresenta como uma utopia. Em grande parte das instalações, o medidor nem sequer é digital. Existe a necessidade urgente de se apresentar um modelo de medidor eficiente, de baixo custo, que seja capaz de medir com precisão os parâmetros de consumo e qualidade da energia elétrica com comunicação integrada a um servidor central, conforme o apresentado nesse trabalho. Adicionalmente, o que se propôs nesse trabalho foi uma continuidade do projeto de pesquisa iniciado em 2013, onde foi desenvolvido um medidor de consumo e qualidade da energia elétrica (VOLKERS, 2013). No entanto, as inovações realizadas estão presentes no modelo físico do medidor, no método de apresentação dos resultados, na interface de comunicação com o servidor, bem como o próprio servidor, e principalmente no algoritmo de predição de consumo.

Dessa forma, desenvolveu-se uma metodologia de construção do dispositivo objetivando a correção de pequenas não conformidades observadas no projeto anterior, com foco no aprimoramento da precisão das medições, uma vez que o objeto principal é o consumo de energia e a conseqüente tarifação. Os experimentos descritos no item 4.1 comprovaram a adequada operação do medidor, obtendo resultados com incertezas em torno de 1%.

Adicionalmente, os resultados obtidos no item 4.2 comprovam a confiabilidade do medidor. Neste teste de longa duração, os problemas encontrados foram corrigidos, produzindo assim resultados concisos capazes de caracterizar o perfil de consumo de um usuário.

Por outro lado, desenvolveu-se um *software* robusto e preciso, nos quesitos de medição e extração dos indicadores de consumo e qualidade da energia elétrica, armazenamento e apresentação dos resultados e predição de consumo. Um conjunto de varias linguagens de programação se fez necessário, incluindo *C*, *Matlab*, *Python*, *MySQL*, *CSS*, *PHP* e *HTML5*. Os resultados obtidos para as diferentes técnicas de predição de consumo abordadas no item 4.3 foram, em sua maioria, bem sucedidos. No entanto, algumas ponderações ainda devem ser feitas, principalmente quanto ao compromisso entre precisão e esforço computacional, conforme descrito no item 4.3.5.

Nesse aspecto, o presente trabalho obteve êxito perante a comunidade científica, haja vista que foram obtidas duas publicações em congressos no ano de 2015, a saber, SBAI (VOLKERS; ENCARNACAO; FRIZERA, 2015b) e ISGTLA (VOLKERS; ENCARNACAO; FRIZERA, 2015a), sendo este último um congresso internacional. Adicionalmente, considera-se que houve grande avanço no estabelecimento de um procedimento confiável para a implementação de *hardware* para sistemas de medição, podendo dessa forma, cooperar de forma ativa no desenvolvimento de trabalhos envolvendo sensores de medição e placas de acionamento de inversores dentro da própria Universidade.

## 5.1 Proposta de projetos futuros

Nesse projeto de pesquisa foram apresentadas as etapas do desenvolvimento de um medidor de consumo e qualidade da energia elétrica com acesso via *web*. Adicionalmente, foi proposta uma metodologia aplicável com o intuito de realizar a predição do consumo de energia elétrica. Todavia, a implementação do *software* de predição foi concebida no *Matlab*, uma plataforma fechada. Propõe-se, como sugestão, a implementação desse software em uma linguagem de programação aberta, como *C* ou *Python*.

Adicionalmente, conforme ocorre a informatização dos medidores de energia, torna-se interessante que o consumo de cada usuário possa ser discriminado por equipamento, de forma semelhante ao que ocorre na conta de telefone, por exemplo. Desse modo, o consumidor teria a informação exata que quanto cada equipamento em sua casa representa em sua conta de energia, podendo assim, efetivar maior controle sobre os gastos. Um trabalho semelhante a esse foi desenvolvido em (AZZINI, 2012). No entanto, seria necessário incorporar tal proposta de forma embarcada, para que a predição seja realizada pelo próprio medidor.

## Referências

- AGUIRRE, L. *Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*. Editora UFMG, 1999. ISBN 9788570415844. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=f9IwE7Ph0fYC>>. Citado na página 25.
- ANEEL. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST*. [S.l.], 2015. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=82>>. Acesso em: 12/12/2015. Citado 3 vezes nas páginas 11, 14 e 18.
- ARM. *Cortex-M4 Processor*. [S.l.], 2015. Disponível em: <<https://www.arm.com/products/processors/cortex-m/cortex-m4-processor.php>>. Acesso em: 21/11/2015. Citado na página 38.
- AZZINI, H. A. D. *AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS PARA MONITORAMENTO NÃO INTRUSIVO DE CARGAS RESIDENCIAIS COM FINS DE AUDITORIA ENERGÉTICA*. Dissertação de Mestrado, 2012. Citado na página 67.
- BOTT, R. No Title No Title. *Igarss 2014*, n. 1, p. 1–5, 2014. ISSN 0717-6163. Citado na página 48.
- BUCCI, G.; FIORUCCI, E.; LANDI, C. Digital measurement station for power quality analysis in distributed environments. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 52, n. 1, p. 75–84, 2003. ISSN 00189456. Citado na página 17.
- CELIKOGLU, H. B. Application of radial basis function and generalized regression neural networks in non-linear utility function specification for travel mode choice modelling. *Mathematical and Computer Modelling*, v. 44, n. 7-8, p. 640–658, oct 2006. ISSN 08957177. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895717706000343>>. Citado na página 61.
- CHROMA. *Programmable AC Source - 6512*. [S.l.], 2015. Citado na página 44.
- DEOKAR, S.; WAGHMARE, L. Integrated DWT-FFT approach for detection and classification of power quality disturbances. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier Ltd, v. 61, p. 594–605, 2014. ISSN 01420615. Citado na página 17.
- EDWARDS, R. E.; NEW, J.; PARKER, L. E. Predicting future hourly residential electrical consumption: A machine learning case study. *Energy and Buildings*, Elsevier B.V., v. 49, p. 591–603, 2012. ISSN 03787788. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778812001582>>. Citado na página 58.
- FREERTOS. *Quality RTOS and Embedded Software*. [S.l.], 2015. Disponível em: <<http://www.freertos.org>>. Acesso em: 21/11/2015. Citado na página 40.
- GE-ALSTOM. *Smart Grid enables consumer friendly metering*. [S.l.], 2015. Disponível em: <<http://www.gegridsolutions.com/smartmetering/catalog/i210plusc.htm#i210c4>>. Acesso em: 21/11/2015. Citado na página 15.

HODGKIN, A. L.; HUXLEY, A. F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *The Journal of Physiology*, v. 117, n. 4, p. 500–544, 1952. ISSN 1469-7793. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1113/jphysiol.1952.sp004764>>. Citado na página 27.

IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems. *IEEE Std 519-2014 (Revision of IEEE Std 519-1992)*, p. 1–29, June 2014. Citado na página 17.

IEEE Standard Definitions for the Measurement of Electric Power Quantities Under Sinusoidal, Nonsinusoidal, Balanced, or Unbalanced Conditions. *IEEE Std 1459-2010 (Revision of IEEE Std 1459-2000)*, p. 1–50, March 2010. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 20.

MCCULLOCH, W.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, Kluwer Academic Publishers, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943. ISSN 0007-4985. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/BF02478259>>. Citado na página 27.

ONS. *Histórico de Operação*. [S.l.], 2015. Disponível em: <<http://www.ons.org.br/historico>>. Acesso em: 13/12/2015. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 23.

PARLE, J.; MADRIGAL, M.; ACHA, E. Trends in power quality monitoring. v. 00, 2001. Citado na página 17.

PIAZZA A. D, M. D.; VITALE, G. Estimation and Forecast of Wind Power Generation by FTDNN and NARX-net based models for Energy Management Purpose in Smart Grids. *International Conference on Renewable Energies and Power Quality*, n. 12, p. 1–6, 2014. Citado na página 48.

PROCEL. *Programa nacional de conservação de energia elétrica*. 2001. Disponível em: <[http://www.sef.sc.gov.br/sites/default/files/manual\\_de\\_tarifacao.pdf](http://www.sef.sc.gov.br/sites/default/files/manual_de_tarifacao.pdf)>. Acesso em: 12/12/2015. Citado na página 33.

PRODIST. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – Módulo 5*. [S.l.], 2015. Disponível em: <[http://www.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Modulo5\\_F.pdf](http://www.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Modulo5_F.pdf)>. Acesso em: 12/12/2015. Citado na página 43.

RADIL, T.; RAMOS, P. Power quality detection and classification method for iec 61000-4-30 class a instruments. In: *IEEE International Instrumentation and Technology Conf. - I2MTC*. [S.l.: s.n.], 2010. Citado na página 17.

RODERICK, O.; SAFRO, I. Polynomial Interpolation for Predicting Decisions and Recovering Missing Data. 2009. Citado na página 54.

SILVA, I. D.; SPATTI, D.; FLAUZINO, R. *REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ENGENHARIA E: CIENCIAS APLICADAS - CURSO PRATICO*. [S.l.]: ARTLIBER, 2010. ISBN 9788588098534. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 29.

SMITH, S. *The scientist and engineer's guide to digital signal processing*. San Diego (Calif: California Technical Pub, 1999. ISBN 0-9660176-6-8. Citado na página 23.

- SPECHT, D. F. Probabilistic neural networks. *Neural Netw.*, Elsevier Science Ltd., Oxford, UK, UK, v. 3, n. 1, p. 109–118, jan. 1990. ISSN 0893-6080. Disponível em: <[http://dx.doi.org/10.1016/0893-6080\(90\)90049-Q](http://dx.doi.org/10.1016/0893-6080(90)90049-Q)>. Citado na página 30.
- SPECHT, D. F. A general regression neural network. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, v. 2, n. 6, p. 568–576, Nov 1991. ISSN 1045-9227. Citado na página 30.
- STAVAST, P. Prediction of Energy Consumption Using Historical Data and Twitter. n. March, 2014. Citado na página 48.
- STMICROELECTRONICS. *STM32F407VG Data Sheet*. [S.l.], 2015. Acesso em: 12/12/2015. Citado na página 38.
- SUNG, W.-T.; CHUNG, H.-Y. A distributed energy monitoring network system based on data fusion via improved {PSO}. *Measurement*, v. 55, n. 0, p. 362 – 374, 2014. ISSN 0263-2241. Citado na página 17.
- VOLKERS, R. *Desenvolvimento de um sistema microcontrolado para medição de qualidade de energia elétrica*. Trabalho de conclusao de curso, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 19, 31 e 66.
- VOLKERS, R.; ENCARNACAO, L.; FRIZERA, A. Desenvolvimento de um sistema de medição de consumo e qualidade de energia elétrica com interface de acesso via web. p. 1089–1094, Oct 2015. Citado na página 67.
- VOLKERS, R.; ENCARNACAO, L.; FRIZERA, A. Development of a real-time web based power quality and consumption smart meter. p. 655–659, Oct 2015. Citado na página 67.
- VOLTECH. *Power Analyzer - Voltech PM3000A*. [S.l.], 2015. Disponível em: <[http://www.teknetelectronics.com/Search.asp?p\\_ID=14777&pDo=DETAIL](http://www.teknetelectronics.com/Search.asp?p_ID=14777&pDo=DETAIL)>. Acesso em: 12/12/2015. Citado na página 44.
- YHDC. *SCT013-000 Current transformer*. [S.l.], 2015. Disponível em: <<http://www.yhdc.com>>. Acesso em: 21/11/2015. Citado na página 35.