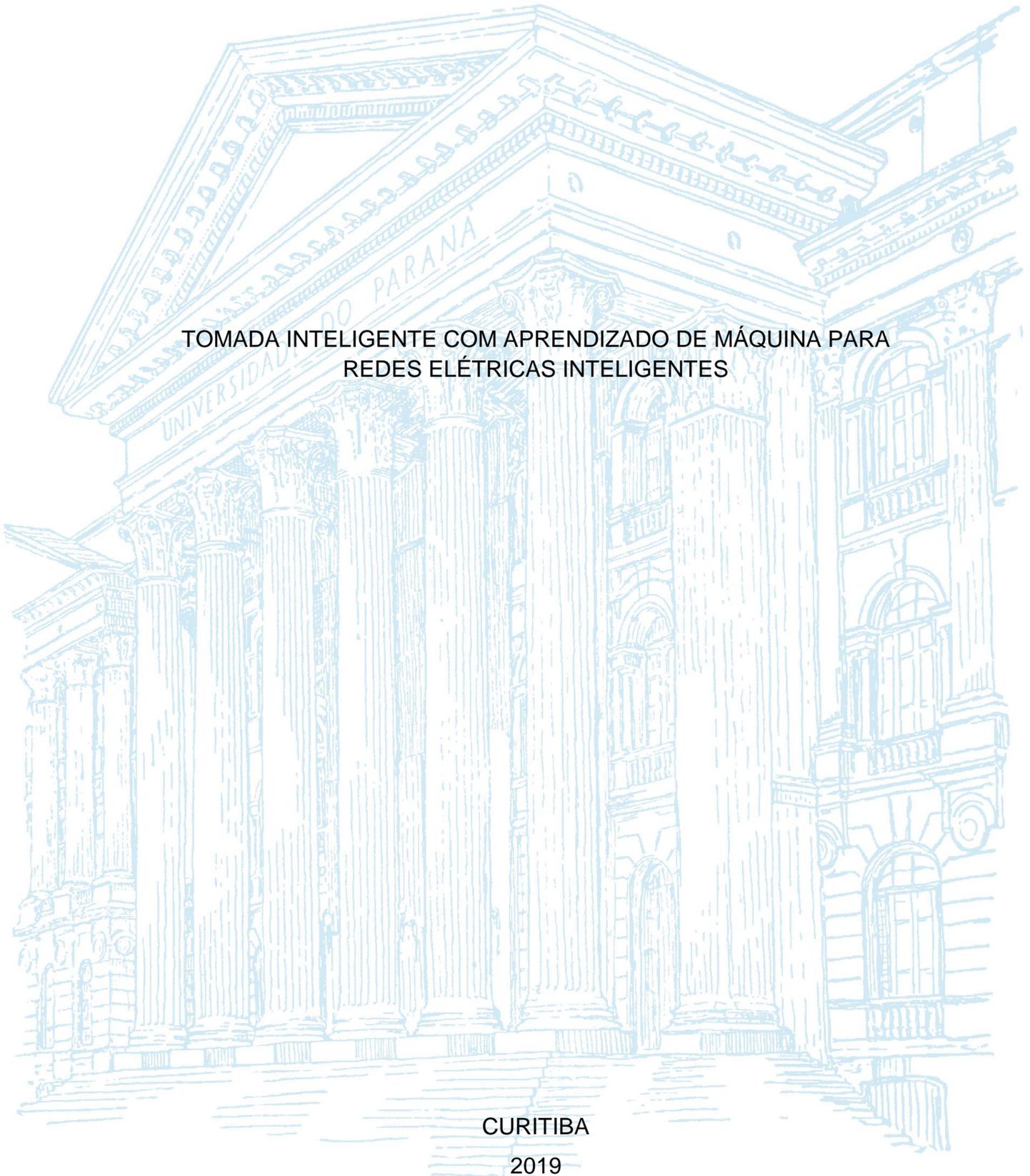


UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

GILBERTO KOZECHEN PEREIRA SOUTO

TOMADA INTELIGENTE COM APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA  
REDES ELÉTRICAS INTELIGENTES



CURITIBA

2019

GILBERTO KOZECHEN PEREIRA SOUTO

TOMADA INTELIGENTE COM APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA  
REDES ELÉTRICAS INTELIGENTES

Trabalho de Conclusão de Curso apresentada ao curso de Engenharia Elétrica – Ênfase em Sistemas Embarcados, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica/Eletrônica.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki

CURITIBA

2019

## **TERMO DE APROVAÇÃO**

GILBERTO KOZECHEN PEREIRA SOUTO

TOMADA INTELIGENTE COM APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA  
REDES ELÉTRICAS INTELIGENTES

Trabalho de Conclusão de Curso aprovado como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica, Curso de Graduação em Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

---

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

---

Prof. Dr. Leandro dos Santos Coelho  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

---

Prof. Dra. Viviana Cocco Mariani  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

Curitiba, 05 de dezembro de 2019.

## **AGRADECIMENTOS**

Dedico este trabalho, primeiramente, a meus pais Carlos Gilberto Pereira Souto e Madalena Kozechen Pereira Souto por todos os ensinamentos de vida, pelo apoio, incentivo e amor incondicional.

Agradeço ao Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki pelas orientações, pela confiança e os ensinamentos, não só neste trabalho, mas ao longo desses anos com as aulas ministradas.

Agradeço a minha namorada Tamiris Ribeiro de Lima por todo amor, apoio, compreensão e paciência ao longo de todos esses anos de curso.

Agradeço a meu irmão Henrique Kozechen Pereira Souto por me orientar na escolha de minha área profissional e a meu irmão Rafael Kozechen Pereira Souto por participar de momentos importantes em minha vida.

Agradeço a Deus por me iluminar nessa longa jornada.

Agradeço a todos os professores que tiveram papel preponderante na minha formação.

*“Não encontre defeitos, encontre soluções.*

*Qualquer um sabe queixar-se.”*

Henry Ford

## RESUMO

A busca por meios de aprimorar e automatizar os processos do dia-a-dia é cada vez maior. Aliado a isso, está a procura por formas de tornar o consumo sempre mais sustentável. Com isso, a área de elétrica é uma das mais impactadas. E uma das formas de aliar conforto e sustentabilidade é com a utilização de tomadas inteligentes para controle dos aparelhos elétricos. As chamadas tomadas inteligentes disponíveis no mercado não atuam de forma a aprender com os hábitos do usuário. Por esses motivos, neste trabalho é proposta uma tomada inteligente com aprendizado de máquina. Para obter os dados de consumo são utilizados sensores eletrônicos para medir a corrente e a tensão. Com um microcontrolador ESP8266 os dados dos sensores são tratados e o código de aprendizado de máquina é embarcado. Este aprendizado é feito utilizando conceito de erro quadrático médio, assim é feita a previsão de consumo de corrente a partir dos dados obtidos ao longo de um dia. Para auxiliar na tomada de decisão de ligar ou desligar o aparelho, são empregados conceitos de gerenciamento pelo lado da demanda, como a redução de pico e deslocamento de carga. Foram obtidos resultados primeiramente por simulações utilizando a ferramenta do Matlab e após com experimentos em campo. Os resultados foram satisfatórios, mostrando ser possível fazer uma boa previsão e obter otimização no consumo com a utilização destes métodos.

Palavras-chave: Gerenciamento pelo lado da demanda. Tomada inteligente. Aprendizado de máquina.

## **ABSTRACT**

The society is always searching for ways to improve and automate daily processes, and this is growing every day. Allied to this is the search for ways to make consumption ever more sustainable. One of the most impacted areas is the electric and electronics. And one of the ways to combine comfort and sustainability is by using smart plugs to control electrical appliances. The so-called smart plugs available in the market do not act to learn from the user's habits. For these reasons, this work proposes a smart plug controlled using machine learning. To obtain the consumption data, electronic sensors are used to measure current and voltage. With an ESP8266 microcontroller the sensor data is processed, and the machine learning code is embedded. The learning is done using the concept of mean square error, so the current consumption is predicted from the data obtained over the course of a day. To aid in the decision to turn the device on or off, demand-side management concepts such as peak reduction and load shifting are employed. Results were obtained first by simulations using the Matlab software and after with field experiments. The results were satisfactory, showing that it is possible to make a good prediction and obtain consumption optimization using these methods.

Keywords: Demand-side management. Smart plug. Machine learning.

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - DIAGRAMA DE BLOCO DE UM MEDIDOR ELETRÔNICO .....	20
FIGURA 2 – ARQUITETURA DE UM MICROCONTROLADOR .....	22
FIGURA 3 – EXEMPLO DE SISTEMA DE UM SMART PLUG .....	30
FIGURA 4 - MODELO DE REDE NEURAL.....	30
FIGURA 5 - DIAGRAMA EM BLOCOS DA TOMADA INTELIGENTE.....	38
FIGURA 6 - NODEMCU .....	39
FIGURA 7 - MÓDULO ZMPT101B.....	40
FIGURA 8 - EXEMPLO DE CIRCUITO PARA UTILIZAÇÃO DO SENSOR ACS712	40
FIGURA 9 - MÓDULO ACS712.....	41
FIGURA 10 - MÓDULO RELÉ 5V .....	41
FIGURA 11 - EXEMPLO DE CIRCUITO UTILIZANDO AMS1117 .....	42
FIGURA 12 - MÓDULO YWROBOT .....	42
FIGURA 13 – EXEMPLO DA SEPARAÇÃO DOS DADOS.....	47
FIGURA 14 - SIMULAÇÃO COM DADOS OBTIDOS DE HORA EM HORA E SEPARADOS EM PARTES PARA DIFERENTES POLINÔMIOS .....	50
FIGURA 15 - SIMULAÇÃO COM DADOS OBTIDOS DE HORA EM HORA E SEPARADOS EM PARTES PARA O POLINÔMIO DE 5º GRAU.....	51
FIGURA 16 - DADOS OBTIDOS PELOS SENSORES .....	53
FIGURA 17 – RESULTADO DA PREDIÇÃO .....	53
FIGURA 18 - POLINÔMIO GERADO NO EXPERIMENTO EM CAMPO .....	54
FIGURA 19 – SAÍDAS EM ZERO OU UM NO EXPERIMENTO EM CAMPO.....	54
FIGURA 20 - REDUÇÃO DE PICO .....	55
FIGURA 21 - DESLOCAMENTO DE CARGA .....	55

## LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – TÍTULO DO GRÁFICO.....	49
GRÁFICO 2 - TÍTULO DO GRÁFICO .....	51
GRÁFICO 3 - COMPARAÇÃO DE PREÇO COM DIFERENTES MÉTODOS .....	56

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – RESULTADO DAS BUSCAS INICIAIS.....	26
TABELA 2 - RESULTADO DA PRIMEIRA FILTRAGEM.....	27
TABELA 3 - DADOS DOS ARTIGOS SELECIONADOS.....	27
TABELA 4 – TARIFAÇÃO COPEL.....	56

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>12</b>
1.1	CONTEXTO.....	12
1.2	JUSTIFICATIVA.....	13
1.3	OBJETIVOS .....	13
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO.....	14
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>16</b>
2.1	SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	16
2.2	GERENCIAMENTO PELO LADO DA DEMANDA.....	17
2.3	MEDIDORES DE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	18
2.3.1	Medidores eletrônicos inteligentes.....	19
2.4	MICROCONTROLADORES .....	21
2.5	APRENDIZADO DE MÁQUINA .....	23
2.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO .....	23
<b>3</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA.....</b>	<b>26</b>
3.1	PROCESSO DE SELEÇÃO DE PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICA .....	26
3.2	ANÁLISE DOS ARTIGOS.....	27
3.3	ANÁLISE DOS DISPOSITIVOS DISPONÍVEIS NO MERCADO .....	34
3.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO .....	35
<b>4</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS .....</b>	<b>37</b>
4.1	PROJETO ELETRÔNICO DA TOMADA INTELIGENTE.....	37
4.1.1	NodeMCU – ESP8266.....	38
4.1.2	Módulo ZMPT101b .....	39
4.1.3	Módulo ACS712.....	40
4.1.4	Módulo Relé 5V .....	41
4.1.5	Módulo YWRobot MB102 .....	41
4.2	MÉTODOS PARA DESENVOLVIMENTO DOS ALGORITMOS.....	43
4.2.1	Leitura dos sensores .....	43
4.2.2	Método para aprendizado de máquina .....	44
4.2.3	Obtenção da data e da hora .....	47
<b>5</b>	<b>SIMULAÇÕES E RESULTADOS.....</b>	<b>48</b>
5.1	RESULTADO DAS SIMULAÇÕES.....	48
5.2	RESULTADO DOS EXPERIMENTOS EM CAMPO .....	53

<b>6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>57</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>58</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTO

A redução de energia e até mesmo a busca pelo consumo de energia fora dos horários de pico é de grande interesse para o usuário final e para as concessionárias de energia. Trocar o horário de consumo para evitar quando há pico do sistema de energia contribui para um aumento na economia de energia. (ESTHER et al., 2016).

O controle do consumo em casas e no trabalho é um aspecto muito importante que está em crescimento se considerado o aumento populacional nas cidades inteligentes, o crescimento do uso de energias renováveis, e de políticas para o uso de energia de forma eficiente e limpa. Esses fatores fazem necessário ter um sistema que seja capaz de prever quais aparelhos estão conectados à rede elétrica. O sistema deve também ser capaz de controlar a potência desses aparelhos. (BRAVO et al., 2018)

Apesar da aprendizagem de máquina ter começado a florescer apenas nos anos 90, rapidamente se tornou a mais popular e a área de mais sucesso dentro da inteligência artificial, isso se deve a rápida disponibilidade de computadores mais rápidos, eficientes e com maior capacidade de memória (CHOLLET, 2018).

O uso de inteligência artificial integrada a dispositivos elétricos e eletrônicos proporciona, além de economia de energia, maior conforto para os usuários. A partir do primeiro *smart plug* noticiado em 2008, é crescente o número do uso desse tipo de dispositivo. A quantidade aproximada nos Estados Unidos é de 41,2 milhões de dispositivos inteligentes em 2018. O número estimado de casas com pelo menos um dispositivo inteligente em 2022 será de 217 milhões. O uso de tomadas inteligentes permite maior economia de energia e automação dos aparelhos elétricos. Estas também podem ser utilizadas com sistemas gerenciadores de energia. São também utilizadas como atuadores, ligando e desligando os aparelhos desejados. (GOMES et al., 2019).

## 1.2 JUSTIFICATIVA

Nossa sociedade depende muito do consumo de energia elétrica, por isso é de suma importância economizar este tipo de energia. Os *smart plugs* agem de forma a ajudar nessa economia, pois eles são importantes para monitorar e controlar os equipamentos elétricos. Há equipamentos elétricos que podem ser configurados para serem desligados após certo tempo, porém há vários equipamentos que não possuem essa característica, podendo ser controlados pelos *smart slugs*.

A preocupação com a emissão de gases de efeito estufa, principalmente as relacionadas ao dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>), o desenvolvimento de novas fontes renováveis de geração de energia ou menos poluentes, o interesse na melhoria da qualidade da energia fornecida ao consumidor e as preocupações com as tarifas estão motivando o setor elétrico a buscar soluções práticas que atendam os interesses de consumidores, distribuidores e geradores de energia elétrica. Uma solução, alvo de pesquisas, é a chamada Rede Inteligente ou *Smart Grid*. Este conceito tem como objetivo criar uma nova infraestrutura de distribuição de energia elétrica, possibilitando o desenvolvimento, a integração e a aplicação de tecnologias da comunicação, informática e eletrônica nas chamadas macrorredes e microrredes, com a finalidade de otimizar o controle e operação das redes elétricas através do uso de controles e informações em tempo real (OLIVEIRA; VIEIRA, 2012)

Os *smart plugs* são importantes para monitorar e controlar os equipamentos elétricos. Há equipamentos elétricos que podem ser configurados para serem desligados após certo tempo. Porém, há vários equipamentos que não possuem essa característica, podendo ser controlados pelos *smart plugs*. Assim, o *smart plug* pode ser controlado de forma a ligar ou desligar nos horários mais propícios, provenientes do resultado da aprendizagem do mesmo. (LEE; YANG, 2017).

## 1.3 OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é propor um modelo de uma tomada inteligente para gerenciamento pelo lado da demanda (do inglês, *demand-side management* ou DSM). Este modelo constitui-se por medidores de tensão e corrente que coletam os dados em um determinado aparelho em uma residência. A partir desses dados, obtêm-se um histórico dos valores obtidos para, através de um

algoritmo de otimização de operação do aparelho, aprimorar o controle do custo do consumo de energia.

Para se alcançar o objetivo geral deste trabalho, alguns objetivos específicos devem foram traçados:

- Analisar as técnicas e estratégias das tomadas inteligentes para diminuição do consumo de energia existentes no mercado de energia elétrica;
- Avaliar as tomadas inteligentes disponíveis no mercado;
- Desenvolver uma tomada inteligente;
- Aplicar um algoritmo inteligente para otimizar o consumo de energia;
- Utilizar o algoritmo para controlar a tomada inteligente;
- Validar o sistema proposto através de simulações e experimentação em campo.

#### 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

A estrutura deste trabalho de conclusão de curso está dividida em seis capítulos, sendo o primeiro, o capítulo introdutório, trazendo como informação o contexto, a justificativa para realização deste projeto, os objetivos determinados e a metodologia utilizada. No segundo capítulo é apresentada a revisão da literatura sobre os assuntos a serem desenvolvidos no projeto, como a parte de distribuição dos sistemas elétricos de energia, os métodos para medição de consumo e a inteligência artificial, este último mais voltado para a área de aprendizagem de máquina. Por fim, são feitas as considerações do autor sobre este capítulo.

O terceiro capítulo está voltado para a pesquisa de artigos na área do projeto desenvolvido, assim como uma análise dos produtos semelhantes ao do projeto disponíveis no mercado. Dentro deste capítulo, primeiramente está explicitado como foi desenvolvida a busca pelos artigos. Após é feita uma análise dos artigos mais relevantes. Então são analisados os aparelhos encontrados no mercado e por último são feitas as considerações do autor sobre este capítulo.

No quarto capítulo são descritos os materiais utilizados para a obtenção dos dados e os métodos desenvolvidos para determinação do algoritmo de minimização dos custos de consumo de energia do usuário.

No quinto capítulo é realizada a análise dos resultados obtidos a partir do algoritmo desenvolvido e do experimento de campo. No sexto capítulo são apresentadas as conclusões e proposições para trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Os sistemas elétricos de potência têm a função essencial de fornecer energia elétrica aos usuários, com qualidade adequada, no instante em que for solicitada. Os sistemas elétricos de potência podem ser subdivididos em três grandes blocos: geração, transmissão e distribuição: geração, que tem a função de converter alguma forma de energia em energia elétrica; transmissão, que é responsável pelo transporte de energia elétrica dos centros de produção aos de consumo; distribuição, que distribui energia elétrica recebida do sistema de transmissão aos grandes, médios e pequenos consumidores (BOVOLATO, 2010).

Os valores eficazes das tensões com frequência de 60 Hz, utilizados no Brasil estão fixados por decreto do Ministério de Minas e Energia. Sendo os valores de tensão mais comumente encontrados para Distribuição Secundária, ou seja, baixa tensão, de 220 e 127 V.

A partir dos objetivos deste trabalho, verifica-se a necessidade de focar o Sistema de Energia Elétrica apenas em Distribuição e, mais especificamente, na carga e na demanda dos aparelhos utilizados pelo consumidor.

O sistema de distribuição é constituído pelo conjunto de linhas, alimentadores, ramais de serviços e estações abaixadoras, que se destinam a atender o consumidor final operando com tensão de serviço situada na faixa de 110/220 V a 35 kV (MONTICELLI, 2008).

Os estudos de um Sistema de Distribuição e seu planejamento permitem aos engenheiros alguma liberdade na seleção de fatores correlacionados a este sistema distribuidor. O fator que mais influencia neste estudo são, sem dúvida, os diferentes tipos de cargas a serem supridas pelo sistema. O conceito de carga está relacionado com a potência elétrica absorvida de uma determinada fonte de suprimento. Assim, em um Sistema de Distribuição, conforme a fonte considerada, pode-se distinguir vários tipos de cargas: carga de um consumidor, carga de um transformador, carga de uma rede primária ou linha de distribuição e carga de um sistema (BOVOLATO, 2010).

A carga de um consumidor é considerada como a potência absorvida por todos os seus motores e aparelhos elétricos, lâmpadas, etc. A carga de um

transformador será a potência absorvida pela totalidade dos consumidores a ele ligados. A carga de uma rede primária será a potência absorvida por todos os transformadores que ela alimenta. A carga de um sistema elétrico, será considerada como a potência absorvida por todos os alimentadores que saem de seus barramentos de distribuição (BOVOLATO, 2010).

É importante considerar que o regime dessas cargas não é fixo, varia de um valor mínimo a um valor máximo. O sistema de distribuição deve estar preparado para atender a esse valor máximo, sendo que estes valores não ocorrem ao mesmo tempo, e para que não haja um superdimensionamento do sistema, uma diversidade de consumo deve ser considerada para cada um dos níveis de cargas mencionados anteriormente (BOVOLATO, 2010). Assim, a partir da carga instalada, define-se a demanda.

Segundo Bovolato (2010), a demanda de uma instalação é a carga nos terminais receptores tomada em valor médio num determinado intervalo de tempo. Entende-se por carga, a aplicação que está sendo medida em termos de potência (ativa, reativa, aparente), ou em termos de valor eficaz da intensidade de corrente. O período no qual é tomado o valor médio é designado por “intervalo de demanda”, geralmente é de 15 minutos. Com isso, também temos a demanda máxima de uma instalação, que é a maior de todas as demandas que ocorreram num período especificado de tempo. Este período pode ser diário, semanal, mensal, anual.

## 2.2 GERENCIAMENTO PELO LADO DA DEMANDA

O Gerenciamento pelo lado da demanda (do inglês, *Demand-Side Management* - DSM) é o planejamento, implementação e monitoramento dos aparelhos elétricos. Isto ocorre, para influenciar o consumidor de energia elétrica de forma a produzir as mudanças desejadas nas cargas consumidas por estes aparelhos, ou seja, alterações no padrão de tempo e magnitude da carga demandada para a concessionária. (GELLINGS, 1985).

Geralmente é mais conveniente para as concessionárias olharem para o Gerenciamento pelo lado da demanda em termos de modelagem de carga. A forma de onda da carga depende de uma demanda diária e sazonal de eletricidade, ou seja, é dependente da hora do dia, do dia da semana e da estação do ano. Nesse contexto, há seis categorias de forma de onda de carga que podem ser distinguidas

em: redução de pico, preenchimento de vale, deslocamento de carga, conservação estratégica, crescimento estratégico de carga e curva de carga flexível (GELLINGS, 1985).

A redução o pico (do inglês, *peak clipping*), incorpora uma das formas clássicas de gerenciamento da demanda. Este método é geralmente considerado como a redução do pico de consumo usando o controle direto da carga. É mais comumente praticado pelo controle direto dos equipamentos do cliente. Este controle direto pode ser usado caso a concessionária precise que a carga seja reduzida no horário de pico (GELLINGS, 1985).

O preenchimento de vale (do inglês, *valley filling*) é a segunda forma clássica de gerenciamento pelo lado da demanda. Este método tem como objetivo o uso de cargas também fora dos horários de pico. Isso pode ser desejável para as épocas do ano em que o custo incremental de longo prazo é menor que o preço médio da eletricidade (GELLINGS, 1985).

O deslocamento de carga (do inglês, *load shifting*) é a última forma clássica de gerenciamento de carga e envolve mudar a carga dos períodos de pico para fora dos horários de pico. A utilização deste método é interessante quando se há incentivos econômicos para diminuição de consumo nestes horários (GELLINGS, 1985).

A conservação estratégica (do inglês, *strategic conservation*) é a mudança no formato da carga. Geralmente, resultante da utilização de aparelhos mais econômicos em contraparte àqueles que consomem mais energia (GELLINGS, 1985).

O crescimento estratégico de carga (do inglês, *strategic load growth*) é o aumento de demanda, sendo que este é estimulado pela concessionária. Está além do preenchimento do vale descrito anteriormente (GELLINGS, 1985).

A curva de carga flexível (do inglês, *flexible load shape*) é um conceito relacionado à uma restrição de planejada. O formato da carga pode ser flexível se os clientes a permitirem em troca de vários incentivos (GELLINGS, 1985).

## 2.3 MEDIDORES DE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA

Os medidores de energia elétrica são instrumentos usados para medir a demanda de energia que uma carga elétrica consome. Para as concessionárias, a

medição da energia elétrica é empregada para possibilitar à entidade fornecedora o faturamento adequado da quantidade de energia elétrica consumida por cada usuário. Atualmente o medidor é o do tipo de indução devido a sua simplicidade, robustez, exatidão e desempenho ao longo dos anos (BOVOLATO, 2010).

A potência é uma quantidade instantânea, ao passo que a energia considera o tempo de funcionamento, ou seja, quanto tempo à potência foi aplicada. A energia equivale à potência média multiplicada pelo tempo. Assim, quando se deseja medir a energia, é necessário ter um medidor que meça a quantidade de potência durante todo o período de tempo. A unidade básica de medida da energia elétrica é o watt-hora. Na prática, a energia elétrica é medida em quilowatt-hora (representada por kWh), ou seja, está sendo medida a energia ativa de uma instalação. A energia ativa é aquela que realmente realiza trabalho. Estes são os medidores mais utilizados em medição de energia. (BOVOLATO, 2010).

Os medidores podem ser separados em medidores de indução e medidores eletrônicos. Os medidores utilizados em corrente alternada monofásica e polifásica são instrumentos que baseiam o seu funcionamento no princípio da indução eletromagnética e assemelham-se aos motores elétricos de indução. Os medidores de indução somente podem ser utilizados em circuitos de corrente alternada, sendo quase universalmente usados para medição de energia em circuitos que operam com corrente alternada (BOVOLATO, 2010).

Pelo foco do trabalho estar em medir a energia consumida através de componentes eletrônicos, os medidores que se baseiam neste modo de utilização serão mais detalhados.

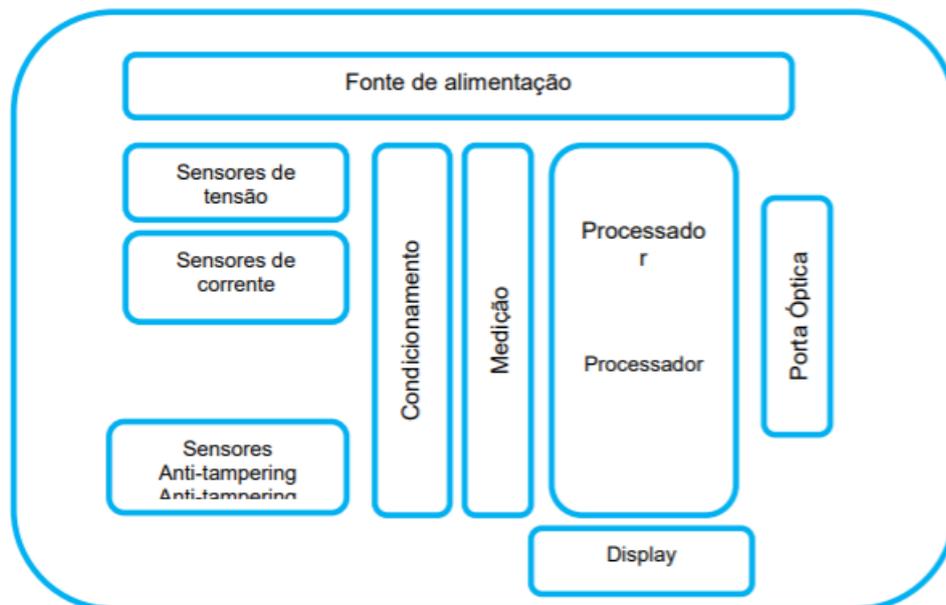
### 2.3.1 Medidores eletrônicos inteligentes

Os medidores eletrônicos de energia elétrica utilizam como base de transdução, sensores de tensão e corrente, que geram sinais de pequena amplitude, quando comparados com os sinais originais, que servem de referência dessas grandezas para o subsequente processo de digitalização, posterior cálculo metrológico e efetivo registro do consumo de energia. Os transdutores de tensão são usualmente formados de divisores resistivos compostos de resistores de precisão. Para os transdutores de corrente são usualmente utilizados resistores *Shunt*, transformadores ou sensores de efeito hall (BOVOLATO, 2010).

Existem diferentes abordagens construtivas para a solução de cálculo e gerenciamento do medidor eletrônico. Usualmente, os modelos de mais baixo custo utilizam apenas uma unidade de processamento, um microcontrolador ou um processador digital de sinais (em inglês, *Digital Signal Processor – DSP*) para realizar todas as funções do medidor. Os modelos mais complexos (incluindo medidores eletrônicos com funções avançadas e medidores para grandes consumidores) utilizam em sua construção um chip específico para os cálculos de funções metrológicas e um microcontrolador para realizar as demais funções, como o gerenciamento de comunicação, memórias, funções antifraude e interface homem-máquina (BOVOLATO, 2010).

Segundo Bovolato (2010), os modelos mais avançados também agregam uma porta de comunicação serial, utilizando protocolo de comunicação local. Esta porta possibilita a leitura instantânea dos dados gerados pelo medidor, além da configuração de parâmetros. Normalmente, os medidores eletrônicos mais avançados apresentam essa porta de comunicação, uma vez que ela agrega custos ao medidor. Na FIGURA 1 é apresentado o diagrama de bloco de um medidor eletrônico.

FIGURA 1 - DIAGRAMA DE BLOCO DE UM MEDIDOR ELETRÔNICO



FONTE: Bovolato (2010).

## 2.4 MICROCONTROLADORES

O microcontrolador é feito para estar habilitado a fazer atividades computacionais, não necessariamente com grandes números. Primeiramente, ele deve ter excelentes capacidades de lidar com entradas e saídas, por exemplo, a fim de poder interagir diretamente com sinais de entradas e saídas de um refrigerador ou de um carro. Pelo fato de muitos sistemas embarcados serem de tamanho e custo reduzidos, os microcontroladores devem ser pequenos, autônomos e baratos (WILMHURST, 2007).

Um microcontrolador contém os principais componentes do computador: processador, memória de programa e dados, interfaces de entradas / saídas. Portanto, pode ser nomeado como computador com chip único. O termo "microcontrolador" informa que este dispositivo foi desenvolvido para controlar objetos e processos. Por esse motivo, o chip do microcontrolador contém vários componentes adicionais, como temporizadores, conversores analógicos/digitais, referências de tensão, geradores PWM, interfaces seriais UART, USB. (BARRET; PACK, 2006).

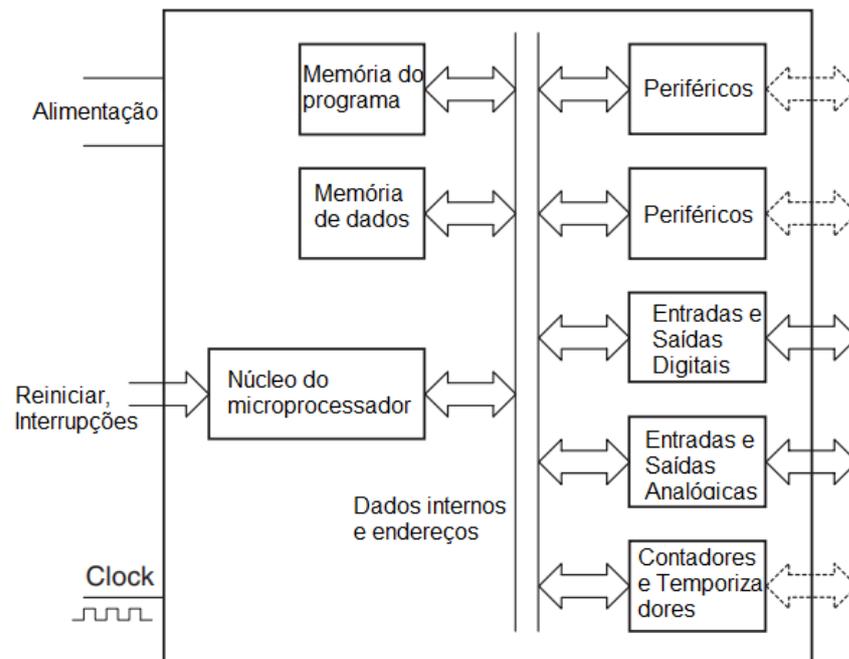
Existem duas arquiteturas de microcontroladores: Von Neumann e Harvard. O microcontrolador desenvolvido usando a arquitetura Von Neumann possui memória comum para armazenamento de dados e programas e, como consequência, o barramento comum para transferência de endereços e dados de instruções. A arquitetura de Harvard possui unidades de memória separadas para armazenamento de programas e dados e barramentos separados para transferência de endereços e dados de instruções. A arquitetura de Harvard nos permite alcançar maior velocidade de transferência de dados. Uma única instrução pode ser executada durante um ciclo da máquina usando o microcontrolador baseado na arquitetura de Harvard. A maioria das famílias de microcontroladores foi criado usando esta arquitetura (BARRET; PACK, 2006).

Os microcontroladores estão divididos em dois grupos por conjunto de instruções. Existem microcontroladores que pertencem ao grupo de computadores do conjunto de instruções reduzido (RISC) e outros que pertencem ao conjunto de instruções complexas (CISC). Um processador RISC, como o próprio nome indica, possui um complemento de instruções simples de blocos de construção. Instruções mais complexas são criadas a partir das instruções básicas no processador RISC.

As arquiteturas de instrução baseadas em RISC se prestam a sistemas com arquiteturas de CPU menos complexas. Uma arquitetura baseada em CISC possui um complemento de recursos mais completos e instruções mais complexas do que a arquitetura baseada em RISC. É difícil prever se um determinado programa será codificado com mais eficiência com um conjunto de instruções baseado em RISC ou CISC. Depende em grande parte de quão bem o algoritmo específico corresponde ao conjunto de recursos de um determinado processador. A maioria dos microcontroladores são baseados na ideologia RISC. A ideologia CISC é usada principalmente em microprocessadores (BARRET; PACK, 2006).

Como se pode observar na FIGURA 2, essencialmente um microcontrolador possui um núcleo de um microprocessador, em conjunto com todos os dados e programas da memória necessários. A isso, adicionam-se todos os periféricos que permitem a interação com outros dispositivos. Como qualquer circuito eletrônico o microcontrolador precisa ser alimentado e necessita de um sinal de tempo, o qual normalmente é gerado internamente, para possibilitar o controle das lógicas dos circuitos (WILMHURST, 2007).

FIGURA 2 – ARQUITETURA DE UM MICROCONTROLADOR



FONTE: Adaptado de Wilmshurst (2007).

## 2.5 APRENDIZADO DE MÁQUINA

O foco do aprendizado de máquina é automatizar a aprendizagem, ou seja, deseja-se programar computadores para que eles possam aprender a partir dos dados de entrada fornecidos. De forma simples, aprender é o processo de converter experiências em conhecimento. As entradas para um algoritmo de aprendizagem são os dados de treinamento, isso representa a experiência, e a saída é o conhecimento adquirido, o qual pode ser usado por outro programa para realizar uma tarefa. (CHOLLET, 2018).

A partir dessa ideia, pode-se desenvolver um algoritmo que detecte *spams* em e-mails. A máquina simplesmente memorizará todos os e-mails recebidos listando os que são ligados a *spam*. Quando um novo e-mail chega, a máquina identifica se é um *spam* ou não a partir do que foi aprendido anteriormente. Este tipo é conhecido como raciocínio indutivo. Um problema desse tipo de aprendizagem é que ele apenas associa uma informação nova comparando com as antigas e não aprende nada com isso, assim não há progresso com esse tipo de aprendizagem, o que pode levar a falsas conclusões (CHOLLET, 2018).

O aprendizado de máquina descobre regras para executar uma tarefa a partir do processamento de dados, tendo exemplos do que é esperado. Então, para fazer o aprendizado de máquina, é preciso três elementos:

Dados de entrada: por exemplo, se a tarefa for reconhecimento de fala, esses pontos de dados podem ser arquivos de som das pessoas que estão falando.

Exemplos de saída esperada: em uma tarefa de reconhecimento de fala, essas podem ser transcrições de arquivos de som geradas por seres humanos.

Uma maneira de medir se o algoritmo está fazendo um bom trabalho: isso é necessário para determinar a distância entre a saída atual do algoritmo e a saída esperada. A medição é usada como um sinal de feedback para ajustar a maneira como o algoritmo funciona. Essa etapa de ajuste é o que chamamos de aprendizado (CHOLLET, 2018).

## 2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

A partir dos estudos deste capítulo, pode-se notar que para o desenvolvimento do projeto proposto, necessita-se o entendimento de várias áreas,

desde o sistema de energia elétrica, mais especificamente a área de distribuição, e, então, o gerenciamento pelo lado da demanda, passando pelos medidores de energia, microcontroladores, até chegar à aprendizagem de máquina.

Na distribuição, é visto que a demanda é algo que deve ser muito bem projetado e calculado. Isso se deve, pois uma demanda muito alta de energia elétrica e não esperada pode levar a falta da mesma para o usuário final. Assim, o gerenciamento da demanda vem para auxiliar neste quesito, além de fornecer a possibilidade de economia para o cliente. No DSM, seis métodos estão disponíveis, sendo que a conservação estratégica é vista como a mais aplicável neste projeto, pois se trata em reduzir o consumo de energia do aparelho elétrico utilizado sem que haja interferência no seu uso.

Para o gerenciamento pelo lado da demanda ser possível é necessário que se faça a medição do consumo do aparelho elétrico. Por isso, a análise do funcionamento dos medidores de energia elétrica é tão relevante, sendo o foco em medidores elétricos, pois é o qual será utilizado para o desenvolvimento deste projeto. Assim, vemos que a base para o funcionamento de um medidor elétrico (também mencionado como medidor inteligente) é ter um medidor de tensão, podendo ser utilizado um transformador e/ou resistores de precisão; um medidor de corrente, para isso, preferencialmente, é utilizado um sensor de efeito hall; um processador para gestão dos dados de tensão e corrente adquiridos e, por último, uma forma de mostrar os valores obtidos, como por exemplo um *display*.

A análise básica de um microcontrolador também se faz imprescindível, pois é necessário definir qual microcontrolador está compatível com o projeto. Este componente deve estar habilitado a ler os dados obtidos pelos sensores e enviá-los para uma plataforma a qual fará o tratamento dos mesmos para definição de tomada de decisão. A decisão será enviada para o microcontrolador, então este componente precisa responder a este comando, ou seja, ele precisa estar capacitado a receber e enviar dados, preferencialmente, sem fio. Como os sinais adquiridos serão de tensão e corrente, ou seja, estes dados são analógicos, assim, se faz necessário ter uma ou mais entradas analógicas.

Após o processamento dos dados pelo microcontrolador, como dito anteriormente, estes serão enviados para uma plataforma para, assim, ser feita a aprendizagem de máquina. Para o controle do aparelho elétrico de forma inteligente, é necessário o bom entendimento desta área. Pode-se observar que são vários os

métodos de aprendizado de máquina disponíveis para utilização, sendo necessária a análise deles para definir qual melhor se aplica para a realização do projeto.

### 3 REVISÃO DE LITERATURA

#### 3.1 PROCESSO DE SELEÇÃO DE PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICA

O processo de seleção de portfólio bibliográfico desenvolvido pelo Laboratório de Metodologias de Multicritério em Apoio à Decisão (LabMCDA), foi o método através do qual foram selecionados os artigos que mais têm relevância ao tema proposto nesta dissertação.

Primeiramente, são definidas as palavras-chave relacionadas aos eixos de pesquisa do tema proposto. Assim, foram selecionadas as palavras-chave “*machine learning*” para o eixo de pesquisa de aprendizagem de máquina cruzando com as “*smart plugs*” e “*demand side management*”.

Os dois cruzamentos foram utilizados para a pesquisa por artigos no aplicativo *Publish or Perish*, ferramenta de busca e análise de citações acadêmicas que utiliza, por exemplo, como fonte de dados o *Google Scholar*. As buscas geraram 512 e 1000 artigos, respectivamente e está representada na TABELA 1.

TABELA 1 – RESULTADO DAS BUSCAS INICIAIS

Palavras-Chave	Smart Plug	Demand-Side Management
Machine Learning	512	1000

FONTE: O autor (2019).

Após a primeira busca, foi realizada a leitura de alguns artigos resultantes e verificada a presença aderência das palavras-chave nos artigos. Com o êxito na verificação, a próxima etapa consistiu na retirada de artigos redundantes dos bancos de artigos obtidos, o que foi feito através do *software Mendeley*.

O processo de filtragem do banco de artigos foi então iniciado, pelo qual primeiramente foram retirados artigos que não foram publicados nas revistas mais reconhecidas na área acadêmica, incluindo fontes como patentes, artigos em línguas diferentes da inglesa e sem fontes relevantes. Este segundo passo resultou em 178 e 327 artigos, respectivamente, o que pode ser observado na TABELA 2.

TABELA 2 - RESULTADO DA PRIMEIRA FILTRAGEM

<b>Palavras-Chave</b>	Smart Plug	Demand-Side Management
Machine Learning	178	327

FONTE: O autor (2019).

As filtrações seguintes foram baseadas na leitura e verificação do alinhamento dos títulos, em seguida resumos, e por último as introduções e conclusões dos artigos, resultando em cinco publicações no total, que foram completamente lidas e selecionadas para o portfólio.

Os artigos selecionados foram analisados e possuem no total 154 citações, conforme pode ser visto na TABELA 3.

TABELA 3 - DADOS DOS ARTIGOS SELECIONADOS

<b>Artigos</b>	<b>Citações</b>	<b>Ano</b>
Design and implementation of an intelligent energy saving system based on standby power reduction for a future zero-energy home	31	2013
An intelligent power monitoring and analysis system for distributed smart plugs sensor networks	10	2017
The Fuzzy Logic Method to Efficiently Optimize Electricity Consumption in Individual Housing	11	2017
Design and Implementation of a Smart Home Energy Saving System with Active Loading Feature Identification and Power Management	10	2017
Short-Term Residential Load Forecasting Based on Resident Behaviour Learning	92	2018

FONTE: O autor (2019).

### 3.2 ANÁLISE DOS ARTIGOS

Os autores Byun et al. (2013) propõem um sistema inteligente de economia de energia para resolver os problemas devido à arquitetura das tomadas fixas. Os sistemas existentes têm desvantagens, como a limitação de usabilidade. Além disso, os sistemas existentes trazem inconvenientes ao retornar ao modo de espera após o corte automático da energia em espera. O sistema proposto controla a energia com a relação entre a atividade do usuário e os eletrodomésticos para redução de energia em *standby*. O sistema foi projetado e implementado, também foram feitos

testes e medições do consumo total de energia para verificar o desempenho do sistema. O sistema proposto reduz o consumo total de energia em até 10,5%.

Em seu artigo, Byun et al. (2013) demonstra como o sistema foi desenvolvido. Primeiramente, os aparelhos são separados em três grupos. O primeiro grupo é daqueles aparelhos que não podem ser desligados, como geladeiras e telefones. O segundo grupo é representado pelos eletrodomésticos que não são usados sozinhos, como o *home theater* que depende da televisão. O último grupo é definido como os dependentes de uma ação humana, como exemplo é citado as luzes do banheiro que devem ser desligadas assim que alguém deixa o ambiente.

Para eliminar o consumo de energia durante a operação dos aparelhos em *standby*, Byun et al. (2013) definiram condições para que os mesmos entrem ou saiam desse modo. A primeira condição depende do próprio consumo em watt do aparelho, se este for menor ou igual a seu consumo durante a operação em *standby* o sistema corta a energia do aparelho. Após, são definidas as condições para retornar ao modo *standby*, que pode ser feita de forma manual ou automática. O método manual é feito através de um aplicativo pelo celular no qual o usuário define deixar os aparelhos em modo de espera. Isso é feito caso haja falha na predição e o usuário deseje operar o aparelho. O método automático é dependente de sensores para não depender de uma interação humana direta.

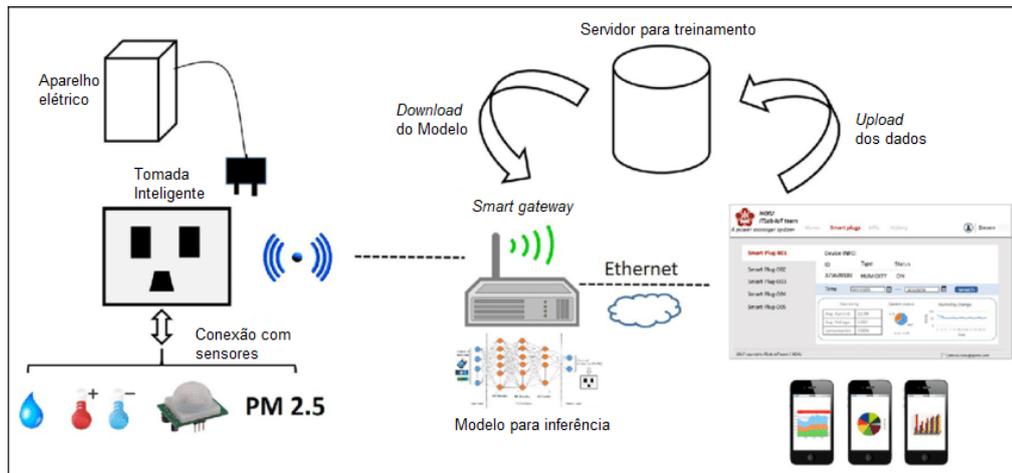
O Hardware definido pelos autores foi um microcontrolador de 8 bits de baixa potência e baixo custo para ser usado como processador principal. Um módulo ZigBee de 2,4 GHz é usado para comunicação sem fio. A fonte de alimentação de modo comutado desempenha um papel no fornecimento de energia ao microcontrolador e aos componentes periféricos, convertendo a fonte de energia de corrente alternada em corrente contínua. Também é usado um circuito integrado para medição de energia, assim é medido o consumo de energia de cada soquete com base nos dados coletados através do transformador de corrente. O microcontrolador pode atuar um relé de estado sólido para cortar ou ativar a energia em modo de espera. Uma variedade de informações, como consumo de energia, é exibida via LCD (*display* de cristal líquido) (BYUN et al., 2013).

Para verificar a eficiência energética do sistema proposto, os autores instalaram o mesmo em uma residência com uma família de quatro pessoas (pai, mãe, filho e filha). Foi medido o consumo de energia por uma semana antes da

instalação do sistema e uma semana após a instalação do sistema. A taxa de economia de energia para cada dia da semana varia pouco, dependendo do padrão de vida dos moradores. O sistema proposto reduziu o consumo de energia em aproximadamente 10,5%. O algoritmo proposto pôde economizar significativamente a energia em espera usando o relacionamento hierárquico entre os eletrodomésticos. Como um trabalho adicional, os autores propõem o desenvolvimento de um algoritmo de alta precisão que reconheça automaticamente os comportamentos dos usuários (BYUN et al., 2013).

Os autores Lee e Yang (2017) propõem um *smart plug* diferente dos encontrados no mercado, pois, além de poder ser controlado pelo usuário, ele também depende dos sinais dos sensores térmico, de luminosidade, PM2.5 (sensor de poeira), e do sensor de humidade. O controle de economia de energia da tomada inteligente pôde ser feito pelo gerenciador remoto através de comando do usuário ou do mecanismo de decisão que leva em consideração as condições ambientais obtidas através dos sensores. Como controle principal foi utilizado um Arduino UNO. Ele é conectado ao relé para controlá-lo de forma a ligar e desligar o equipamento. Os sensores de corrente e tensão são ligados ao Arduino para monitorar e registrar o consumo de energia. Foi utilizado um módulo Wi-Fi para fazer a comunicação entre o módulo principal e o servidor. O módulo possui conversor analógico digital e interface receptor/transmissor assíncrono para conectar os diferentes sensores. Os sensores enviam dados para o módulo principal a fim de controlar o relé. Após a coleta dos dados, é feito um pré-processamento e utilizada à técnica de *deep learning* para os dados serem treinados. Os resultados retroalimentam a plataforma de gerenciamento, o que aumenta a eficiência computacional. Assim, a plataforma de gerenciamento recebe os dados, analisá-os e corrige o critério de decisão. Os dados podem ser observados pelo usuário através de uma aplicação para o celular. O sistema descrito pode ser visto na FIGURA 3.

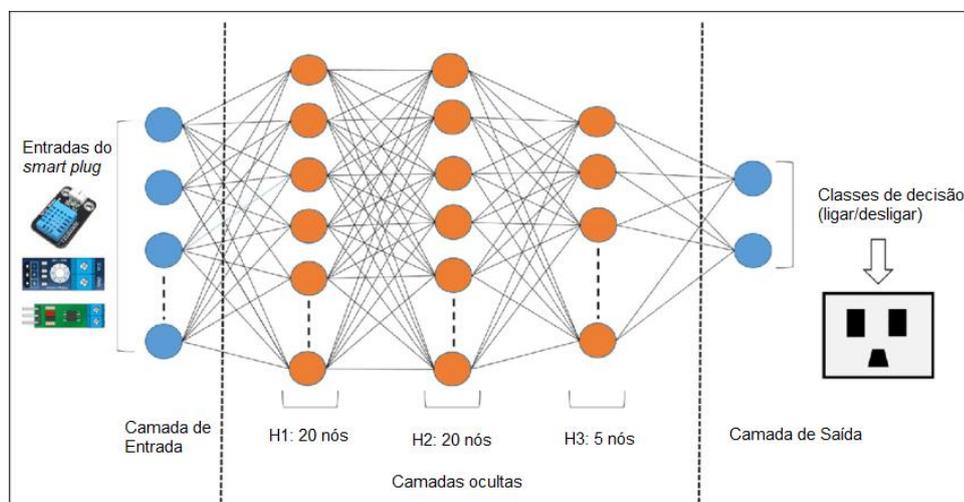
FIGURA 3 – EXEMPLO DE SISTEMA DE UM SMART PLUG



FONTE: Adaptado de Lee; Yang (2017).

Como proposto por Lee e Yang (2017), a aprendizagem contínua para o gerenciamento de energia do sistema consiste de treinamento e dedução (em inglês, *inference*). A partir do recebimento dos dados, a aprendizagem contínua permite que os parâmetros sejam retidos e atualizados de acordo. A rede de aprendizagem consiste de uma camada de entrada, três camadas internas e uma camada de saída. As camadas internas possuem 20 ou 5 nós. Os valores utilizados para a entrada são: corrente, tensão, duração, hora e dados do sensor. A função de ativação utiliza ReLu (*Rectified Linear Unit*). Já a função de perda utiliza entropia cruzada (em inglês, *cross-entropy*). Também é utilizado o método *Stochastic Gradient Descent*. O modelo de rede pode ser visto na Figura 4.

FIGURA 4 - MODELO DE REDE NEURAL



FONTE: Adaptado de Lee; Yang (2017).

A plataforma de gerenciamento faz o treinamento dos dados recebidos e envia o modelo treinado para o *gateway*. Então, o *gateway* toma as decisões de acordo com o modelo de rede neural treinado e tem como saída qual horário o *smart plug* deve permanecer ligado e qual horário deve permanecer desligado. E assim o fluxo se repete, obtendo-se um sistema cada vez mais otimizado para uma economia de energia maior (LEE; YANG, 2017).

Os autores Lee e Yang (2017) consideraram que o sistema de estrutura de gerenciamento de energia inteligente proposto neste artigo pôde perceber ativamente o ambiente e ligar e desligar o desumidificador de forma inteligente. Os dados atuais de treinamento usam apenas as informações do sensor de umidade para controlar o plugue inteligente. O modelo de rede profunda é usado apenas no desumidificador. O ideal é coletar mais informações e considerar os efeitos de outros fatores (como luz, calor). A GPU utilizada ainda é cara se comparada com outros tipos de processadores. Porém, esse valor tende a ser cada vez menor com a popularização da utilização da mesma.

Os autores Bisey et al. (2017) propõem a utilização de tomadas inteligentes para controlar o consumo de energia. Com isso, é possível diminuir o consumo ou alterá-lo para fora dos horários de pico. Para isso foram propostos métodos para prever a quantidade de energia consumida pelos aparelhos. Isso é feito com o uso de técnicas de inteligência artificial. Consideram-se três formas de previsão: *short term load forecasting* (STLF), *medium term load forecasting* (MTLF) e *long term load forecasting* (LTLF). O STLF é utilizado para fornecer ao sistema de gerenciamento de energia informações sobre o consumo por hora ou diário dos aparelhos. O MTLF serve para prever a demanda de consumo semanal ou mensal. O LTLF é usual para se definir quando é necessário fazer uma mudança no sistema elétrico, como construir novas linhas ou subestações. Assim, por sua definição e utilização, verifica-se que o STLF tem participação importante nas aplicações que são controladas em tempo real, para definir quando um aparelho deve ou não operar.

Para o modelo de previsão, Bisey et al. (2017) sugerem entradas como: horário, dia da semana, mês, temperatura e dados sobre a energia consumida. Assim, é importante não somente fazer o cálculo para saber o consumo, mas também definir as entradas.

A partir da análise dos resultados, Bisey et al. (2017) concluíram que o algoritmo STLF baseado no método da lógica difusa obteve resultados suficientes. Muitos resultados de simulação destacaram a importância do banco de dados de medições reais para garantir uma previsão precisa. O sistema de gerenciamento de eletricidade proposto teve como objetivo suavizar o pico de demanda. O sistema permite a qualquer usuário gerenciar seu consumo de energia e "remodelar" o perfil de carga. Pôde ser verificada uma relação entre o desperdício de eletricidade e a redução do pico de demanda. O sistema proposto neste artigo enfatizou sua forte flexibilidade em não perturbar o conforto dos usuários agendando o funcionamento dos eletrodomésticos.

Neste artigo, Lin e Chen (2017) propõem um sistema de economia de energia elétrica residencial inteligente combinando um medidor inteligente, uma tomada inteligente, um aplicativo para celular e um servidor de banco de dados. O medidor inteligente consiste em uma unidade de medição de energia, uma unidade de armazenamento de dados, uma unidade de interface do medidor e um módulo ZigBee para comunicação sem fio. Com o medidor inteligente são obtidos sinais brutos de tensão e corrente separadamente, e o consumo de energia elétrica pode ser calculado a partir dos sinais discretos amostrados. A tomada inteligente é composta por uma unidade de controle principal e um módulo de monitoramento remoto. O *hardware* do *smart plug* consiste em um microcontrolador MSP430-F5529, que é o núcleo do módulo. O usuário pode usar o celular para verificar e controlar a operação do dispositivo, e as informações de consumo de energia podem ser monitoradas remotamente, conectando a tomada inteligente à Internet via Wi-Fi, para isso foi utilizado o módulo, CC3100. A fonte de alimentação dos aparelhos pode ser ligada ou desligada remotamente enviando sinais para o relé de estado sólido. Além disso, as características de carga no servidor de banco de dados podem ser empregadas para identificar o modo de operação do aparelho elétrico pelo método de suporte a vetores de máquina (SVM), que fornece uma mensagem para o aplicativo.

Lin e Chen (2017) propõem um método de identificação de operação do aparelho através de SVM, que classifica o modo de operação da carga usando informações de energia elétrica da mesma. Para isso, foi selecionado o período adequado para o modelo de identificação, sendo que cada modo de operação

possui 5 amostras, e estas amostras são obtidas no momento anterior a 10 minutos, uma hora antes, no dia anterior, na última semana e no mês passado, respectivamente. Em outras palavras, o método proposto precisa de pelo menos oito semanas para estabelecer o modelo. Uma mensagem de aviso será exibida para notificar o usuário quando um resultado for diferente do estado atual após a verificação duas vezes dentro do período de 10 minutos.

Com a utilização deste sistema, os autores puderam obter em tempo real valores eficazes de corrente e tensão, potência aparente, potência real e fator de potência. Esses valores podem ser visualizados através de um aplicativo para celular. Além disso, pode-se obter o cronograma de funcionamento dos aparelhos elétricos analisados (LIN; CHEN, 2017).

Segundo os autores Kong et al. (2018), a previsão de carga residencial tem desempenhado um papel cada vez mais importante nas redes inteligentes modernas. Devido à variabilidade das atividades dos residentes, as cargas residenciais individuais geralmente são voláteis demais para prever com precisão. Uma estrutura de previsão de aprendizado profundo *long short-term memory* (LSTM) com sequências de consumo dos aparelhos, é proposta para resolver esse problema de volatilidade. É mostrado que a precisão da previsão pode ser notavelmente aprimorada, incluindo medições dos aparelhos nos dados de treinamento.

A carga elétrica está altamente relacionada a muitas variáveis, como temperatura, umidade, dia da semana e eventos especiais. Ao contrário da carga agregada, o consumo de energia de uma residência tem uma correlação mais alta com o comportamento dos residentes. Por exemplo, um morador pode ter uma rotina diária bastante consistente, como tomar banho após o café da manhã, secar roupa quando a máquina de lavar terminar, etc. Se esses padrões puderem ser percebidos, um melhor desempenho de previsão pode ser esperado. Para isso pode se usar o LSTM. O aprendizado de sequência é uma especialidade do modelo LSTM. Embora uma rede neural convencional de *feedforward* também possa estabelecer a correlação através de intervalos de tempo aprendendo das sequências passadas, o LSTM é mais poderoso porque mantém uma célula de memória em sua estrutura para lembrar-se de um estado importante no passado e possui uma porta de esquecimento para aprender a redefinir a célula de memória para o processo de aprendizado (KONG et al., 2018).

Como resultado, Kong et al. (2018) apontam que a estrutura de previsão LSTM-WA proposta supera todos os outros métodos, como o *feedforward* e o *k nearest neighbour* (KNN), especialmente, o LSTM-WA com dois intervalos de retorno alcança a melhor pontuação geral considerando a porcentagem de erro médio absoluto. Essa melhoria confirma que o aprendizado do comportamento dos residentes por meio do consumo dos aparelhos elétricos pode melhorar significativamente o desempenho da previsão de carga.

### 3.3 ANÁLISE DOS DISPOSITIVOS DISPONÍVEIS NO MERCADO

As tomadas inteligentes encontradas no mercado prometem mais segurança e comodidade no uso, podendo controlá-las via *internet*. Os *smart plugs* podem ser usados em residências conectadas via Wi-fi. As tomadas inteligentes podem ter vários designs diferentes, mas, em geral, o tipo mais comum consiste em um adaptador que você conecta na tomada comum da parede e então conecta o aparelho a tomada inteligente.

Elas oferecem diversas funcionalidades que variam de modelo para modelo. O acesso, o controle e os recursos das tomadas ocorrem por meio de aplicativos para celulares próprios de cada marca. Embora apresentem diferentes funções, há um conjunto de características em comum. Há modelos que permitem a criação de cronogramas de uso, com horários e perfis de utilização. O objetivo é determinar a hora certa em que a tomada deve parar de fornecer energia. O caminho contrário também é possível. Ao usar os recursos, você pode escolher a hora exata para que uma tomada específica libere energia para o aparelho.

Por meio dos aplicativos, também é possível controlar o dispositivo manualmente de forma remota. Assim, o usuário consegue ativar ou desligar aparelhos de sua casa à distância, simplesmente desligando a tomada. Todas as funcionalidades acima estão disponíveis na I9Plug.

Há também exemplos de funções de segurança, como controle de temperatura, em que a tomada observa o calor gerado por algum dispositivo e pode até mesmo interromper o fornecimento de eletricidade para evitar acidentes. Outro caso típico é um tipo de “modo ausente”, que faz com que dispositivos e luzes de sua casa sejam acionadas e desligadas de forma aleatória quando ninguém está na residência. Outro recurso interessante é o monitoramento de consumo.

Como explicita Lee e Yang (2017), há produtos similares no mercado, como o DSP-W215 Wi-Fi produzido pela D-Link. Ele possui características parecidas com as descritas no parágrafo anterior, como: desligar/ligar o equipamento através de um aplicativo de celular, programar para desligar/ligar o equipamento, previne contra o sobreaquecimento e monitora o consumo. Há também produtos mais sofisticados que podem ser controlados por comando de voz.

No Brasil, a Broadlink oferece um catálogo mais variado de opções. Uma dessas é a SP2, que se distingue em relação aos produtos internacionais, principalmente, por oferecer saída de energia no padrão brasileiro. A I9Plug também é nacional e possui suporte à agendamento de horários para ligar e desligar dispositivos, além de contar com aplicativo próprio.

### 3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Em um mundo cada vez mais automatizado e sustentável, as tomadas inteligentes podem contribuir positivamente para um ambiente mais controlado, trazendo mais conforto e, principalmente, mais economia de energia. Isso se deve ao fato de ser possível controlarmos aparelhos elétricos, lâmpadas, eletrodomésticos, sem a necessidade de se ter contato com os mesmos. Isso traz benefícios não somente econômicos, mas também ambientais e, também não beneficia somente o usuário final, mas também as geradoras/distribuidoras, pois se pode diminuir a demanda, principalmente em horário de pico, momento em que há maior preocupação por parte das mesmas.

Porém, como pôde ser verificado na seção 3.3, os dispositivos semelhantes que estão disponíveis no mercado são limitados. A “inteligência” desses dispositivos não está em um controle automático pela própria tomada e sim nas possibilidades que a mesma proporciona, como controlar remotamente ou programar um temporizador para ligar ou desligar o aparelho. Estes dispositivos são muito limitados em relação a sua capacidade de otimizar o consumo de energia dos aparelhos em que estão conectados. Assim, se vê uma lacuna que é a de realmente se fazer uma tomada inteligente que possa controlar o aparelho a partir do seu aprendizado de funcionamento.

A maioria dos *smart plugs* possuem dois importantes componentes: o Hardware para controle e aquisição de dados e uma plataforma de gerenciamento

remoto. Os dados obtidos podem ser enviados por *Wi-Fi*, Bluetooth, etc. Estes dados como a potência, a corrente e a tensão consumida pelo equipamento elétrico, são utilizados para se fazer aprendizagem da máquina.

Nos artigos, os resultados são considerados de forma positiva, pois foi possível ser feito o controle de forma inteligente. Porém, no projeto como o de Lee e Yang, como posto pelos mesmos, é utilizado uma GPU de alto custo. Além disso, poderiam ser obtidos melhores resultados se utilizados um maior número de sinais de entrada. Há também a possibilidade de se utilizar técnicas menos complexas, que exijam menos processamento. Outra proposta é a de implementar um sistema para que o modelo de treinamento fosse atualizado com maior frequência, melhorando a tomada de decisão do sistema.

A partir dessas considerações, se observa que há pontos a serem melhorados, tanto em comparação com os resultados obtidos através de pesquisas quanto, e ainda mais, se levar em conta os dispositivos disponíveis no mercado. Também há a possibilidade da utilização de diferentes métodos de aprendizagem neste caso.

## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

Para definir os materiais a serem utilizados no desenvolvimento do projeto proposto foram levados em consideração a forma de funcionamento dos componentes e o custo dos mesmos. Os componentes foram escolhidos com base nos estudos feitos nos capítulos anteriores. Foi definida a necessidade de se ter um microcontrolador para processar os dados, um sensor de corrente e um sensor de tensão para obter os valores de potência consumida pelo aparelho elétrico, um relé para controlar o ligamento e desligamento da alimentação do aparelho. Também é necessário componentes para converter a tensão de 127V em corrente alternada para a tensão de alimentação do microcontrolador e dos componentes que será em corrente contínua.

Assim, foram definidos os seguintes componentes:

- NodeMCU com ESP8266 - microcontrolador;
- Módulo ZMPT101b – sensor de tensão;
- Módulo ACS712 – sensor de corrente;
- Módulo Relé 5V;
- Módulo YWRobot MB102 – conversor de tensão;
- Fonte de tensão de 12V.

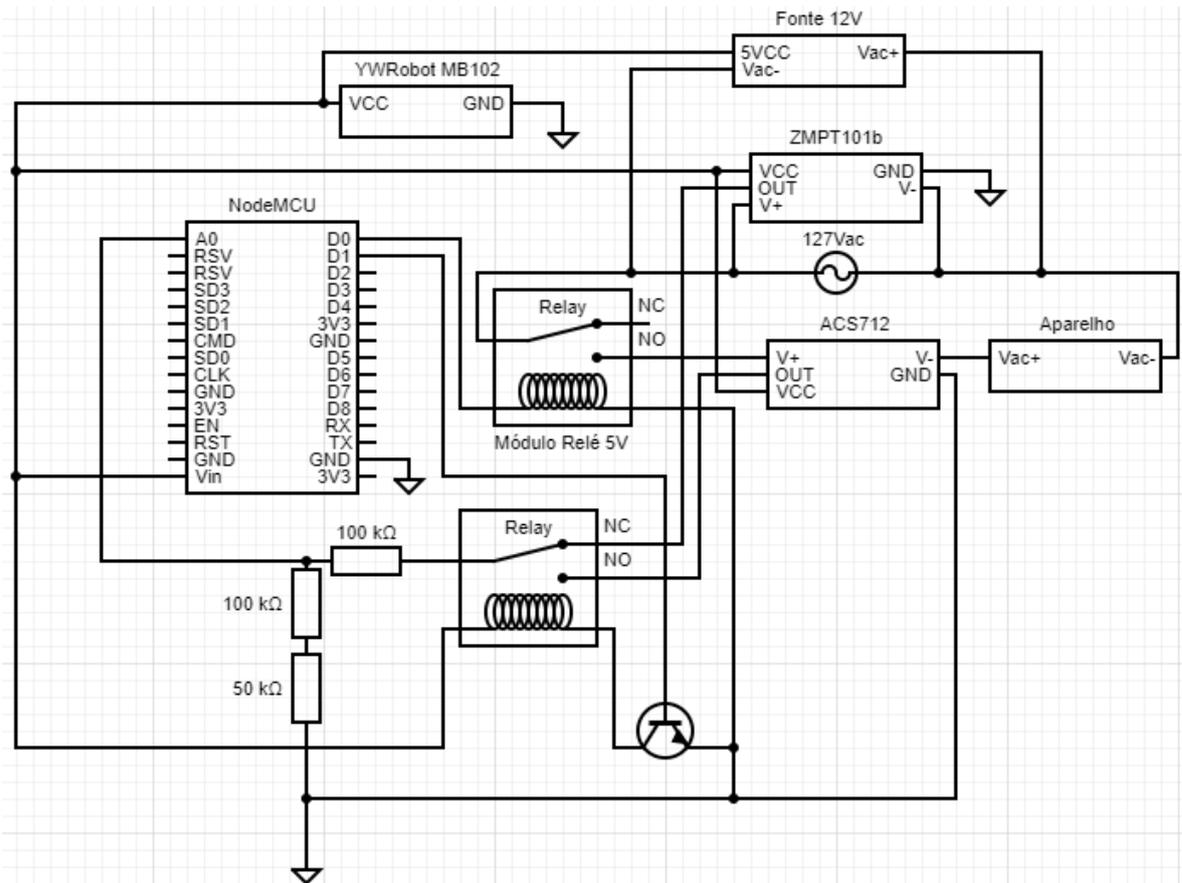
### 4.1 PROJETO ELETRÔNICO DA TOMADA INTELIGENTE

Após a definição dos componentes, foi definido o esquemático do circuito com a utilização dos mesmos. Nesta etapa foi solucionado problemas devido à limitação de hardware do microcontrolador. O módulo NodeMCU possui entradas e saídas de 3.3V. Como o sinal de saída dos sensores podem variar até 5V, foi inserido um divisor de tensão o qual limita este sinal para a tensão apropriada do módulo.

Outra questão é que o ESP8266 possui apenas uma porta de leitura analógica. Ou seja, os sensores de corrente e tensão não contam com uma porta para cada. Isso foi solucionado adicionando um relé de 5V. Como dito anteriormente, o módulo NodeMCU possui 3.3V de tensão de saída, não sendo, assim, o necessário para atuar o relé de 5V. Como solução foi adicionado um

transistor NPN. O coletor foi ligado a uma das portas da bobina e o emissor ligado ao terra. E então a base foi ligada a porta D1 do microcontrolador para controlar o ligar e desligar do relé. As soluções e as ligações elétricas podem ser observadas no diagrama de blocos do circuito na FIGURA 5.

FIGURA 5 - DIAGRAMA EM BLOCOS DA TOMADA INTELIGENTE



FONTE: O autor (2019).

Na sequência os componentes utilizados são detalhados conforme as especificações de cada.

#### 4.1.1 NodeMCU – ESP8266

O ESP8266 é um chip WiFi de baixo custo. Este chip consiste em um microcontrolador e com protocolo TCP / IP completa. O ESP8266 é fabricado pela Espressif Systems. Dentre as especificações do ESP8266, estão descritas abaixo as mais relevantes para este projeto:

- Possui um núcleo microprocessador de 32 bits do tipo RISC;
- IEEE 802.11 b/g/n Wi-Fi;
- 16 entradas/saídas;
  - uma entrada analógica com 10 bits de resolução.

O NodeMCU é uma placa de desenvolvimento que usa o ESP8266. O NodeMCU pode ser programado usando Lua scripting, Arduino IDE (do inglês *Integrated Development Environment*) ou ESP8266 SDK. Esta placa de desenvolvimento tem como alimentação 3.3V em corrente contínua, consumo de corrente entre 10uA a 170mA, memória RAM de 32k + 80k (HANDSON TECHNOLOGY, 2017). O NodeMCU pode ser visto na FIGURA 6.

FIGURA 6 - NODEMCU

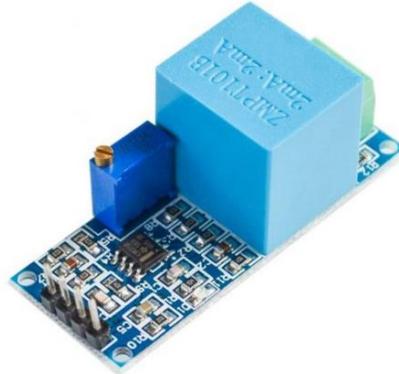


FONTE: Handson Technology (2016).

#### 4.1.2 Módulo ZMPT101b

O módulo utilizado para medir a tensão é o ZMPT101b. Este nome é o nome do transformador utilizado neste módulo. Este é um transformador de corrente que possui tensão de operação de 0 a 1000V e relação de tensão de 1:1 entre o primário e o secundário. Além disso, possui corrente de entrada de 2mA no primário e de 2mA no secundário. O módulo, além de utilizar este transformador, também é composto por componentes SMD (do inglês, *Surface Mounting Device*), como um amplificador operacional, potenciômetro de precisão, díodos, capacitores e resistores, que convertem a tensão de corrente alternada para corrente contínua. Essa tensão de saída varia entre 0 e a tensão aplicada ao módulo (INTERPLUS, 2018). O recomendado é alimentá-lo com 5V. O módulo ZMPT101b pode ser visto na FIGURA 7.

FIGURA 7 - MÓDULO ZMPT101B

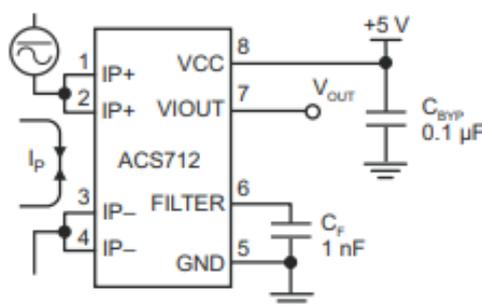


FONTE: Interplus Industry (2016).

#### 4.1.3 Módulo ACS712

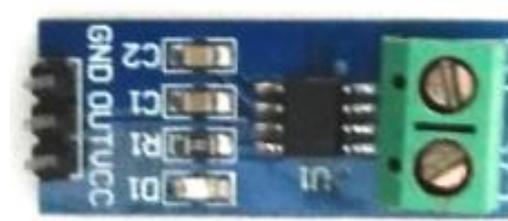
O módulo ACS712 tem como principal componente um sensor de efeito hall. Este sensor possui três modelos: 05B, 20A e 30<sup>a</sup>. O que se distingue entre eles é a corrente de operação. Como para esse projeto não será utilizado aparelhos elétricos que consomem alta corrente, o modelo escolhido foi o de 5A. Assim, também será possível obter maior resolução no momento de adquirir os valores de corrente. O sensor ACS712 possui sensibilidade de 185mV/A, a corrente de entrada pode variar de -5A a +5A e a tensão de operação é de 5V. Assim, para cada 1A, a saída varia 462mV (COMPONENTS 101). O módulo possui capacitores, um resistor e um diodo para proteção e segue a recomendação do circuito do fornecedor, como exemplo, pode ser visto na FIGURA 8 (ALLEGRO, 2007). O módulo ACS712 pode ser visto na FIGURA 9.

FIGURA 8 - EXEMPLO DE CIRCUITO PARA UTILIZAÇÃO DO SENSOR ACS712



FONTE: Allegro microsystems (2007).

FIGURA 9 - MÓDULO ACS712



FONTE: Components 101 (2018).

#### 4.1.4 Módulo Relé 5V

O módulo Relé 5V utiliza o modelo SRD-05VDC-SL-C para fazer o chaveamento. Segundo as especificações do fornecedor, o relé pode operar até 10A com tensão até 127V em corrente alternada, 7A com tensão até 240V também em corrente alternada ou 10A com tensão até 28V em corrente contínua.

Já para operar o chaveamento do circuito através da bobina é necessário, nesse modelo (05VDC-SL), alimentá-lo com uma tensão de 5V em corrente contínua e uma corrente de 71,4mA. O relé possui dois tipos de chaveamento, normalmente aberto e normalmente fechado. O módulo pode ser visto na FIGURA 10.

FIGURA 10 - MÓDULO RELÉ 5V



FONTE: Components 101 (2018).

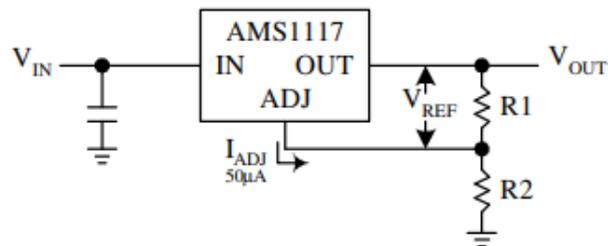
#### 4.1.5 Módulo YWRobot MB102

O módulo MB102 é um módulo de fonte de alimentação para matriz de contatos fabricado pela empresa YwRobot, na China. Ele é capaz de fornecer duas

linhas de alimentação, de 5V e 3,3V, e possui um conector USB para saída de tensão, assim como um conector de entrada para adaptador de energia.

Trata-se de um modelo de fonte não ajustável, que fornece duas linhas de 5V ou 3,3V por meio da configuração de jumpers na placa. De acordo com as instruções de operação do módulo, ele deve ser alimentado com uma tensão de entrada entre 6,5 e 12V, e fornece em sua saída uma corrente máxima de 700mA, usando reguladores de tensão AMS1117. O AMS1117 é uma série de reguladores de tensão fabricados pela Advanced Monolithic Systems. No módulo existem dois desses reguladores: um para fornecer a tensão de 3,3V e o outro para a linha de 5V, ambos em encapsulamento SOT-223 (BOSON TREINAMENTOS, 2017). O esquema recomendado pelo fornecedor e utilizado no módulo pode ser visto na Figura 11. O módulo YWRobot pode ser observado na Figura 12.

FIGURA 11 - EXEMPLO DE CIRCUITO UTILIZANDO AMS1117



FONTE: Advanced monolithic systems (2007).

FIGURA 12 - MÓDULO YWROBOT



FONTE: Bóson treinamentos (2016).

## 4.2 MÉTODOS PARA DESENVOLVIMENTO DOS ALGORITMOS

O código desenvolvido para ser embarcado no ESP8266 foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação C. Este código foi dividido em duas partes: na leitura dos sensores de corrente e tensão e na lógica para aprendizado de máquina, a qual será utilizada como sinal para controlar o ligamento de desligamento do aparelho. O desenvolvimento de ambos os códigos será feito na sequência.

### 4.2.1 Leitura dos sensores

Para desenvolvimento do código para aferir a corrente e a tensão primeiramente leva-se em consideração a relação de variação da saída em relação aos valores de entrada, como por exemplo, quanto varia de tensão na saída do ACS712 para cada Ampère na entrada. A partir de dados do fornecedor, como pode ser visto no capítulo 4.1.3, para cada Ampère na entrada do sensor, há uma variação de 185mV. Já para o sensor de tensão, dados do fornecedor do transformador, como mostrado no capítulo 4.1.2, são de relação 1:1, sendo que a tensão máxima na entrada é de 1000V. Com a utilização do módulo, a tensão de entrada é limitada a 250V, ou seja, para cada 1V na entrada há 20mV na saída.

Após, para se obter os valores de corrente e tensão em RMS (do inglês, *root mean square*), são feitas medidas dos sinais ao longo de um determinado tempo. Elevando cada valor obtido ao quadrado, dividindo pelo período  $T$  de tempo medido e tirando a raiz quadrada, o valor final é dado em RMS. Porém, também é necessário considerar a resolução  $R_V$  ou  $R_I$  do microcontrolador, a tensão  $V_{Ref}$  de operação e a relação  $r$  do sinal de entrada e saída. Levando em consideração esses itens, resulta nas equações a seguir:

$$V_{RMS} = \frac{\sqrt{V^2/T}}{R_V \cdot V_{Ref} \cdot r_V} \quad (4.1)$$

$$I_{RMS} = \frac{\sqrt{I^2/T}}{R_I \cdot V_{Ref} \cdot r_I} \quad (4.2)$$

Cada valor RMS é obtido a cada 15 minutos, assim são obtidos 96 valores de tensão e 96 valores de corrente ao longo de um dia.

#### 4.2.2 Método para aprendizado de máquina

Para o desenvolvimento do algoritmo para fazer o aprendizado de máquina foram utilizados os conceitos dos mínimos quadrados para se aplicar a regressão polinomial. Também é necessário definir qual o tipo de problema será lidado. No aprendizado de máquina há tarefas de, por exemplo, classificação, regressão, *clustering* (do inglês, agrupamento). Apesar de ser possível realizar a tarefa aqui proposta por mais de uma das formas citadas, neste momento foi definido como um problema de regressão, partindo do princípio que se deseja saber o valor futuro a partir de valores passados e utilizá-los para a tomada de decisão.

A abordagem de mínimos quadrados envolve determinar a melhor linha de aproximação, se pensado em uma solução linear, quando o erro envolvido é a soma dos quadrados das diferenças entre os valores de  $y$  na linha de aproximação e os valores de  $y$  fornecidos. Portanto, as constantes  $a_0$  e  $a_1$  devem ser encontradas para minimizar o erro dos mínimos quadrados (BURDEN, 2010).

O método dos mínimos quadrados é o procedimento mais conveniente para determinar as melhores aproximações lineares, mas também existem considerações teóricas importantes que o favorecem. Outras abordagens geralmente atribuem muito peso a pouco dados gerando grandes erros, enquanto outros métodos não fornecem peso suficiente para um ponto que esteja consideravelmente fora de linha com a aproximação. A abordagem de mínimos quadrados coloca substancialmente mais peso em um ponto que não está alinhado com o restante dos dados, mas não permitirá que esse ponto domine completamente a aproximação. Uma razão adicional para considerar a abordagem dos mínimos quadrados envolve o estudo da distribuição estatística do erro (RAWLINGS, 1998).

O problema geral de ajustar a melhor linha dos mínimos quadrados a uma base de dados  $\{(x_1, y_1)\}_{i=1}^m$ , envolve minimizar o erro total, com relação aos parâmetros  $a_0$  e  $a_1$ .

$$E = E_2(a_0, a_1) = \sum_{i=1}^m [y_i - (a_0 x_1 + a_1)]^2 \quad (4.3)$$

Para que um mínimo ocorra, é que preciso que a derivada de ambos seja igual a zero:

$$\frac{\partial E}{\partial a_0} = 0 \text{ e } \frac{\partial E}{\partial a_1} = 0 \quad (4.4)$$

Com esse modelo, pode se ampliar para relacionar uma variável dependente a  $p$  variáveis independentes:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_p X_{ip} + \varepsilon_i \quad (4.5)$$

O índice  $i$  denota a unidade observacional da qual as observações sobre variáveis independentes  $Y$  e  $p$  foram tomadas. O segundo subscrito designa a variável independente. O tamanho da amostra é indicado com  $n$ , ou seja, o número de amostras varia de  $i = 1$  até  $n$ , e  $p$  denota o número de variáveis independentes. Existem  $(p + 1)$  parâmetros  $\beta_j$ , sendo que  $j$  varia de  $0$  até  $p$ , a serem estimados quando o modelo linear incluir a interceptação  $\beta_0$ . Por conveniência, usamos  $p' = (p + 1)$ . Pode assumir que  $n > p'$ . São necessárias quatro matrizes para expressar o modelo linear na notação matricial:

$Y$ : o vetor de coluna  $n \times 1$  de observações sobre a variável dependente  $Y_i$ ;

$X$ : a matriz  $n \times p'$  que consiste em uma coluna de unidades, rotulada como 1, seguido pelos vetores da coluna  $p'$  das observações sobre as variáveis independentes;

$\beta$ : o vetor  $p' \times 1$  dos parâmetros a serem estimados; e

$\varepsilon$ : o vetor  $n \times 1$  de erros também conhecido como vetor residual.

Formando assim a matriz abaixo. Este formato da matriz de variáveis independentes é conhecido como matriz de Vandermonde:

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}_{(n \times 1)} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & X_{13} & \dots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & X_{23} & \dots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & X_{n3} & \dots & X_{np} \end{bmatrix}_{(n \times p')} \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix}_{(p' \times 1)} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}_{(n \times 1)}$$

O vetor residual  $\varepsilon$  reflete a diferença entre o valor observado  $Y$  e o valor estimado  $Yhat$ , ou seja, este vetor informa o quão longe estamos do valor observado:

$$\varepsilon = Y - Yhat \quad (4.6)$$

No desenvolvimento do software a ser embarcado, não foram considerados os valores residuais, pois os valores de predição tendem a zero se comparados com os valores observados. Uma outra forma de representar as matrizes das variáveis independentes é a seguinte:

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \cdots & \sum_{i=1}^n x_i^k \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \cdots & \sum_{i=1}^n x_i^{k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i^k & \sum_{i=1}^n x_i^{k+1} & \cdots & \sum_{i=1}^n x_i^{2k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i^k y_i \end{bmatrix}$$

Com isso, fazendo a inversa da matriz  $X$  e multiplicando pela matriz  $Y$ , os valores dos parâmetros  $a_k$  são obtidos:

$$a_n = X'.Y \quad (4.7)$$

Para obter a matriz inversa é necessária a utilização de um método que seja programável para poder ser feito com a linguagem de programação C. O método escolhido foi o método de Gauss-Jordan, pois ele atende o requisito. O método de Gauss-Jordan consiste em primeiramente posicionar a matriz identidade de mesma ordem da matriz que se deseja obter a inversa.

$$E = \left[ \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 3 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right]$$

Após, são efetuadas as operações, sejam de troca de linha, subtração, multiplicação, para que a matriz da esquerda se torne uma matriz identidade. Então, a matriz da direita será o resultado da matriz inversa.

$$E = \left[ \begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & 0 & 0 & 0,5 & -0,5 \\ 0 & 1 & 0 & 2 & -1 & -2 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0,5 & 1,5 \end{array} \right]$$

Assim, esse mesmo método foi aplicado ao código para obtenção da matriz inversa  $X'$ .

Outro ponto considerado é o grau do polinômio obtido após a regressão polinomial. A máxima ordem que pôde ser considerada foi seis. Ordens maiores que essa faziam com que o algoritmo não convergisse, resultando em valores não condizentes. Esses resultados serão apresentados na seção 5.1.

Com isso, como solução, os dados são quebrados em partes iguais. Cada parte contém seis dados de entrada e seis dados de saída observados. São 96 dados obtidos ao longo de um dia e é adicionado um dado ao início de cada parte e esse dado é igual ao último dado da parte anterior. Como exemplo, a FIGURA 13 mostra os sinais  $x$  e  $y$  separados em duas partes e o sinal repetido entre elas para  $y$ .

FIGURA 13 – EXEMPLO DA SEPARAÇÃO DOS DADOS

```
x = [0, 0.25, 0.5, 0.75, 1, 1.25, 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1, 1.25];  
y = [1.61, 0, 0, 2.31, 1.57, 1.71, 1.71, 1.91, 1.73, 0, 1.93, 0];
```

FONTE: O autor (2019).

Após a obtenção dos parâmetros dos polinômios, todos os valores abaixo de zero são considerados iguais a zero, e os valores acima do valor máximo obtido são limitados a este valor. Para a tomada de decisão, o aparelho é considerado como ligado quando a corrente está acima de 10mA e desligado quando está abaixo deste limiar. Isso é devido à falta de precisão do sensor de corrente.

#### 4.2.3 Obtenção da data e da hora

Um fator importante para o desenvolvimento desse projeto é saber o exato momento em que o valor de corrente foi lido. Para aquisição do dia e da hora foram utilizadas as bibliotecas NTPClient e WiFiUdp. Os valores são obtidos em dia da semana, hora, minuto e segundos. Esses dados são fornecidos pelo servidor pool.net.org.

Como os dados são obtidos através de um servidor na internet, também se faz necessário o uso da biblioteca ESP8266WiFi para ser feito a conexão à rede sem fio. Após, são fornecidos dados da rede como o nome e a senha e a conexão é iniciada pela função `Wifi.begin(nome, senha)`.

## 5 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Para obtenção de melhores resultados com o software embarcado no microcontrolador, primeiramente foram realizadas simulações utilizando a ferramenta do Matlab. Com isso, foi possível adquirir de forma mais clara e direta qual caminho seguir e quais os valores dos parâmetros a serem utilizados.

A seguir são apresentados os resultados das simulações e após os resultados dos experimentos em campo.

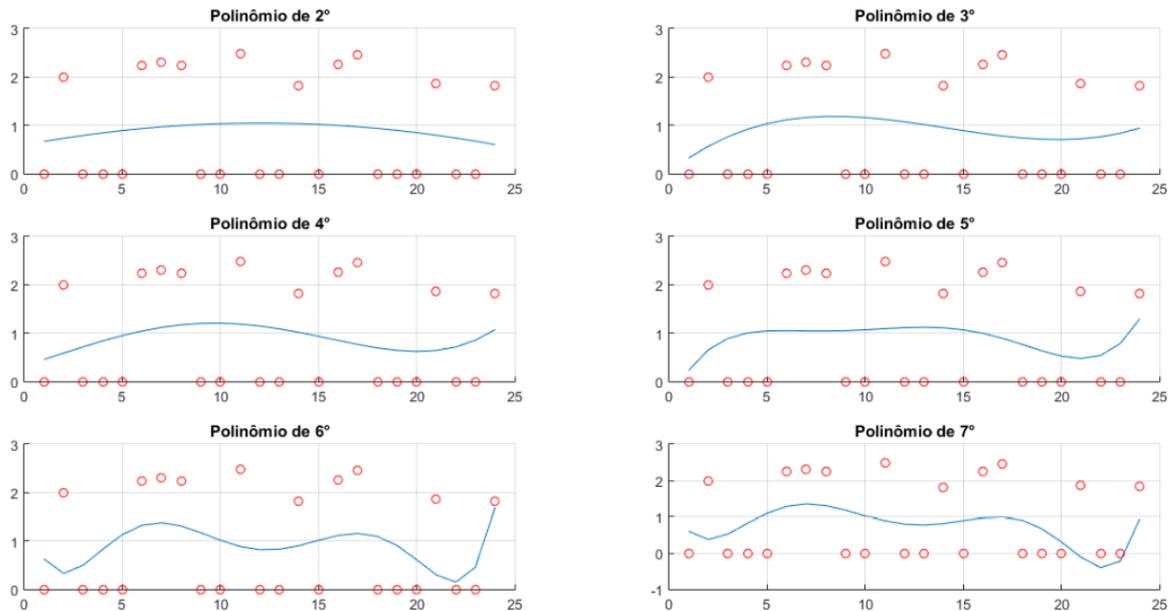
### 5.1 RESULTADO DAS SIMULAÇÕES

Após a definição do método a ser utilizado para o aprendizado de máquina, como pode ser visto no capítulo 4.2.2, foram realizadas simulações para se verificar a eficiência deste método na previsão do consumo do aparelho com o uso da tomada inteligente.

Os dados de saída, no caso a corrente consumida pelo aparelho, foram definidos de forma aleatória, levando em consideração o pior caso possível, onde se inúmeras variações. A corrente foi gerada de forma que varie de 1,5A a 2,5A quando o aparelho estiver ligado e que seja igual a 0A quando estiver desligado. Assim, para cada dado obtido do consumo da corrente, há um horário do dia correspondente. Em um primeiro momento é considerado que os dados são obtidos de hora em hora

Foram realizadas simulações gerando polinômios de diferentes graus, a começar pelo de 1º. Com esses resultados, nota-se que conforme o grau do polinômio aumenta, mais a curva se aproxima dos valores observados. Porém, a partir do polinômio de 8º, não se obtêm convergência e a curva não condiz com a de uma equação de tal grau. Assim, o polinômio que mostra melhor resultado é o de 6º grau. Estes resultados podem ser vistos na FIGURA 17.

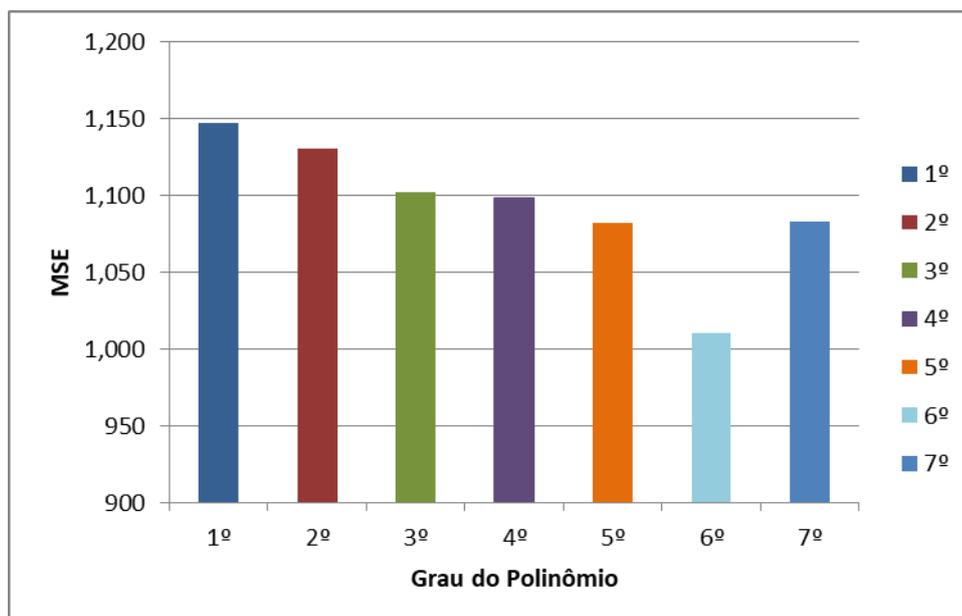
FIGURA 17 - SIMULAÇÃO COM DADOS OBTIDOS DE HORA EM HORA



FONTE: O autor (2019).

A partir da obtenção dos valores de predição foi, então, calculado o erro quadrático médio (em inglês, MSE – *mean square error*) para cada um dos polinômios, desde o 1º até o 7º. Salientando, mais uma vez, para o melhor resultado obtido com o polinômio de 6º. Os valores de MSE para cada polinômio simulado podem ser observados no GRÁFICO 1.

GRÁFICO 1 – TÍTULO DO GRÁFICO

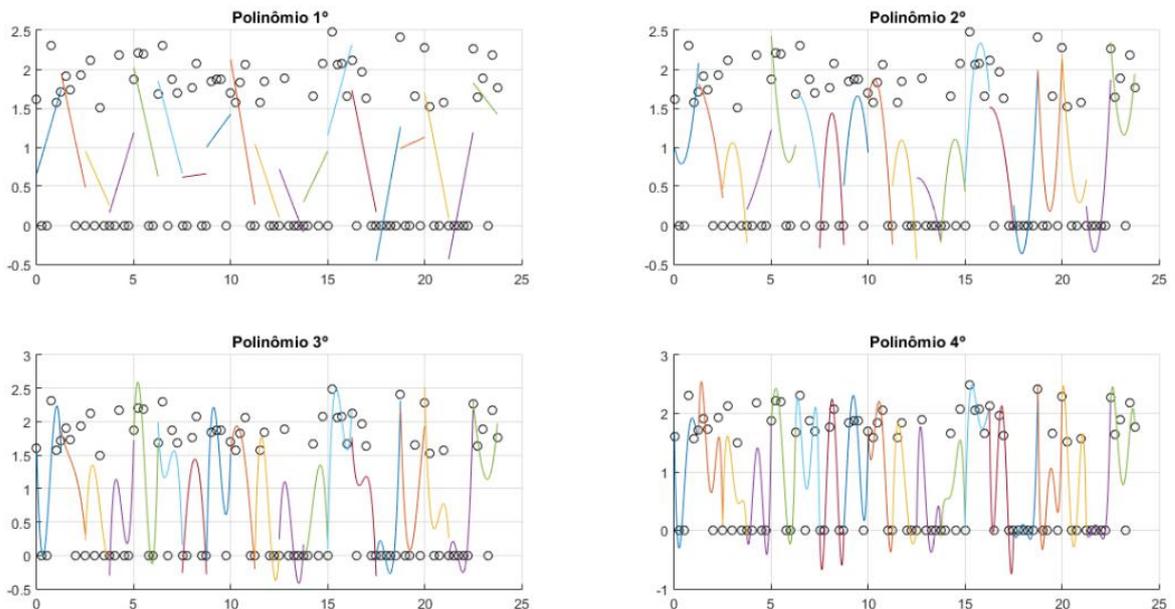


FONTE: O autor (2019).

Como os resultados se mostraram aquém e, assim, não podendo ser feita uma boa previsão utilizando o polinômio de máximo grau possível para esse caso, foi definido como solução dividir os dados em partes. Cada parte possui seis dados, sendo que para os valores de corrente o último dado de uma parte é replicado na parte seguinte, como mostrado na seção 4.2.2, FIGURA 6. Dessa forma, os espaços que ficariam vazios entre uma parte e outra são eliminados.

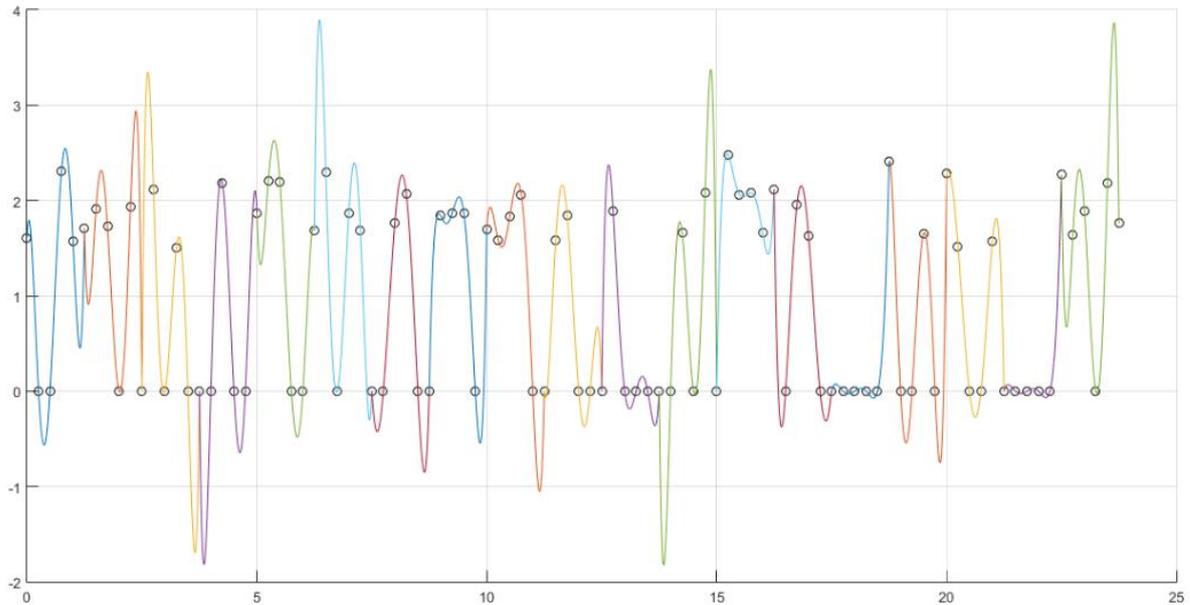
A partir dessa solução, a aproximação polinomial foi testada para diferentes graus. Nessa simulação foram gerados dados de 15 em 15 minutos, como será feito no teste em campo. Com os resultados, verifica-se que o polinômio de grau 5 é o que melhor se aproxima do valor observado, como esperado neste caso. Os resultados podem ser vistos na FIGURA 14 e na FIGURA 15.

FIGURA 14 - SIMULAÇÃO COM DADOS OBTIDOS DE HORA EM HORA E SEPARADOS EM PARTES PARA DIFERENTES POLINÔMIOS



FONTE: O autor (2019).

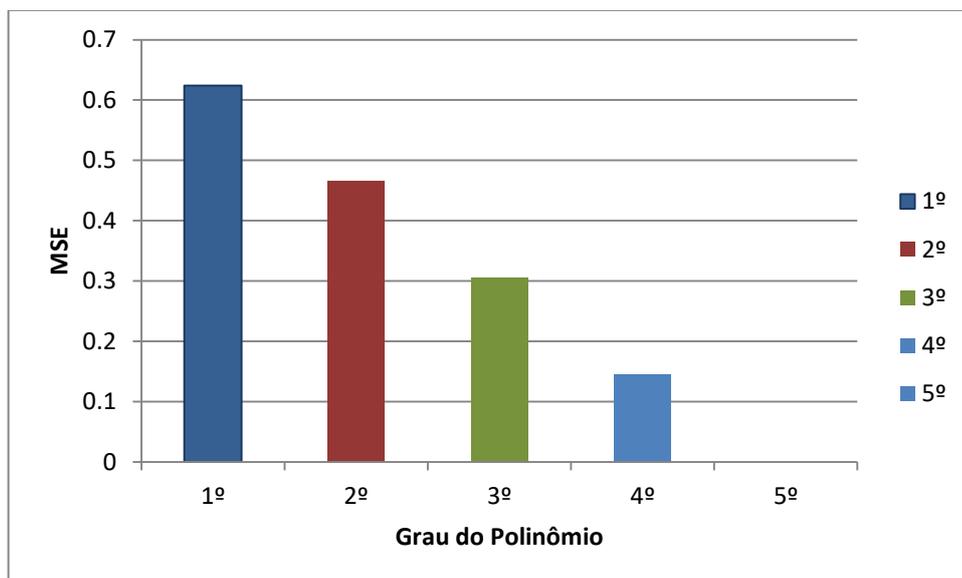
FIGURA 15 - SIMULAÇÃO COM DADOS OBTIDOS DE HORA EM HORA E SEPARADOS EM PARTES PARA O POLINÔMIO DE 5º GRAU



FONTE: O autor (2019).

Da mesma forma, como foi feito na primeira simulação, aqui também foi calculado o erro quadrático médio para cada um dos polinômios, desta vez do 1º até o 5º grau. Assim, confirma que o polinômio de 5º é o que mais se aproxima do valor esperado, resultando no valor de MSE praticamente zero. O erro médio quadrático para cada polinômio simulado pode ser observado no GRÁFICO 2.

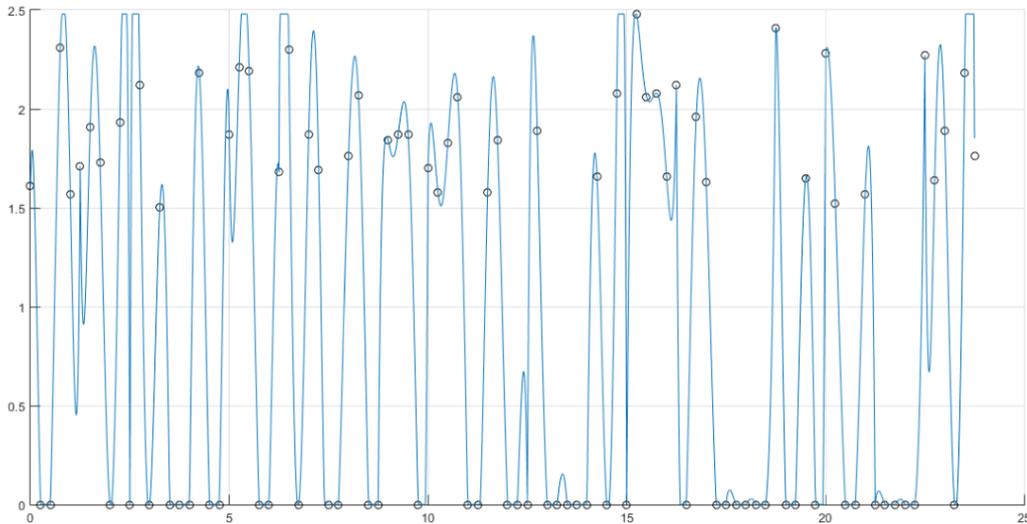
GRÁFICO 2 - TÍTULO DO GRÁFICO



FONTE: O autor (2019).

Na FIGURA 19, pode se observar que há *overfitting*. Isso é minimizado limitando o valor máximo que a função pode obter e igualando a zero os valores negativos. O resultado pode ser visto na FIGURA 20.

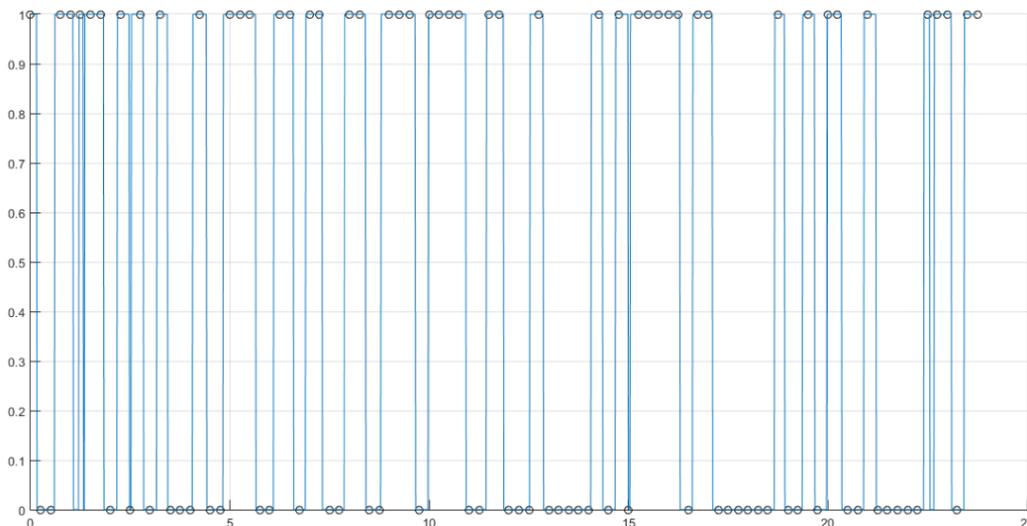
FIGURA 20 – REDUÇÃO DO OVERFITTING



FONTE: O autor (2019).

Outra forma de se visualizar é definindo as saídas em zero e 1, onde zero é o aparelho desligado e 1 o aparelho ligado. Sendo feito assim, auxiliará na tomada de decisão. Para definir o limiar para ligar ou desligar a tomada é considerado o menor valor maior que zero para os valores obtidos pelo sensor. O gráfico resultante pode ser visto na FIGURA 21.

FIGURA 21 - SAÍDAS EM ZERO OU UM



FONTE: O autor (2019).

## 5.2 RESULTADO DOS EXPERIMENTOS EM CAMPO

Para iniciar as experimentações em campo, primeiramente foram obtidos os valores de tensão, corrente, dia e hora. Como explicitado no capítulo 4.2. Esses valores foram gravados de 15 em 15 minutos. Para o experimento foi utilizado um computador portátil ligado à tomada inteligente. O consumo desse aparelho é de 127V de tensão e de corrente de até 1,5A. Apesar de poder ser ligado com mais de um aparelho somando 5A de capacidade, ligar a somente um aparelho é uma forma de se obter um ambiente controlado para se ter dados mais confiáveis.

Apesar dos dados serem tratados totalmente pelo microcontrolador, para demonstração os dados foram enviados pela porta serial. Na FIGURA 16 pode ser vista a interface na qual os dados de leitura dos sensores são apresentados.

FIGURA 16 - DADOS OBTIDOS PELOS SENSORES

```
Relé desligado: Medindo Tensão...
Tensão= 0.00V
Relé ligado: Medindo Corrente...
Corrente = 0.00A
Thursday;18:15:30;0.00;0.00;0.00
Relé desligado: Medindo Tensão...
Tensão= 119.31V
Relé ligado: Medindo Corrente...
Corrente = 1.12A
Thursday;18:30:30;119.31;1.12;133.48
Relé desligado: Medindo Tensão...
Tensão= 119.08V
Relé ligado: Medindo Corrente...
Corrente = 1.02A
Thursday;18:45:30;119.08;1.02;120.97
```

FONTE: O autor (2019).

Então, após a obtenção dos dados pôde ser feita a regressão polinomial. Para conferir o resultado da geração do polinômio, os resultados da saída e da predição foram enviados pela porta serial, como pode ser visto na FIGURA 17.

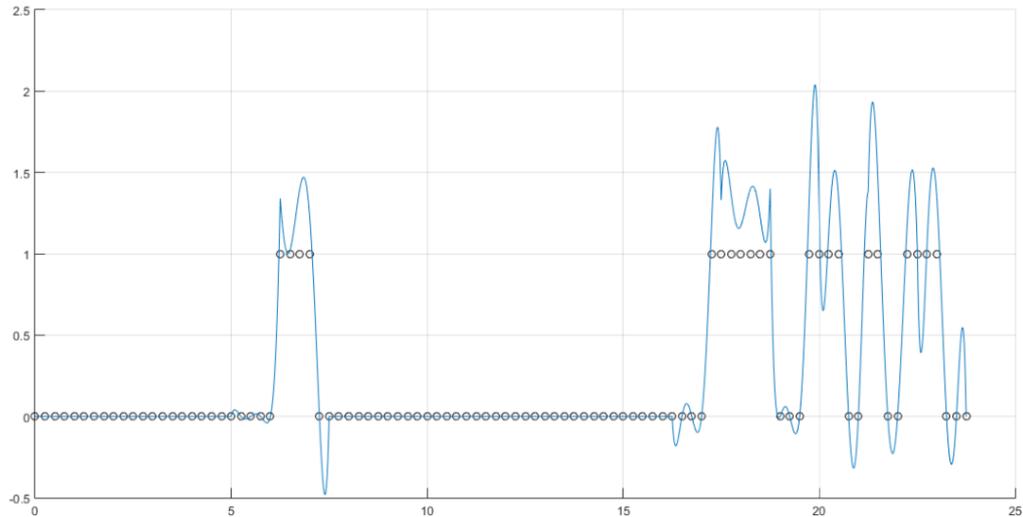
FIGURA 17 – RESULTADO DA PREDIÇÃO

```
Resultado...
Saída = 0.00
Predição = -0.00
Resultado...
Saída = 0.00
Predição = -0.00
Resultado...
Saída = 1.37
Predição = 1.37
Resultado...
Saída = 1.23
Predição = 1.23
```

FONTE: O autor (2019).

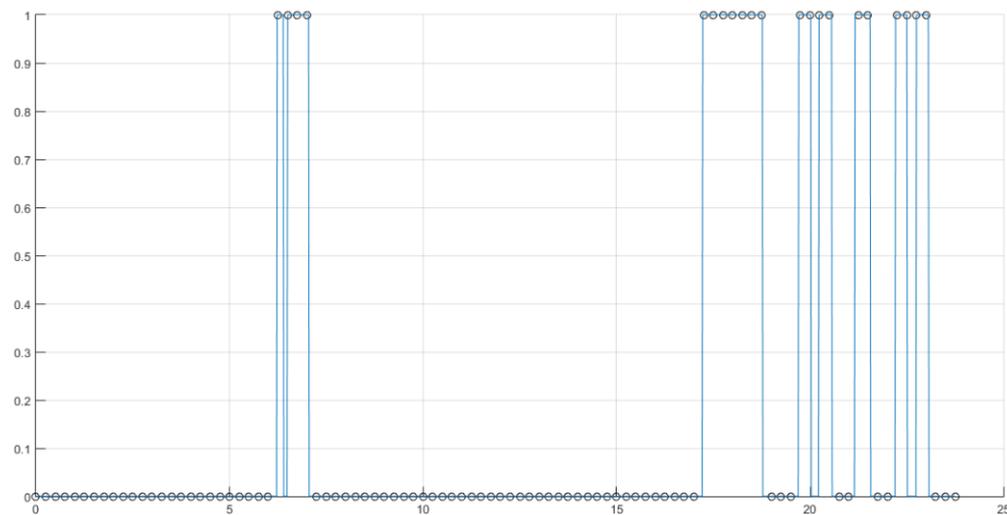
Mais uma vez, para melhor apresentação dos resultados foi utilizada a ferramenta do Matlab para gerar os gráficos. Na FIGURA 18 pode ser visto o resultado da geração do polinômio, na sequência, na FIGURA 19 é mostrado o resultado de predição em valores de zero e um.

FIGURA 18 - POLINÔMIO GERADO NO EXPERIMENTO EM CAMPO



FONTE: O autor (2019).

FIGURA 19 – SAÍDAS EM ZERO OU UM NO EXPERIMENTO EM CAMPO

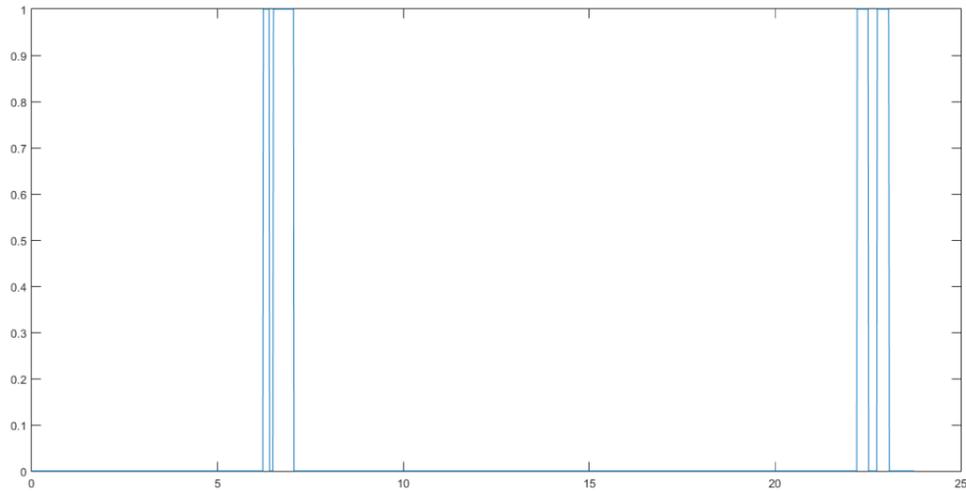


FONTE: O autor (2019).

Com o resultado da regressão polinomial e a definição de quando a tomada está ligada ou desligada, então podem ser definidas duas possíveis ações a partir dos conceitos do gerenciamento pelo lado da demanda, a redução de pico ou o deslocamento de carga. Como o experimento é feito somente com um aparelho, a redução de pico consiste em reduzir à carga a zero.

Em um primeiro momento é considerada a redução de pico, o que significa cortar a carga em qual momento entre 17h e 22h, se levado em consideração os horários de pico e intermediário da Copel. O resultado consta na FIGURA 20.

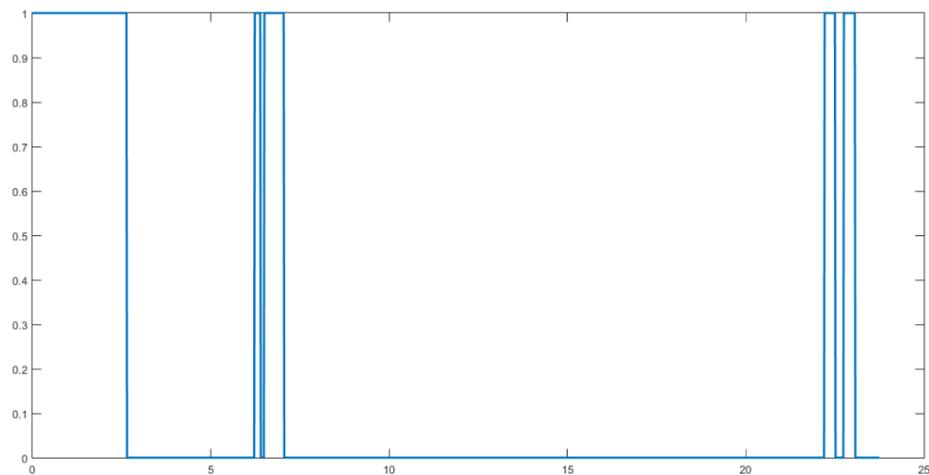
FIGURA 20 - REDUÇÃO DE PICO



FONTE: O autor (2019).

A segunda opção é ser feito o deslocamento da carga, ou seja, além de cortar a carga nos horários de pico, a carga é religada em outro momento fora desse horário levando em consideração os horários fora de pico em que a carga não é ligada. Nesse caso, a carga é ligada das 0h até, aproximadamente, as 3h, período em que a carga estava desligada. Este resultado pode ser observado na FIGURA 21.

FIGURA 21 - DESLOCAMENTO DE CARGA



FONTE: O autor (2019).

Para se ter ideia de quanto de economia estes métodos poderiam trazer, foram utilizados os valores de kWh da Copel. Os valores podem ser vistos na Tabela 4.

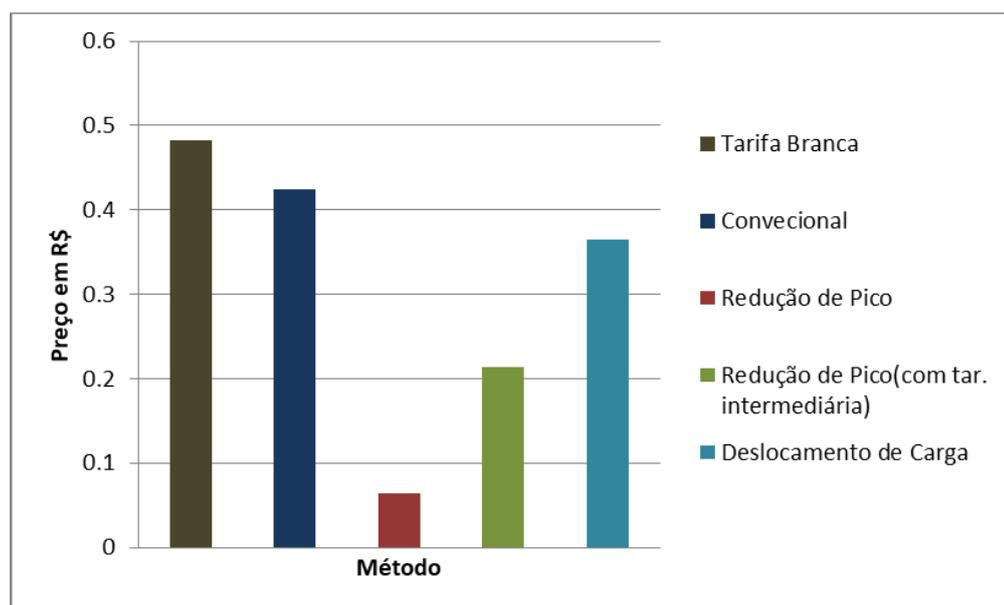
TABELA 4 – TARIFAÇÃO COPEL

Residencial	Tarifa Branca		Convencional
	Ponta	0,91974	
Intermediária	0,595690		
Fora ponta	0,43568		

FONTE: Adaptado de Copel (2019).

A partir dos valores de predição de carga a cada minuto e dos valores de tarifação de energia da Copel, foram comparados os valores de precificação para os seguintes casos: Tarifa Branca e Convencional sem utilização de nenhum método de controle, Redução de Pico, Redução de Pico com tarifa intermediária e Deslocamento de Carga. Como já esperado, a redução de pico obtém o melhor resultado nesse quesito, pois simplesmente não há gasto de energia. Vale salientar também o bom resultado com o deslocamento de carga, obtendo aproximadamente 15% de redução na tarifa. A comparação destes resultados pode ser vista no GRÁFICO 3.

GRÁFICO 3 - COMPARAÇÃO DE PREÇO COM DIFERENTES MÉTODOS



FONTE: O autor (2019).

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Apesar das dificuldades enfrentadas ao trabalhar com o desenvolvimento de um software embarcado utilizando aprendizado de máquina, pois esse tópico não é tratado durante o curso, todos os objetivos específicos e gerais definidos no início do projeto foram alcançados de forma integral. Pôde-se concluir que com a aplicação da tomada inteligente, há otimização no uso e consumo do aparelho o qual está sendo controlado.

A primeira grande dificuldade encontrada foi à definição do método a ser empregado para o aprendizado de máquina. No início foi definido um método muito complexo que poderia vir a dificultar ser embarcado no microcontrolador. Após orientação, foi definido que o método do erro quadrático poderia se encaixar bem no projeto, o que realmente pôde ser comprovado.

Outro obstáculo enfrentado foi com a leitura dos sensores. Apesar de seu baixo custo, eles mostraram erros de leitura relativamente altos e inconsistentes, principalmente o sensor de corrente, o qual se tem maior dependência. Isso acarretou atraso no cronograma.

Apesar desses pontos, os resultados puderam ser obtidos de forma coesa, mostrando melhora na utilização do aparelho controlado pela tomada inteligente. O aprendizado de máquina pôde definir se a tomada deve ser ligada ou desligada a cada minuto, auxiliado pelos métodos de gerenciamento pelo lado da demanda. Tanto o método de redução de pico quanto o de deslocamento de carga tiveram resultados positivos. O deslocamento de carga se mostra um método realmente interessante, pois se aparelho puder ser ligado em outros horários do dia gerará uma boa economia de energia.

Para trabalhos futuros sugere-se a implementação de uma interface pela internet ou através de um aplicativo para celular. Através desses meios o usuário poderá ter maior controle sobre a tomada, além de ter conhecimento sobre o consumo do aparelho.

Em relação ao algoritmo, pode se pensar uma forma de melhorar seu desempenho levando em consideração os dias da semana. Isso, pois, geralmente, se tem uma rotina diferente em cada dia da semana. Assim, poderia ser gerados dados da predição levando em consideração qual dia da semana ele se encontra.

## REFERÊNCIAS

ADVANCED MONOLITHIC SYSTEMS. 1A low dropout voltage regulator. 2007. Disponível em: <<http://www.advanced-monolithic.com/pdf/ds1117.pdf>>

ALLEGRO. Fully Integrated, Hall Effect-Based Linear Current Sensor with 2.1 kVRMS Voltage Isolation and a Low-Resistance Current Conductor. 2007. Disponível em: <<https://www.sparkfun.com/datasheets/BreakoutBoards/0712.pdf>>

BARRET, S. F.; PACK, D. J. **Microcontrollers Fundamentals for Engineers and Scientists**. 1 ed. Williston: Morgan and Clay, 2006.

BISSEY, S.; JACQUES, S.; LE BUNETEL, J. C. The Fuzzy Logic Method to Efficiently Optimize Electricity Consumption in Individual Housing. **Energies**, v.10, n. 11, out. 2017.

BOSON TREINAMENTOS. Módulo de fonte para matriz de contatos YwRobot MB102. 2017. Disponível em: <<http://www.bosontreinamentos.com.br/electronica/modulo-de-fonte-para-matriz-de-fonte-para-matriz-de-contatos-ywrobot-analise/>>

BOVOLATO, M. C.; BOVOLATO, L. F. **Sistemas de Distribuição de energia**. São Paulo: UNESP, 2010.

BRAVO, D. M. J.; DE PAZ, J. F.; VILLARUBIA, G. BAJO, J. Dealing with Demand in Electric Grids with an Adaptive Consumption Management Platform. **Hidawi**, v. 2018 mar. 2018.

BURDEN, R. L.; FAIRES, J. D. **Numerical Analysis**. 9 ed. Boston: Cengage, 2010.

BYUN, J.; PARK, S.; KANG, B.; HONG, I.; PARK, S. Design and implementation of an intelligent energy saving system based on standby power reduction for a future zero-energy home environment. **IEEE Transactions on Consumer Electronics**, v. 59, n. 3, p. 507-514, ago. 2013.

COPEL. Tarifa Branca. 2019. Disponível em: <<https://www.copel.com/hpcopel/root/nivel2.jsp?endereco=%2Fhpcopel%2Fcomercial%2Fpagcopel2.nsf%2Fdocs%2FB0CA4C8DF4B62F98832581F00058CCF9>>

COMPONENTS 101. ACS712 Current Sensor Module. 2018. Disponível em: <<https://components101.com/sensors/acs712-current-sensor-module>>

ENSSLIN, L.; ENSSLIN, S. R.; AFONSO, M. H. F.; SOUZA J. V.; Como construir conhecimento sobre o tema de pesquisa? Aplicação do processo Proknow-C na busca de literatura sobre avaliação do desenvolvimento sustentável. **RGSA**, v.5, n.2, p.47-62, mai./ago. 2011.

ESTHER, B.P.; KUMAR, K.S. A survey on residential Demand Side Management architecture, approaches, optimization models and methods. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. v. 59, p. 342-351, jun. 2016.

EXPRESSIF SYSTEMS. ESP8266EX Datasheet. 2019. Disponível em: <[https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/0aesp8266ex\\_datasheet\\_en.pdf](https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/0aesp8266ex_datasheet_en.pdf)>

GELLINGS, C. W. The concept of demand-side management for electric utilities. **IEEE**, v. 73, n. 10, p. 1468-1470, oct. 1985.

KONG, W.; DONG, Z. Y.; HILL, D. J.; LUO, F.; XU, Y. Short-term residential load forecasting based on resident behavior learning. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2018.

LEE, S. H.; YANG, C. S. An intelligent power monitoring and analysis system for distributed smart plugs sensor networks. **International Journal of Distributed Sensor Networks**, v. 13, jun. 2017.

HANDSON TECHNOLOGY. ESP8266 NodeMCU WiFi Devkit. 2017. Disponível em: <[https://www.handsontec.com/pdf\\_learn/esp8266-V10.pdf](https://www.handsontec.com/pdf_learn/esp8266-V10.pdf)>

INTERPLUS INDUSTRY. ZMPT101b. 2018. Disponível em: [http://www.interplus-industry.fr/index.php?option=com\\_content&view=article&id=52&Itemid=173&lang=en](http://www.interplus-industry.fr/index.php?option=com_content&view=article&id=52&Itemid=173&lang=en)

LIN, C. M.; CHEN, M. T. Design and implementation of a smart home energy saving system with active loading feature identification and power management. **IEEE**. pp. 739-742. Jun. 2017

RAWLINGS, J. O.; PENTULA, S.G; DICKEY, D. A. **Applied regression analysis: a research tool**. 2 ed. New York: Springer, 1998.

SEDRA, Adel S; SMITH, Kenneth C. **Microeletrônica**. 5. ed. São Paulo: Pearson / Prentice Hall, 2007.

OLIVEIRA, R. D.; VIEIRA, J. C. M. Benefícios e desafios de redes inteligentes. **Revista eletrônica de energia**, v. 2, n.1, p. 3-14, jan./dez. 2012.33

WILMHURST, T. **Designing Embedded systems with microcontrollers principles and application**. 1 ed. Londres: Elsevier, 2007.