



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
ESCOLA POLITÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL

GREGOR GAMA DE CARVALHO

**UMA PLATAFORMA PARA PREDIÇÃO DO CONSUMO
DE ENERGIA ELÉTRICA: MODELAGEM EMPÍRICA E
APLICAÇÕES EM LOJAS DE UM SHOPPING CENTER**

Salvador
2016

GREGOR GAMA DE CARVALHO

**UMA PLATAFORMA PARA PREDIÇÃO DO CONSUMO
DE ENERGIA ELÉTRICA: MODELAGEM EMPÍRICA E
APLICAÇÕES EM LOJAS DE UM SHOPPING CENTER**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Industrial.

Orientador: Robson da Silva Magalhães

Coorientador: Marcus Vinícius Americano da C. Filho

Salvador
2016

GREGOR GAMA DE CARVALHO

**UMA PLATAFORMA PARA PREDIÇÃO DO CONSUMO
DE ENERGIA ELÉTRICA: MODELAGEM EMPÍRICA E
APLICAÇÕES EM LOJAS DE UM SHOPPING CENTER**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Industrial.

Aprovada em 13 de Dezembro de 2016.

Karla Patrícia Santos Oliveira Rodrigues Esquerre _____
Doutora em Engenharia Química, Brasil, 2003;
Universidade Estadual de Campinas

Cristiano Hora de Oliveira Fontes _____
Doutor em Engenharia Química, Brasil, 2001;
Universidade Estadual de Campinas

Magno José Gomes da Silva _____
Doutor em Engenharia Mecânica, Brasil, 2014.
Universidade Federal da Paraíba

Salvador
2016

A minha avó Ionne Schwartz Gama (in memoriam), pelo incentivo nos estudos e cursos que fiz. Com certeza, estará muito feliz com essa nova conquista!

AGRADECIMENTOS

A Deus pela minha saúde, e pela possibilidade em poder estudar e aprender todos os dias. A meus filhos Miguel e Arthur, por trazerem alegria diariamente. Aos meus pais, George e Noêmia, pelos ensinamentos da vida. E a minha esposa Emilia, por compartilhar de meu esforço para a produção desse trabalho, me incentivando com carinho.

Aos Professores do PEI-UFBA, que trouxeram novos conhecimentos em suas aulas, compartilhando suas experiências na área industrial. Ao meu orientador, Robson da Silva Magalhães, pela dedicação em compartilhar novos caminhos e ensinamentos no meio acadêmico, tornando-se um parceiro e incentivador para a conclusão desse trabalho. Ao meu coorientador, Marcus Americano Vinícius da Costa Filho, pelo apoio e sugestões na melhoria desse trabalho.

Aos lojistas do Maceió Shopping, por facilitarem as instalações do *setup* experimental em suas lojas. Ao gerente de operações, Eng. Carlos Henrique de Almeida Costa, pelo incentivo e ensinamentos na área de manutenção de *Shopping Centers* (SCs). Ao eletricitista Rubens Vicente, pelo apoio nas visitas às lojas, facilitando o acesso para a instalação do *kit* de medição online de energia, desenvolvido nesse trabalho.

Ao Instituto Federal de Alagoas (IFAL), pela parceria firmada com a Universidade Federal da Bahia (UFBA), proporcionando a qualificação de um grupo de professores em Mestrado e Doutorado, elevando o nível de seus docentes.

*“Pois estou convencido de que nem morte nem vida,
nem anjos nem demônios,
nem o presente nem o futuro,
nem quaisquer poderes,
nem altura nem profundidade,
nem qualquer outra coisa na criação será capaz de nos separar
do amor de Deus que está em Cristo Jesus, nosso Senhor.”
(Bíblia Sagrada, Romanos 8:38-39)*

CARVALHO, Gregor G. **Uma Plataforma para Predição do Consumo de Energia Elétrica: Modelagem Empírica e Aplicações em Lojas de um Shopping Center.** 95 f. il. 2016. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia. Salvador, 2016.

RESUMO

Os *Shopping Centers* (SCs) são considerados grandes centros comerciais, oferecendo uma variedade de produtos e serviços aos consumidores. Cada loja torna-se uma unidade independente, sendo a responsável individual pelo seu consumo de telefonia, internet, água e gás em alguns casos, e sobretudo energia elétrica. A tarifação do consumo mensal de energia elétrica é realizada através do registro e processamento de um valor lido em um equipamento específico, chamado de **medidor de energia**. O SC compra energia elétrica de uma concessionária, e, a partir da sua subestação elétrica, distribui para todos os seus consumidores internos. A administração do SC é a responsável por realizar a medição mensal do consumo de energia, em cada loja. Com a aplicação de uma equação teórica para o cálculo de consumo elétrico, é possível calcular o consumo mensal ou parcial de energia em uma loja ou estabelecimento. A equação requer, como entradas, os valores das correntes elétricas em todas as fases que energizam um estabelecimento. Em algumas circunstâncias, essa estimativa de consumo se torna imprescindível, tais como: a falha ou a troca de medidores integralizadores, a avaliação de consumo em lojas recém-inauguradas (que não possuam medidores instalados), em casos confirmados de erros nos medidores, etc. A proposta deste trabalho é o desenvolvimento de um protótipo de medição *online* do consumo de energia. O protótipo é equipado com um Microcontrolador e embarca um *software* capaz de estimar o consumo mensal ou parcial de energia em uma loja ou estabelecimento. O *software* implementa um modelo empírico desenvolvido, baseado em uma Rede Neural Artificial (RNA), e foi projetado sob a plataforma *MATrix LABoratory* (MATLAB)[®]. O modelo desenvolvido tem como saída a previsão do consumo mensal de energia elétrica para uma loja. Os resultados são apresentados em uma interface *World Wide Web* (WWW), também criada no escopo deste projeto. A interface WWW permite que um consumidor acompanhe a estimativa do seu consumo mensal de energia, ou seja, permite, através da *internet*, o acompanhamento, em tempo real, da evolução da conta de energia de seu estabelecimento.

Palavras-chave: Consumo de Energia Elétrica. Redes Neurais Artificiais. Microcontrolador. Shopping Center.

CARVALHO, Gregor G. **A platform for predicting electric power consumption: Empirical modeling and applications in shops of a shopping mall.** XXXXXX pp. il. 2017. Master Dissertation - Postgraduate Program in Industrial Engineering (PEI), Polytechnic School, Federal University of Bahia. Salvador, 2016.

ABSTRACT

The Shopping malls are considered large shopping centers, offering a variety of products and services to consumers. Each store becomes an independent unit, being responsible for its individual consumption of telephony, internet, water and gas in some cases, and particularly electrical energy. The charging of the monthly consumption of electrical energy is conducted through the registry and processing of a value read in a specific equipment, called a power meter. The *Shopping Center* (SC) purchases electricity from an Electrical Power Concession, delivered from its electrical substation, and distributes to all its associated consumers. The Administration of the SC is responsible for the monthly measurement of energy consumption in each store. With the application of a theoretical equation for the calculation of electric consumption, it is possible to calculate the monthly or partial consumption of power in a shop or business establishment. The equation requires, as inputs, the values of electrical currents in all phases to energize an establishment. In some circumstances, this estimate of consumption becomes essential, as the following cases: failure or the exchange of accumulators meters, the evaluation of consumption in newly opened shops (which do not have meters installed), in confirmed cases of errors in meters, etc. The purpose of this work is the development of a prototype of an online meter of energy consumption. The prototype is equipped with a microcontroller and its developed software, capable to estimate the monthly or partial consumption of power in a shop or establishment. The software implements a model developed and is based on an *Artificial Neural Network* (ANN), and was designed under the *MATrix LABORatory* (MATLAB)[®] platform. The model developed has as output the prediction of the monthly consumption of electrical energy to a business establishment. The results are presented in an interface with the WWW, also created in the scope of this project. The WWW interface allows a consumer to follow on line his estimated monthly or partial consumption of energy, i.e., allows monitoring, in real time, via the internet, the evolution of the energy bill of his establishment.

Keywords: Electric Energy Measurement. Artificial Neural Network. Microcontroller. Shopping Mall.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Medidores de lâmpada-hora de Gardiner e de Fuller	24
Figura 2 – Medidor (químico) de consumo de energia de Thomas Edison	24
Figura 3 – Mecanismos do medidor eletromecânico de energia elétrica	27
Figura 4 – Exemplo de medidor analógico da Westinghouse	28
Figura 5 – Funcionamento básico de um medidor eletrônico	29
Figura 6 – Exemplo de um microcontrolador	31
Figura 7 – Exemplo de um sistema de distribuição de energia do tipo <i>Busway</i>	33
Figura 8 – Exemplo de um Gráfico de Caixa	39
Figura 9 – Exemplo de uma distribuição normal	40
Figura 10 – Exemplo de uma RNA	44
Figura 11 – Modelo de um neurônio	46
Figura 12 – Funções de transferências para Redes Neurais multicamadas	47
Figura 13 – Rede Neural Artificial com uma camada	48
Figura 14 – Estrutura para uma Rede Neural Feedforward	48
Figura 15 – Medição de corrente elétrica utilizando um alicate amperímetro	49
Figura 16 – Relação entre as três componentes da potência elétrica e o fator de potência	53
Figura 17 – <i>Boxplot</i> para o consumo de energia das 71 lojas	54
Figura 18 – Distribuição Normal para os dados sem outliers	55
Figura 19 – Distribuição Normal para os dados sem outliers	56
Figura 20 – Gráfico que define a escolha do número ideal de neurônios	57
Figura 21 – Arquitetura da RNA feedforward desenvolvida	58
Figura 22 – Gráfico comparativo entre o consumo de energia lido pelo medidor com a saída obtida pela RNA, para uma amostra de 51 lojas (conjunto G1)	61
Figura 23 – <i>Boxplot</i> para os métodos de previsão de consumo para as 10 lojas do Maceió Shopping	68
Figura 24 – Testes com circuito de recepção do sinal de corrente	70
Figura 25 – Microcontrolador Arduíno UNO	71
Figura 26 – Ambiente de programação do Arduíno IDE	72
Figura 27 – Sensor de corrente SCT013-100A	73
Figura 28 – Testes de medição com os sensores de correntes SCT013-100A	73
Figura 29 – Shield Ethernet	74
Figura 30 – Sensores de corrente e setup experimental instalado na loja 01	75
Figura 31 – Projeto da placa auxiliar	75
Figura 32 – Homepage desenvolvida - www.energiaconsumida.com	76
Figura 33 – Tela inicial com informações do consumo online de uma loja	77
Figura 34 – Base de dados da homepage	79

Figura 35 – Testes de envio de dados, na loja 01 81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Limites de queda de tensão utilizando cabos elétricos como condutores	34
Tabela 2 – Comparativo entre o consumo calculado e a leitura do medidor de energia, em 03 lojas de um Shopping Center, para o mês de Fevereiro de 2014	51
Tabela 3 – Exemplo de cargas elétricas e suas potências, para uma suposta loja X	52
Tabela 4 – Variabilidade dos dados de consumo de energia para as 71 lojas estudadas	54
Tabela 5 – Uma amostra das matrizes P e T para 02 lojas, com os dados de medição de energia do grupo G1	56
Tabela 6 – Parâmetros da Camada Oculta da RNA treinada	59
Tabela 7 – Parâmetros da Camada de Saída da RNA treinada	60
Tabela 8 – R^2 para cada variação aplicada às correntes i_1 , i_2 e i_3	62
Tabela 9 – Análise dos valores de discrepância para a escolha da coluna adotada .	63
Tabela 10 – Variabilidade dos dados de consumo mensal para 10 lojas do Maceió Shopping	67
Tabela 11 – Teste do modelo RNA com novos dados	69
Tabela 12 – Cálculo das correntes ponderadas para i_1, i_2 e i_3	80
Tabela 13 – Orçamento para a construção de um setup experimental	83
Tabela 14 – Exemplos de Medidores Eletrônicos	84
Tabela 15 – Comparação entre os modelos de previsão implementados no site desenvolvido	86
Tabela 16 – Variabilidade para a amostra de dados da loja 2	87

LISTA DE ABREVIATURAS

ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
BP	<i>Backpropagation</i>
CA	Corrente Alternada
CC	Corrente Contínua
CI	Circuito Integrado
CEM	Consumo Elétrico Mensal
DIM	Diretiva de Instrumentos de Medição
DDM	<i>Dynamic Division Method</i>
EES	<i>Electric Energy Storage</i>
GE	<i>General Electric</i>
IDE	<i>Integrated Development Environment</i>
IFAL	Instituto Federal de Alagoas
INPI	Instituto Nacional da Propriedade Industrial
MATLAB	<i>MATrix LABoratory</i>
MISO	<i>Multiple-Input Single-Output</i>
NIT	Núcleo de Inovação Tecnológica
PCI	Placa de Circuito Impresso
RNA	Rede Neural Artificial
SC	<i>Shopping Center</i>
SG	<i>Smart Grid</i>
SMr	<i>Smart Meter</i>
WWW	<i>World Wide Web</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

\bar{x}	valor médio para uma quantidade de dados observados
\bar{y}_i	média das observações
Δt	diferença de tempo entre envio de dados
$\Delta V(\%)_{(3f)}$	Queda de tensão na extremidade do trecho, em porcentagem
$\Delta V_{(3f)}$	Queda de tensão, na extremidade do trecho, em V
\hat{y}_i	valor predito para cada observação
\hat{y}_i^p	vetor de saída processado pela rede
Ψ	Conjunto de padrões para uma Rede Neural Artificial
C_e	consumo mensal de energia obtido pela equação de previsão de consumo utilizando valores de correntes
$\cos(\phi)$	Fator de potência
CV	Coefficiente de Variação
d	quantidade de dias do período avaliado
D_{abs}	Discrepância absoluta
$e(\%)$	Queda de tensão máxima admitida no trecho em porcentagem
fp	fator de potência = 0,92
h	média da quantidade de horas que a carga funciona no dia
I	Corrente de carga máxima no trecho, em A
i_m	média aritmética das três correntes medidas (i_1 , i_2 e i_3) em Amperes
I_p	Corrente nominal do circuito
i_p	cálculo da média ponderada de corrente elétrica
j	número de iterações
L	Comprimento do trecho de barramento blindado, em m
L_c	Comprimento do circuito em km
$M(i_p)$	Média aritmética das correntes ponderadas i_1, i_2 e i_3
M_e	medição de energia obtida pelo medidor
N	Número total de padrões oferecidos para o treinamento de uma Rede Neural Artificial
n	número total de observações
net_b	Vetor de <i>bíases</i> da camada oculta de uma RNA
net_{bf}	Bias do neurônio de saída de uma RNA

net_{iw}	Matriz de pesos da camada oculta de uma RNA
net_{lw}	Matriz de pesos da camada de saída de uma RNA
R	Resistência de fase, em corrente alternada, do barramento blindado, em $m\Omega/m$
R^2	Coefficiente de Determinação Múltipla
S	Desvio Padrão
S^2	Variância
S_L	Número de neurônios da camada de saída da rede
SA	Equação que efetua o processamento da camada oculta da RNA desenvolvida
SO	Equação que efetua o processamento da camada de saída da RNA desenvolvida
SQ_E	Soma Quadrática de uma Regressão
SQ_R	Soma Quadrática dos Resíduos de uma Regressão
SQ_T	Soma Quadrática Total
u^p	vetor de entrada de uma Rede Neural Artificial
V	Tensão nominal de fase a fase, em V
v	tensão elétrica trifásica medida em Volts
V_n	Tensão nominal do circuito
V_{uni}	Queda de tensão máxima unitária em V/A.km
X	Reatância de fase do barramento blindado, em $m\Omega/m$
x_{exp}	valor experimental medido
x_i	dado de uma amostra para cada iteração i
x_{ref}	valor de referência
y_d^p	vetor desejado para a saída de uma Rede Neural Artificial
$y_{i,d}^p$	vetor de saída desejada de um neurônio
y_i	valor observado para um conjunto de dados
Z	Impedância de fase do barramento blindado, em $m\Omega,m$

LISTA DE PUBLICAÇÕES

- Carvalho, G.G.; Americano da Costa, M. V.: Magalhães, R.S.; Modeling for the Measurement of Electricity Consumption based on Reading Electrical Current: a Case Study, COB-2015-1857. COBEM2015, THE 23th INTERNATIONAL CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING, Rio de Janeiro –RJ, Brazil, 2015.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	MOTIVAÇÃO E IMPORTÂNCIA	18
1.2	OBJETIVOS GERAIS	19
1.3	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	19
1.4	CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO REALIZADO	19
1.5	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	19
2	MEDIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA	21
2.1	INTRODUÇÃO	21
2.2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	23
2.2.1	Um breve histórico	23
2.2.2	Conceitos gerais	25
2.2.3	Medição de energia	26
2.2.4	Shopping Center	31
2.3	ANÁLISES ESTATÍSTICAS	37
2.3.1	Valor Médio	37
2.3.2	Variância da Amostra	38
2.3.3	Desvio Padrão da Amostra	38
2.3.4	Discrepância	38
2.3.5	Coefficiente de Variação	39
2.3.6	Gráfico de Caixa	39
2.3.7	Avaliação da Normalidade	40
2.3.8	Coefficiente de Determinação Múltipla	41
2.4	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO	42
3	MODELOS BASEADOS EM REDES NEURAS ARTIFICIAIS - PRE-VISÃO CONSUMO ENERGIA ELÉTRICA	43
3.1	INTRODUÇÃO	43
3.2	REDES NEURAS ARTIFICIAIS	43
3.2.1	Estrutura das redes neurais artificiais	44
3.2.2	Treinamento de redes neurais artificiais	44
3.2.3	O algoritmo backpropagation e a rede feedforward	45
3.3	PARTE EXPERIMENTAL	48
3.3.1	Metodologia para coleta de dados	49
3.3.2	Metodologia adotada para a tarifação de lojas	51
3.3.3	Estrutura do modelo e procedimento de estimação dos parâmetros	53
3.3.4	Avaliação da eficiência do modelo desenvolvido	60
3.4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	62

3.5	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO	63
4	APLICAÇÃO REDES NEURAS ARTIFICIAIS - PREVISÃO DO CON-	
	SUMO ON-LINE	65
4.1	INTRODUÇÃO	65
4.2	METODOLOGIA PROPOSTA	65
4.3	REDES NEURAS ARTIFICIAIS	66
4.3.1	Simulação de uma Rede Neural Artificial utilizando a internet	69
4.4	SETUP EXPERIMENTAL	70
4.4.1	Microcontrolador Arduíno	71
4.4.2	Ambiente de Desenvolvimento Integrado do Arduíno IDE	71
4.4.3	Sensor de Corrente	72
4.4.4	Shield Ethernet	73
4.4.5	Montagem do Hardware	74
4.4.6	Construção de Homepage	76
4.4.7	Comunicação Arduíno X internet	81
4.4.8	Testes de Medição do Consumo Elétrico utilizando o setup-experimental	82
4.5	AVALIAÇÃO ECONÔMICA DO PROJETO	83
4.5.1	Análise do site desenvolvido	86
4.6	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO	88
5	CONCLUSÕES E SUGESTÕES	89
5.1	COMENTÁRIOS FINAIS	89
5.2	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	90
	REFERÊNCIAS	91

1 INTRODUÇÃO

Os *Shopping Centers* (SCs) são centros comerciais que oferecem uma diversidade de serviços e produtos em um único edifício. As lojas desses empreendimentos compõem uma estrutura comercial aonde encontramos restaurantes, cinemas, áreas de lazer, boutiques, entre outros atrativos para a comunidade. Apesar da expansão do comércio eletrônico reforçada pelo uso da internet ¹, isto não substitui a necessidade da existência dos SCs. Como um hábito, muitas pessoas ainda buscam esses locais para fazer compras em lojas ou para consumir um dos serviços oferecidos ².

Cada loja torna-se uma unidade independente, sendo a responsável pelo seu consumo de telefonia, *internet*, água e gás em alguns casos e, sobretudo energia. Neste caso, o medidor de energia é o equipamento responsável por realizar a leitura dos dados de consumo de energia elétrica. A correta tarifação do consumo mensal de energia elétrica depende da calibração desse aparelho. Em 2004, foi emitida, na Europa, uma diretiva para padronizar os testes e a calibração dos medidores de energia. A Diretiva de Instrumentos de Medição (DIM) definiu os novos requisitos de desempenho e de segurança para os medidores de energia elétrica ³.

O SC compra a energia elétrica de uma concessionária e, a partir da sua subestação, distribui a energia elétrica para todos os consumidores internos. A administração do SC é a responsável por realizar a medição mensal do consumo de energia, em cada loja. A administração do SC analisa constantemente, os dados do consumo mensal de seus clientes, para evitar o desperdício de energia.

Com a aplicação de uma equação teórica para o cálculo de consumo elétrico ⁴, é possível calcular o consumo mensal ou parcial de energia em uma loja. Para calcular o consumo de energia elétrica em cada estabelecimento ou loja, a equação proposta requer, como entradas, os valores das correntes elétricas. Considerando-se um sistema trifásico, as correntes devem ser medidas em cada uma das três fases que energizam um estabelecimento. A equação também considera a média do tempo de funcionamento, em horas, para cada estabelecimento avaliado. A aplicação desse tipo de equação teórica para o cálculo de consumo elétrico caracteriza-se como um método que pode ser usado para a obtenção de uma estimativa do consumo mensal de energia em um estabelecimento. Em alguns casos, a estimativa do consumo mensal de energia torna-se imprescindível para uma tomada de decisão, tais como: a falha ou troca de medidores integralizadores, a avaliação de consumo em lojas recém-inauguradas, em casos constatados de erros de medição, entre outros.

1.1 MOTIVAÇÃO E IMPORTÂNCIA

Desde o domínio da energia elétrica, o ser humano está cada vez mais dependente desse recurso. São inúmeras as aplicações realizadas com o uso da energia elétrica, trazendo funcionalidade, automação e conforto para todos ⁵. A energia elétrica é disponibilizada nas cidades através de empresas que são capazes de distribuí-la em uma ampla região, tarifando cada consumidor ⁶. Cada unidade consumidora, ou consumidor, possui um medidor de energia. Esse equipamento permite a verificação do consumo mensal em cada unidade consumidora ³. Conhecendo-se o valor do consumo mensal de energia elétrica, é possível realizar a tarifação de um consumidor de energia. Os estudos para uma correta tarifação e o conhecimento das possibilidades de redução em uma conta de energia elétrica são muito importantes e necessários para os consumidores em geral ⁶.

Uma Rede Neural Artificial (RNA) é um sistema computacional que processa determinadas funções matemáticas. As RNAs são treinadas em relação a um conjunto de dados até aprenderem com os padrões que lhe são apresentados ⁷. Uma vez que a rede esteja treinada, novos dados poderão ser apresentados à entrada para a estimação da saída. A RNA é uma boa alternativa para a abordagem de problemas fenomenológicos complexos representando as situações reais. Para o uso de uma RNA não é necessário o conhecimento de uma estrutura prévia de um modelo, tal como em outras estruturas empíricas. É necessário apenas a seleção de um número adequado de neurônios que ofereça um bom desempenho ao modelo desenvolvido de uma RNA. Segundo Ganesan et al.⁸ os modelos de uma RNA são mais precisos e eficientes para lidar com uma relação não linear de dados. Para este trabalho, foi adotado o uso da ferramenta de RNAs, visto que os dados de consumo mensal de energia para as lojas, quando agrupados em um único conjunto, possuem uma alta variabilidade devido a variação nos portes das lojas. Os dados adquiridos para o treinamento da RNA proposta nesse trabalho, são dados de consumo mensal de energia elétrica, de diferentes lojas de um SC.

O uso de uma equação teórica para o cálculo do consumo elétrico e o desenvolvimento de um algoritmo preditor permitem a criação de uma nova ferramenta capaz de estimar o consumo mensal de energia em um estabelecimento. Para estimar o consumo de energia elétrica, o modelo requer apenas os valores das 3 correntes elétricas instantâneas. O uso da equação teórica para o cálculo do consumo elétrico requer o conhecimento de mais parâmetros, tais como: o fator de potência, a tensão elétrica nominal, e a média do tempo de funcionamento do estabelecimento. A correta tarifação do consumo de energia de um consumidor é fundamental, pois, havendo um erro de medição, uma das partes (fornecedor ou consumidor) deverá assumir um prejuízo.

1.2 OBJETIVOS GERAIS

O objetivo desse trabalho é propor, desenvolver e aplicar um modelo computacional que estime o consumo mensal de energia em lojas de um SC. Propõe-se automatizar o processo de medição de energia e publicar, através da *internet*, os resultados obtidos pelo modelo. A aplicação será consolidada com o desenvolvimento de um protótipo que, por meio de um microcontrolador, realize a medição dos valores das correntes elétricas. Os valores das correntes elétricas são dados necessários para a entrada do modelo. O modelo proposto é baseado em uma RNA.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar um estudo de caso com dados de consumo mensal de energia elétrica de lojas de um SC;
- Desenvolver um modelo baseado em uma RNA para a predição do consumo mensal;
- Elaborar um protótipo utilizando um microcontrolador, que avalie o consumo mensal de energia elétrica de uma loja qualquer de um SC;
- Instalar o *setup* experimental em 3 lojas de um SC;
- Programar um *site* específico para este trabalho;
- Implementar no *site* o modelo empírico desenvolvido;
- Disponibilizar *online*, o consumo parcial/mensal de energia elétrica, através do *site* desenvolvido.

1.4 CONTRIBUIÇÕES DO TRABALHO REALIZADO

A contribuição desse trabalho é, através do uso de uma RNA, a proposição e o desenvolvimento de um modelo de baixa complexidade que, de forma inovadora, simule o consumo mensal de energia elétrica de uma loja de um SC. Previsto pelo modelo, o valor de consumo mensal e parcial de energia elétrica é disponibilizado ao gestor do empreendimento mediante uma conexão com a *internet* (estabelecendo-se *login* e senha). Com essa informação, o gestor pode realizar um controle da eficiência energética em suas instalações e acompanhar a previsão para a sua conta de energia.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica sobre as formas de medição de energia. São apresentadas as técnicas atuais aplicadas para a medição de energia em grandes

instalações comerciais. É descrita a estrutura e a matriz energética padrão aplicada a um empreendimento do porte de um SC. Como elementos da estrutura, descreve-se desde a construção da subestação, até a forma como se faz a distribuição e tarifação da energia elétrica para todas as lojas.

No Capítulo 3 é apresentado um estudo sobre as RNAs. Nesse capítulo aborda-se o conhecimento das diversas estruturas e parâmetros possíveis para cada tipo de rede. É descrito o algoritmo “*backpropagation*”, assim como a topologia de uma rede “*feedforward*”. É adotado o *software* MATLAB® para realizar as programações e os testes dos algoritmos propostos. É abordada a parte experimental, e a forma de organização dos dados coletados em um estudo de caso sobre medição do consumo mensal de energia elétrica, realizado no Arapiraca Garden Shopping. São apresentados os dados do Consumo Elétrico Mensal (CEM) de diversas lojas nos primeiros meses de funcionamento do SC. Os dados são utilizados para o treinamento de um modelo baseado em RNAs, capaz de prever o consumo mensal de energia elétrica de uma loja qualquer.

O Capítulo 4 apresenta dados de CEM, advindos de um outro SC. É realizado um treinamento de uma nova RNA, o que permite realizar comparações entre as RNAs criadas neste trabalho. Esse capítulo descreve a montagem de um protótipo para a medição do consumo de energia elétrica. O protótipo proposto utiliza um microcontrolador Arduíno. Esse capítulo descreve a forma como o protótipo realiza a leitura dos valores das 3 correntes elétricas que alimentam uma loja do SC. Os dados lidos pelo microcontrolador são enviados para uma *homepage*. Com o uso de um módulo auxiliar *shield ethernet*, o Arduíno é capaz de realizar a comunicação com a *homepage*, enviando os dados necessários para este *site*. Através da *internet*, é possível verificar a previsão do consumo mensal de energia de uma loja.

Essa dissertação é encerrada no Capítulo 5 com as conclusões finais e a sugestão de novas aplicações para o desenvolvimento de futuros trabalhos.

2 MEDIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Há décadas, pesquisadores desenvolvem estudos na área da eficiência energética, associando-os ao aumento da demanda de geração de eletricidade. As empresas vêm relacionando a medição do consumo de energia elétrica com a eficiência energética, e com as novas formas de produção de energia ⁹.

Existem diversos tipos de medidores de energia instalados entre os consumidores de energia elétrica em todo o mundo. E esse dispositivo, seja ele analógico ou digital, está suscetível a ocorrência de algum tipo de defeito, prejudicando a realização da medição, em algum momento. Nesse capítulo, os principais conceitos e aplicações sobre a medição de energia elétrica serão demonstrados, assim como a contextualização da estrutura elétrica e comercial dos SCs.

2.1 INTRODUÇÃO

A estrutura atual do sistema de distribuição elétrica é caracterizada por um modelo arcaico, que possui problemas no gerenciamento das cargas e na qualidade da energia entregue ao consumidor ¹⁰. Os governantes e a sociedade vêm percebendo a necessidade de promover um consumo sustentável, com o objetivo de preservar os recursos naturais para as futuras gerações. Isso ocasiona um constante aumento no uso das fontes renováveis de energia ^{11, 12}.

É necessário que os estudos sobre o setor elétrico sejam constantes, para que atendam as crescentes demandas no consumo de energia. Em 2003, o Brasil enfrentou uma séria crise no setor energético, interrompendo, em algumas regiões, a distribuição de energia por até 2 dias. Isto ocasionou grandes prejuízos para a população e para os empresários. Fatos como esse reforçam a necessidade de darmos a nossa atenção para os novos meios de geração de energia ¹³.

Mesmo com a expansão do uso das fontes renováveis de energia em todo o mundo, na implementação desses processos, os custos elevados permanecem como uma desvantagem ¹⁴. Para a implementação desses processos, é necessário o conhecimento e estudos das condições climáticas do local escolhido, já que existe uma relação direta entre o uso da energia renovável e os fatores climáticos de uma região. De acordo com Samet ¹⁵, a integração de um sistema de distribuição de energia, abastecido com a produção proveniente de diferentes fontes renováveis de energia, pode ocasionar diversos problemas na qualidade da energia, como por exemplo: harmônicos e oscilações na rede. Rashid e Batarseh ¹⁶ reforçam que os engenheiros devem encontrar novas maneiras para produzir energia, tornando os sistemas existentes mais eficientes.

Nos países mais desenvolvidos, há uma predominância no uso da geração de energia renová-

vel, resultando em uma maior quantidade de investimentos nas tecnologias para a medição de energia. Isso garante qualidade no processo de faturamento sobre os consumidores residenciais, comerciais e industriais. O procedimento de medição e tarifação é realizado por dispositivos digitais equipados com sistemas de comunicação que permitem a totalização automática do valor mensal da energia consumida. Essa automatização no sistema de medição permite o informe do consumo mensal diretamente para a empresa concessionária de energia, dispensando o processo de leitura manual ¹⁷.

A evolução da eletrônica trouxe grandes avanços aos medidores de energia. Os medidores de energia analógicos apenas totalizavam o consumo mensal. Os medidores inteligentes são medidores eletrônicos compostos por dispositivos microcontrolados, e são programados para realizar o processamento das grandezas elétricas obtidas através de sensores específicos. Esses medidores além de realizar a medição do consumo de energia elétrica, possuem outras funcionalidades adicionais, tais como: monitoramento remoto do consumidor, leitura automática de consumo, conexão e desconexão remota, faturamento automático e auditoria de energia ¹⁸. Os medidores inteligentes se conectam à concessionária de energia, e transmitem, várias vezes por dia, as informações sobre o uso da energia elétrica pelo consumidor. Isso melhora a análise feita pela companhia elétrica, caracterizando-se com mais detalhes o perfil dos consumidores. Como resultado, têm-se uma melhor gestão da oferta e da demanda de energia elétrica ^{13, 12}. Para um futuro próximo, espera-se que mais consumidores de energia elétrica possuam um medidor inteligente em suas instalações, incentivando mais estudos para o desenvolvimento de novas tecnologias nas áreas de automação residencial e industrial.

Os medidores inteligentes permitem aos usuários o acompanhamento online do consumo de energia. Conhecendo-se um perfil de consumo, torna-se mais fácil a implementação de planos de eficiência energética. É necessário o uso desses medidores para a criação das redes inteligentes de energia, conhecidas por *Smart Grids* (SGs) ¹³. Essas redes permitem a interação entre o uso da energia proveniente da concessionária, e a energia gerada através de uma fonte própria renovável. Essas redes se caracterizam pelo duplo sentido no fluxo de energia elétrica, permitindo, inclusive, a venda do excesso da energia gerada pelos consumidores ¹⁰.

Com a adoção das novas fontes renováveis de energia, os sistemas de distribuição de energia têm passado por uma grande transformação ¹⁹. Essa nova configuração traz uma maior competitividade aos mercados de energia elétrica. O uso das fontes renováveis de energia é uma das soluções para a redução da nossa dependência da energia gerada por usinas de combustíveis fósseis ²⁰. A tecnologia de armazenamento de energia elétrica, também conhecida como *Electric Energy Storage* (EES), é considerada como uma possível solução para melhorar o fornecimento da eletricidade. Essa tecnologia pode reduzir os elevados preços cobrados no consumo realizado durante os horários de pico. O EES consiste na

geração de energia a partir de recursos naturais que podem ser armazenados, como por exemplo: uma quantidade de água represada em uma altitude elevada de um terreno, em uma determinada região. Uma hidroelétrica pode utilizar essa água para a geração de eletricidade, canalizando a passagem da água em queda para movimentar o eixo dos seus geradores. A energia armazenada pode ser convertida em energia elétrica, sempre que necessário, como os horários de pico ou períodos críticos de consumo ²⁰.

2.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Um medidor de energia elétrica é um equipamento capaz de medir os valores de corrente e tensão que alimentam um consumidor de energia elétrica ⁹. Esses instrumentos são integradores, ou seja, somam a potência consumida ao longo do tempo ⁴. A unidade utilizada para medir o consumo de energia elétrica é o **quilowatt-hora** (kWh).

Os medidores encontram-se divididos em duas categorias básicas: medidores analógicos e medidores digitais. Ambos realizam a medição do consumo de energia através da totalização da potência consumida em um circuito. É de vital importância o bom funcionamento desse equipamento, garantindo-se a correta tarifação de um consumidor.

A medição de energia elétrica surgiu de uma necessidade de uma cobrança apropriada de um determinado consumo desse recurso. Vários cientistas contribuíram para o aperfeiçoamento do dispositivo de medição de energia elétrica.

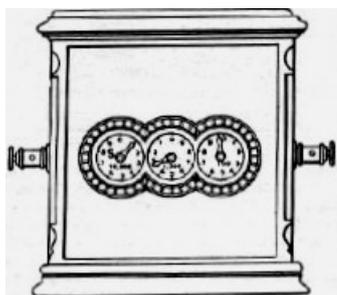
2.2.1 Um breve histórico

No início do século dezenove, a energia elétrica era utilizada apenas para a telefonia. Os primeiros testes para medir energia elétrica foram realizados em um circuito de lâmpadas alimentadas em série. Conhecendo-se os valores de tensão aplicados a um circuito, e a potência das lâmpadas ligadas nesse circuito, foi possível a previsão do consumo realizado em um certo período de tempo (expresso em lâmpada-horas).

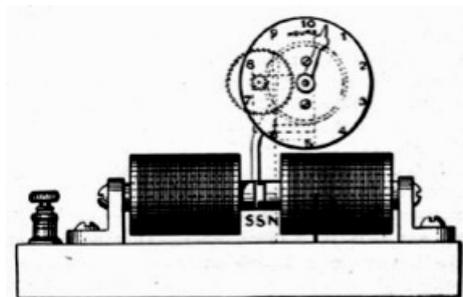
A primeira patente registrada para um contador de energia foi de Gardiner²¹. Seu equipamento possuía uma lâmpada com um contador de Corrente Contínua (CC), controlado por um relógio, que através de um eletroímã, iniciava e parava o mecanismo ²². A Figura 1 (a) mostra o medidor de Gardiner²¹. Após alguns anos, Fuller²³ patenteou um medidor para Corrente Alternada (CA), utilizando um relógio contador de lâmpada em CA, mostrado na Figura 1 (b).

Thomas Edison fundou a primeira companhia elétrica em 1882. Para a medição do consumo de energia dos clientes, no início das atividades de sua empresa, foram utilizados os medidores do tipo lâmpada, similares aos mostrados na Figura 1. Ao perceber a ineficiência desses dispositivos, Edison desenvolveu um contador químico que totalizava as

Figura 1 – Medidores de lâmpada-hora de Gardiner e de Fuller



(a) Gardiner

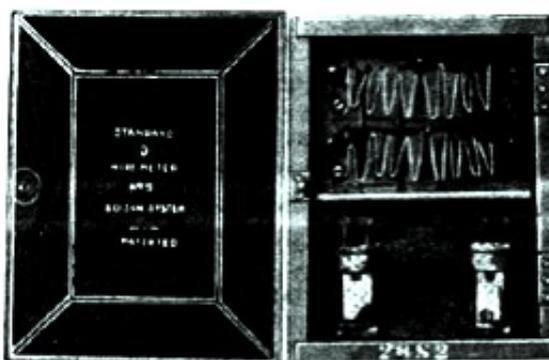


(b) Fuller

Fonte: Pinchemel²²

suas medidas em Amperes-hora (Figura 2). Esse novo equipamento possuía duas chapas de zinco ligadas ao circuito do cliente. Mensalmente, os técnicos pesavam as chapas corroídas, e através da diferença dos valores obtidos dos pesos nos dois meses (atual e anterior), realizavam a tarifação de cada cliente. O método apresentou muitos erros, o que incentivou a criação de novos dispositivos de medição ²².

Figura 2 – Medidor (químico) de consumo de energia de Thomas Edison

Fonte: Pinchemel²²

Em 1888, um medidor totalizador em amperes-hora foi criado pela Westinghouse, sendo destinado para o uso em CA. Esse medidor foi proposto por O.B. Shallenberger e o seu assistente ²⁴. Em poucos meses, esse instrumento estava disponível para venda no mercado. Ao longo de 10 anos, vendeu-se mais de 120.000 unidades desse medidor. Em algumas companhias de distribuição de energia da época, ele foi adotado como um padrão.

Em 1892, um pesquisador chamado Duncan desenvolveu o primeiro medidor a indução de watts-hora, composto por um único disco ²². Esse modelo não entrou em linha de produção.

Já em 1894, o funcionamento de motores passou a usar o princípio da CA. Tendo em

vista o baixo fator de potência dos motores e os níveis de tensão aplicados, os medidores existentes passaram a apresentar problemas no processo de medição. Diversos pesquisadores trabalharam para a construção de um novo medidor, capaz de resolver esses problemas. Shallenberger encontrou uma solução, entretanto o novo medidor pesava aproximadamente 18 kg, se tornando um dos mais pesados e mais caros da época ²⁴. Buscando uma nova solução, os engenheiros H.P. Davis e Frank Conrad desenvolveram, em 1897, um medidor de energia mais leve e menor, pesando apenas 12 kg. Esse medidor tornou-se o mais barato e popular para a época ²⁵.

Os primeiros medidores contadores polifásicos foram introduzidos pela *General Electric* (GE) em 1899. Esse projeto foi aprimorado por um engenheiro da Westinghouse, Paul McGahan. McGahan teve a ideia de instalar dois medidores monofásicos com um eixo e registrador em comum. Durante décadas, o projeto obteve sucesso, e foi adotado por vários fabricantes. Até o ano de 1969, esse medidor foi construído em diversas formas ^{24, 25}.

Na década de 1970, com a evolução dos dispositivos eletrônicos, surgiram os primeiros equipamentos de medição baseados na eletrônica. Em 1980, alguns modelos de medidores eletromecânicos começaram a ser comercializados, contendo registradores digitais. Na década de 1990, surgiram os primeiros medidores de energia totalmente digitais, ou seja, sem dispositivos mecânicos em sua montagem. Os novos medidores apresentaram algumas funções de leituras instantâneas dos dados no próprio medidor. As leituras podiam ser realizadas através de uma pequena tela, ou *display* ^{25, 26}. São exemplos de parâmetros de medição que podiam ser lidos de forma instantânea: a tensão elétrica, a corrente elétrica, a potência elétrica, e o fator de potência. Esses medidores permitiam o cálculo de parâmetros de faturamento de consumo de energia, tais como: o consumo total em quilowatt-hora (kWh), o consumo reativo (kVARh), e a demanda máxima de consumo e perfil de carga ²⁷. O mercado aprovou os novos medidores digitais. Os fabricantes iniciaram a produção em massa desses dispositivos, modernizando o conceito em medição de energia.

Atualmente, Landis + Gyr, GE, Itron, e Elster são considerados os quatro maiores fabricantes de medidores de energia elétrica ¹⁶. Estas empresas são especialistas na produção de medidores do tipo digitais; entretanto, ainda fornecem uma pequena quantidade de produtos eletromecânicos.

2.2.2 Conceitos gerais

Com o crescimento das grandes cidades, a evolução dos medidores de energia tornou-se fundamental para o processo de medição. No Brasil, as empresas concessionárias vêm realizando a troca dos antigos medidores analógicos pelos novos medidores digitais. Isso melhora o processo de tarifação, já que a coleta dos dados passa a ser realizada através de dispositivos digitais, diminuindo a possibilidades de adulteração da medição do consumo

de energia.

A tendência futura para os sistemas de distribuição de energia elétrica é a implantação de redes inteligentes, também conhecidas como SGs. A implantação dessa tecnologia exige um alto investimento com a compra de equipamentos e a implementação das conexões das redes. Em países subdesenvolvidos, a dificuldade para implantação das SGs é ainda maior, já que existem prioridades com as questões sociais. Dessa forma, resta aos empresários locais e consumidores residenciais investir com recursos próprios, sem a expectativa de uma contra-partida do governo.

2.2.3 Medição de energia

A energia elétrica normalmente comercializada é do tipo alternada. Os sistemas de energia alternada podem ser do tipo monofásico ou polifásico. Entre os sistemas polifásicos, a ligação trifásica é a mais usada ¹⁶.

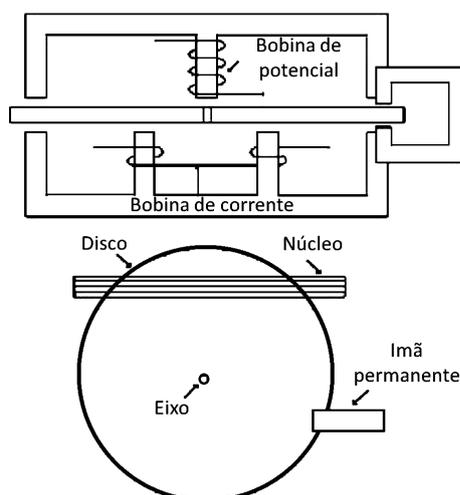
Os medidores de energia analógico têm o seu funcionamento baseado em princípios eletromecânicos. Para a medição do consumo de energia elétrica, ao se considerar um comportamento senoidal para a tensão de alimentação, esses dispositivos oferecem uma margem de erro aceitável ¹⁷. Na medição do consumo de energia, a faixa de erro foi reduzida através do uso dos medidores eletrônicos ou digitais. Os medidores digitais possuem algoritmos implementados em sua memória interna, permitindo a realização de diversos cálculos na medição e o registro do consumo de energia ativa ou de energia reativa. Melo²⁶ afirma que os algoritmos, implementados nos medidores digitais, são baseados no processamento de sinais senoidais, semelhante aos medidores analógicos. Todavia Lisita et al.²⁸ reforçam a necessidade de mais estudos sobre a precisão dos medidores de energia. As distorções na forma de onda, causadas pelo aumento do uso de equipamentos eletroeletrônicos, têm tornado as cargas não-lineares. Em consequência disso, os medidores passaram a apresentar erros em suas medições, já que eles foram projetados para o trabalho sobre uma forma de onda senoidal pura, tanto para a tensão, como para a corrente elétrica. Utilizando-se os equipamentos de medição disponíveis no mercado, é realizada a medição do consumo de energia elétrica em um consumidor. Utilizando-se os dispositivos microcontroladores, e por meio de circuitos eletrônicos, também é possível realizar leitura de um consumo mensal. Para a estimativa de um valor que represente o consumo mensal de energia elétrica, pode-se utilizar um modelo matemático, de estrutura simples, como o proposto por Creder⁴.

a) Medidores analógicos de energia

Os medidores analógicos, ou medidores eletromecânicos de indução, possuem em sua estrutura, um disco de alumínio fixado sobre duas bobinas. Através do princípio da

indução magnética, as bobinas produzem um campo magnético, capaz de induzir uma corrente elétrica no disco. Para o surgimento de uma corrente induzida, as bobinas são montadas de maneira que, a primeira bobina é destinada à medição da tensão elétrica, e possui sua ligação elétrica, em paralelo com a carga. A segunda bobina é ligada em série com a carga, e, dessa forma, realiza a leitura da corrente total do circuito. Assim, o disco do medidor receberá a influência magnética das duas bobinas, onde, por definição, o produto entre a **corrente elétrica** e a **tensão elétrica** resulta na **potência elétrica** total consumida pela carga ⁴. O disco faz conexão com diversas engrenagens, que, por sua vez, realizam o movimento de diversos mostradores, que registram o número total de voltas que o disco realiza. A depender da quantidade de horas e dias de consumo, será registrado a quantidade de energia consumida no período observado. A unidade de consumo de energia elétrica é o quilowatt-hora kWh ^{17, 4, 22}.

Figura 3 – Mecanismos do medidor eletromecânico de energia elétrica



Fonte: Pinchemel²²

Na ausência de consumo (corrente induzida igual a zero), o medidor analógico possui um ímã capaz de parar o disco. A Figura 3 mostra as partes básicas de um medidor analógico de energia.

Os medidores analógicos possuem uma característica em comum, apresentando uma incerteza nos valores de medição, geralmente na faixa de 2% ¹⁷. Pelo seu baixo custo e sua maior disponibilidade no mercado, o medidor analógico ainda é o mais usado pelas concessionárias para a medição do consumo de energia no setor residencial ²². A Figura 4 mostra um exemplo de um medidor analógico, fabricado pela Westinghouse Electric Corporation.

Quando são comparados aos medidores digitais, os medidores analógicos de energia apresentam algumas limitações. Uma das limitações é a presença de dispositivos indutivos em sua montagem, como por exemplo as bobinas. O possível surgimento de

Figura 4 – Exemplo de medidor analógico da Westinghouse



Fonte: Pinchemel²²

CCs induzidas no disco prejudica a eficiência da medição. As CCs induzidas perturbam os fluxos magnéticos produzidos pelas CAs que passam pelo medidor em função do consumo. A medição de um valor baixo de potência implica em pouca força magnética gerada para rotacionar o disco. Isso se caracteriza como uma desvantagem desse instrumento, aumentando a possibilidade de erros na medição, já que existe atrito no conjunto mecânico composto pelo disco e engrenagens. Esse medidor não é indicado para ambientes sujeitos às vibrações mecânicas, já que são sensíveis a essas ocorrências^{22, 4}.

b) **Medidores digitais de energia**

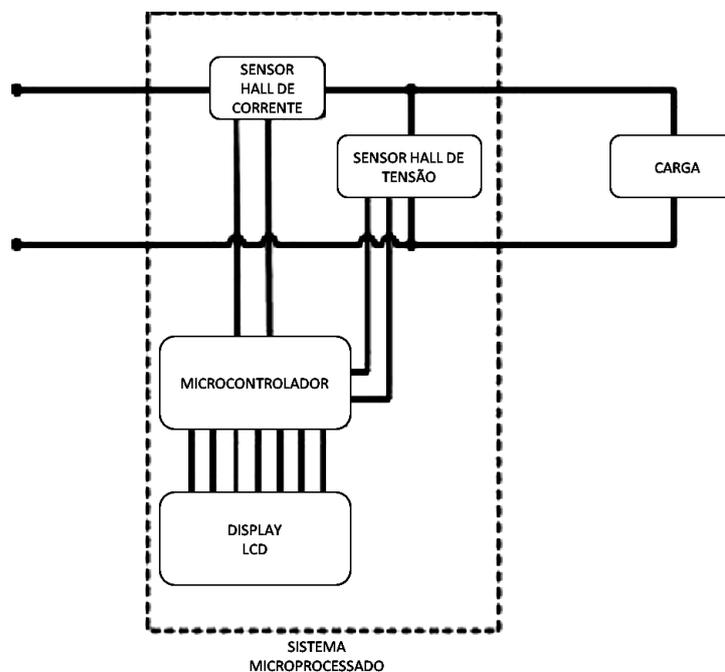
Quando são comparados aos medidores analógicos, os medidores digitais de energia oferecem uma melhor precisão na leitura durante o processo de medição. Alguns medidores eletrônicos são compostos de dispositivos analógicos, também conhecidos por medidores eletromecânicos. Estes dispositivos funcionam analogamente aos medidores analógicos, porém, o disco de alumínio se apresenta magneticamente suspenso. Dessa forma, as bobinas de corrente e de tensão elétrica induzidas produzirão, no disco, as forças que o farão girar²².

Para os medidores totalmente digitais, a medição da corrente elétrica é realizada de forma indireta. Existem, instalados nesse medidor, transformadores de corrente e transformadores de tensão, obtendo-se a leitura indireta (sem o contato elétrico) dessas grandezas. A tensão elétrica também pode ser medida através de circuitos divisores resistivos de alta impedância. A faixa de erro de medição dos medidores digitais encontra-se entre 0,5% e 1%¹⁷. É possível obtermos uma menor faixa de erro devido a ausência das limitações mecânicas no processo de medição, e com a aplicação de sensores de alta precisão²².

Os medidores eletrônicos mais modernos são microprocessados. As leituras da corrente e da tensão elétrica são realizadas por conversores análogo-digitais. Essas leituras são

convertidas em informações numéricas e digitais. Essas informações são processadas matematicamente, disponibilizando-se os resultados com os dados do sistema elétrico, tais como: a energia ativa, a energia reativa e o fator de potência ¹⁷. A Figura 5 demonstra o funcionamento básico de um medidor eletrônico.

Figura 5 – Funcionamento básico de um medidor eletrônico



Fonte: Pinchemel²²

Segundo Melo; Paulino; Pinchemel^{26, 17, 22}, os medidores eletrônicos mais conhecidos são os dos fabricantes: Schlumberger e Elster (produzidos na Alemanha), Actaris (produzidos na França), Shenzhen Star e Hang Zhou Hualong (produzidos na China). Algumas empresas no Brasil se destacam na produção desse tipo de medidor de energia. São elas: Minulight Eletrônica LTDA, IMS, Nansen S/A Instrumentos de Precisão, Tecno Service e a Kron medidores.

Na última década, foi criada uma nova geração de medidores eletrônicos inteligentes, revolucionando o mercado de energia elétrica. Os novos medidores são conhecidos mundialmente por *Smart Meter* (SMr). Os novos medidores são conectados a uma rede de computadores, que é controlada pela concessionária, sendo capazes de ligar/desligar um consumidor, coletar informações em tempo real, além de fornecer, com maior precisão, a leitura da medição. Nesse dispositivo existem oito blocos de computação para realizar os cálculos básicos. Essa inovação permite uma comunicação de alta velocidade, possibilitando a criação de uma rede com infra-estrutura dinâmica e interativa entre os milhões de equipamentos ^{27, 29}.

c) Previsão de consumo pela medição de corrente

Para realizar uma previsão do consumo mensal de energia, é necessário o conhecimento dos valores das variáveis elétricas envolvidas no processo. Esse cálculo da previsão considera a média aritmética das correntes elétricas (Equação 2.2), em um sistema trifásico. A Equação 2.1 calcula a previsão do consumo de energia, considerando-se uma carga constante, em operação contínua e em um período avaliado¹⁷. Para alguns consumidores, não é aconselhável o uso desse método, especificamente para o consumidor que tem o seu perfil de consumo definido pela variação das cargas ao longo do dia. Uma alternativa para o cálculo da previsão de consumo, está em realizar uma média dos valores obtidos para as correntes elétricas ao longo do período avaliado. Creder⁴ define a equação de consumo de energia como sendo:

$$C_e = \frac{v \cdot i_m \cdot fp \cdot \sqrt{3} \cdot d \cdot h}{1000}, \quad (2.1)$$

onde i_m é dado por:

$$i_m = \frac{i_1 + i_2 + i_3}{3}, \quad (2.2)$$

sendo v a tensão elétrica trifásica medida em Volts (V), i_m a média aritmética das três correntes medidas (i_1 , i_2 e i_3) em Amperes (A), fp o fator de potência (kWh), d a quantidade de dias no período avaliado e h a média das horas em que a carga operou durante o dia. No Brasil, é adotado o valor padrão do fator de potência fp de 0,92.

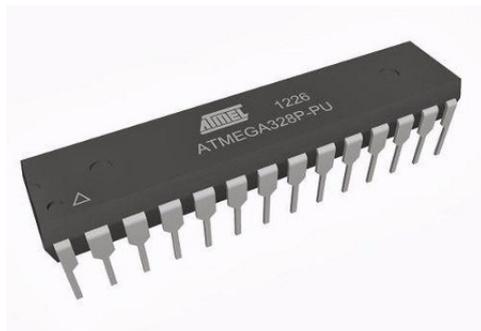
Outros modelos também podem realizar a previsão do consumo mensal de energia elétrica. O Capítulo 3 apresenta o desenvolvimento de um modelo baseado em uma RNA, e que será aplicado nesse trabalho. O modelo desenvolvido é capaz de realizar uma previsão de consumo mensal de energia, com base nos valores das correntes elétricas obtidas, para cada loja, no SC estudado.

d) Uso do microcontrolador como dispositivo de medição

O microcontrolador é um dispositivo eletrônico reprogramável. Possui as características de um computador, agregando todas as funções em um único chip. Estudantes e profissionais da engenharia fazem o uso desse dispositivo para projetos de automação e aplicações eletrônicas embarcadas. A Figura 6 mostra um exemplo de um chip microcontrolador, modelo ATMEGA328, de 28 pinos.

Com a ligação de sensores de corrente e tensão elétrica, o microcontrolador recebe os dados necessários para a leitura do consumo de energia. Esses dados podem ser disponibilizados *online*, com o uso do software de programação, ou em um *display*

Figura 6 – Exemplo de um microcontrolador



Fonte: VINITRÔNICA³⁰

conectado ao microcontrolador. Existe ainda a possibilidade de envio dessas informações para um site específico. Esse, por sua vez, mostra, em um ambiente *Web* ajustado, os dados que foram recebidos. A vantagem no uso de um *site* esta na maior quantidade de recursos visuais utilizados para a manipulação dos dados.

Para os consumidores industriais, a automação no processo de medição de energia é uma necessidade. Esses clientes possuem em seu perfil as características de um grande consumidor de energia, justificando-se os investimentos com as novas tecnologias. De forma geral, os investimentos com a instalação de novas tecnologias proporcionam uma economia de energia, o que proporciona o retorno, em um determinado período de tempo, do investimento realizado¹⁷.

A vantagem na realização de estudos e na montagem de um protótipo de um medidor de energia, esta na possibilidade de sua programação para uma aplicação específica. Os microcontroladores atuais possuem um custo acessível para o desenvolvimento de qualquer projeto. Pode-se utilizar diversos recursos de programações que estão disponíveis em um único microcontrolador, realizando-se tarefas simultâneas ao processo de medição. Pode-se utilizar um microcontrolador em pequenas automações, no controle de um portão eletrônico, no controle da iluminação de um ambiente, em alarmes, etc. Existem diversos módulos que, quando acoplados a um microcontrolador, ampliam as possibilidades de conexões. Como exemplo, nós temos a conexão sem fio entre um microcontrolador e diversos sensores. Um módulo *ZigBee* permite que seja feita uma conexão entre um microcontrolador e um sensor qualquer de medição, sem a presença de fios³¹.

2.2.4 Shopping Center

Um SC é um edifício comercial, composto por lojas que ofertam serviços a seus clientes. Quando comparados aos consumidores residenciais, os SCs possuem um alto consumo de energia. Entre todos os equipamentos e as cargas instaladas em um SC, os equipamentos

de refrigeração são os que mais consomem eletricidade ³². De acordo com Rebollo et al. ³³, o objetivo primordial dos gestores comerciais deve ser o de realizar a gestão da eficiência energética nas instalações dos SCs. Segundo Canbay, Hepbasli e Gokcen ³², nos países desenvolvidos, o consumo de energia elétrica em edifícios comerciais é de 30 a 40 % do consumo total de energia elétrica.

Nas regiões subtropicais e tropicais do planeta, recentes auditorias energéticas em SCs confirmaram que o setor de refrigeração é o maior consumidor de energia elétrica, sendo o responsável por até 60 % do consumo total de eletricidade de um edifício. Esses dados variam de acordo com a época e a estação do ano, sendo o verão o período mais crítico para o consumo na refrigeração de ambientes ³⁴.

De acordo com Rebollo et al. ³³, algumas cidades turísticas do litoral Espanhol têm sofrido a falta de energia em alguns horários do dia. Estudos, realizados pela concessionária local de distribuição de energia elétrica, confirmaram que o fato ocorre devido à grande demanda de energia dos sistemas de ar condicionado, em horários de pico. Uma das alternativas para reduzir o consumo do setor de refrigeração, está na melhoria da eficiência desses sistemas e das máquinas de ar condicionado ³².

Um SC possui uma organização interna para a distribuição de energia entre os seus consumidores. O SC é o responsável pelo controle da qualidade desse serviço, assim como pela sua tarifação.

a) **Estrutura Elétrica de um Shopping Center**

Na construção de um edifício comercial, são necessários vários projetos para a execução de sua obra, tais como: projeto civil, projeto hidráulico, projeto elétrico, etc. Inicialmente, é realizada a construção da estrutura física, tal como a construção dos subsolos, paredes, pisos, lages e telhados. Na segunda etapa, têm-se a execução das instalações elétricas, hidráulicas e sistemas de proteção contra incêndio e ar condicionado. Por último, são realizados os acabamentos finais, as instalação de esquadrias, vidros e pintura geral de todos os ambientes.

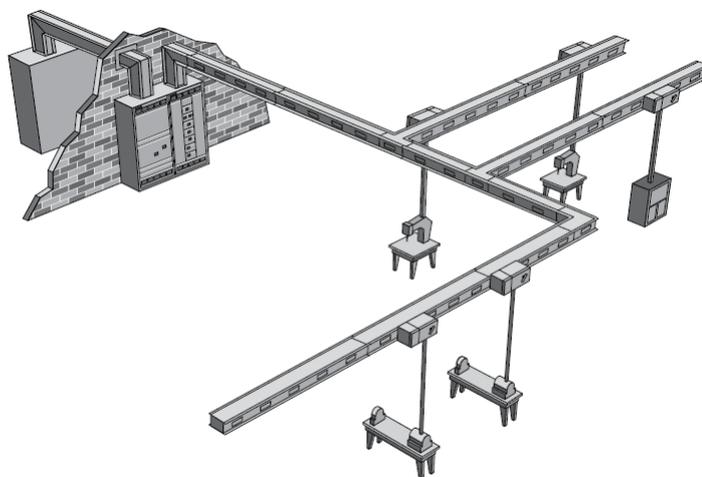
A subestação elétrica é o local determinado para a instalação dos transformadores, dos disjuntores gerais, das chaves de alta tensão, dos bancos de capacitores e dos quadros de medição. Para o dimensionamento de uma subestação elétrica e de seus componentes, é necessário o conhecimento da carga total do edifício. Essa informação determina a potência nominal dos transformadores, assim como o dimensionamento dos sistemas de proteção.

Os edifícios comerciais geralmente possuem sistemas geradores de energia em suas instalações. Esses geradores podem ser dimensionados para dois tipos básicos de uso. Em edifícios residenciais, os geradores são dimensionados para suportar apenas a

ligação de elevadores e iluminação de alguns ambientes de livre acesso. Porém, em SCs, os geradores de energia são projetados para suportar uma carga elétrica maior, incluindo-se os setores de iluminação externa, interna, a administração do condomínio, os elevadores, e o setor de refrigeração. No caso de falta da energia fornecida pela concessionária, as lojas de pequeno porte não são alimentadas pelo gerador do SC. Caso desejam manter o seu sistema operando com a falta de energia, as lojas precisam ter os seus próprios geradores.

Devido ao grande tamanho das edificações comerciais, torna-se necessária a instalação de um sistema interno, de alta potência, para a distribuição de energia elétrica. Em lojas âncoras, também conhecidas como “mega lojas”, a entrega do ponto de alimentação de energia elétrica é realizada através de cabos. Porém, a distribuição de energia para as pequenas lojas é feita através de um sistema de barramentos blindados de cobre ou alumínio, como por exemplo, na Figura 7. Esses sistemas são protegidos por uma carcaça aterrada. Esse sistema de barras é projetado para transmitir e distribuir correntes elétricas elevadas, com valores de até 6000 A³⁵. Esse sistema é composto por cinco barras, sendo elas respectivamente as três fases (R,S e T), o neutro e o aterramento do sistema. Esse sistema de barras blindadas é também conhecido por *busway*.

Figura 7 – Exemplo de um sistema de distribuição de energia do tipo *Busway*



Fonte: ENG-ELECTRIC³⁶

Cada loja possui o seu próprio plugue para a conexão com o sistema *busway*. O plugue possui três fusíveis de proteção conectados aos barramentos das fases, sendo um fusível para cada fase. A depender da demanda de carga para cada loja, é dimensionado o tamanho do plugue e a corrente nominal de cada fusível. Ao plugue, são conectados os cabos que alimentam o quadro de distribuição geral em uma loja, onde é instalado o medidor de energia.

b) O Critério da Queda de Tensão

Os critérios para o dimensionamento de um sistema de distribuição interna de energia elétrica de um edifício comercial, consideram, entre outros fatores: a tensão e a frequência nominal do sistema elétrico, a potência e o fator de potência para cada carga consumidora, e a distância da carga ao ponto de suprimento ³⁷.

A maioria das instalações industriais utilizam-se de cabos elétricos de cobre para a alimentação de suas cargas ³⁷. A Tabela 1 estabelece os limites máximos de queda de tensão, para alguns exemplos de instalações elétricas, que utilizam-se de cabos elétricos de cobre como condutores. Com o auxílio desta tabela, um projetista deve conferir se os circuitos calculados atendem ao critério da queda de tensão.

Tabela 1 – Limites de queda de tensão utilizando cabos elétricos como condutores

Item	Tipo da Instalação	Início da Instalação	Queda de Tensão (%)
1	Instalações alimentadas através de subestação própria	Terminais secundários do transformador de MT/BT	7%
2	Instalações alimentadas através de transformador da companhia distribuidora de energia	Terminais secundários do transformador de MT/BT, quando o ponto de entrega for aí localizado	7%
3	Instalações alimentadas através da rede secundária de distribuição da companhia distribuidora de energia elétrica	Ponto de entrega	5%
4	Instalações alimentadas através de geração própria (grupo gerador)	Terminais do grupo gerador	7%

Fonte: Filho³⁷

A Tabela 1 descreve 4 situações distintas de tipos de instalações elétricas, utilizando os cabos elétricos como condutores. O item 1 assemelha-se ao tipo de instalação elétrica dos SCs estudados, já que são edifícios portando suas próprias subestações elétricas. Caso a distribuição interna de energia de um SC seja configurada com o uso de cabos elétricos, a queda de tensão máxima admissível para as cargas consumidoras finais pode assumir valores de até 7% por trecho. O trecho é uma referência utilizada em projetos elétricos, considerando que um circuito pode ser dividido em parcelas menores, que percorrem percursos sucessivos até o seu destino final, na energização do consumidor ³⁷.

A Equação 2.3 calcula a queda de tensão unitária (V_{uni}) para um circuito elétrico composto por cabos condutores de cobre. Essa equação considera a corrente nominal do circuito (I_p), o comprimento do circuito em quilômetros (L_c), a tensão nominal do circuito (V_n), e a queda de tensão máxima admitida no trecho em porcentagem ($e(\%)$).

$$\Delta V_{uni} = \frac{e(\%) \cdot V_n}{I_p \cdot L_c}, \quad (2.3)$$

Conhecendo o valor para a queda de tensão unitária (V_{uni}), calculada pela Equação 2.3, é possível calcular a queda de tensão máxima admitida no trecho ($e(\%)$), calculada pela Equação 2.4. A Norma NBR5410 disponibiliza tabelas com exemplos para queda de tensão relacionadas com a secção transversal do cabo condutor, e também com a forma como são agrupados os circuitos dentro de uma eletrocalha ou eletroduto.

$$\Delta e(\%) = \frac{\Delta V_{uni} \cdot I_p \cdot L_c \cdot 100}{V_n}, \quad (2.4)$$

Tendo-se em vista o uso do sistema *busway* pelos SCs estudados, a norma NBR5410 garante que a máxima queda de tensão admissível para cada trecho, em um circuito, deverá ser de no máximo 2%. Para o caso das lojas dos SCs, existe apenas um trecho entre o ponto de entrega e o ponto de medição da loja, o que diminui a influência da queda de tensão para esses casos. Essa é uma das vantagens na utilização do sistema *busway* em instalações industriais e comerciais. A segurança oferecida pelos barramentos blindados também é um fator importante, já que as barras condutoras internas são protegidas por caixas metálicas, e não sofrem risco de danos externos, diferente da exposição dos cabos elétricos.

Para realizar o cálculo da queda de tensão para o sistema *busway*, a Equação 2.5 calcula inicialmente a impedância de fase do barramento blindado (Z), sendo necessário o conhecimento de dados técnicos fornecidos pelo fabricante do barramento, tais como: a resistência de fase (R) em corrente alternada, e reatância de fase (X), ambos na unidade $m\Omega, m$.

$$Z = R \cdot \cos(\phi) + X \cdot \sen(\phi), \quad (2.5)$$

A Equação 2.6 calcula a queda de tensão ($\Delta V_{(3f)}$) ao final do trecho, em um barramento blindado, para um sistema trifásico. As variáveis envolvidas nesse processo são: o comprimento do trecho (L), em Metros; a impedância de fase (Z) do barramento, em $m\omega, m$; e a corrente de carga máxima (I) no trecho, em Amperes.

$$\Delta V_{(3f)} = \sqrt{3} \cdot L \cdot Z \cdot I \cdot 10^{-3}, \quad (2.6)$$

Para obter-se a queda de tensão na extremidade do trecho em porcentagem ($\Delta V(\%)_{(3f)}$), a Equação 2.7 realiza a divisão do valor da queda de tensão no barramento blindado (calculado pela Equação 2.6) pela tensão nominal de fase a fase, em Volts.

$$\Delta V(\%)_{(3f)} = \frac{\Delta V_{(3f)}}{V}, \quad (2.7)$$

c) **Compra de energia da concessionária**

Para o cálculo da tarifação de um cliente residencial, a concessionária realiza a multiplicação do valor do consumo mensal de energia pelo preço unitário de 1 kWh. Para os consumidores industriais, é realizado um outro tipo de procedimento, função do contrato. A energia elétrica é vendida em uma quantidade pré-estabelecida para esses clientes. Esse contrato é conhecido por “contrato de demanda”³⁸.

No início do funcionamento de um SC, muitas lojas encontram-se fechadas. Cada lojista é o responsável por sua reforma interna. Mesmo com o atraso da sua obra, o SC poderá ser inaugurado. As lojas em atraso permanecerão realizando as suas reformas, até que sejam concluídas. Somente após alguns meses, o SC atingirá um número efetivo de lojas abertas. Isso implica em uma contínua verificação da demanda do empreendimento por energia elétrica. A empresa concessionária fornece energia durante um período de três meses, possibilitando o ajuste no contrato de demanda de energia. A demanda contratada impõe para a empresa concessionária a responsabilidade de entregar, continuamente, a potência ativa contratada pelo cliente. É realizado um contrato com período definido, e o cliente paga o valor estabelecido, mesmo que ele não use a totalidade da potência contratada³⁸.

Os gestores de um SC compram a energia elétrica da concessionária, e a fornece para os seus consumidores internos. Uma parte dessa energia é consumida no próprio condomínio, em locais como os setores de iluminação interna de corredores, a administração, o setor de refrigeração, etc. A outra parcela da energia é distribuída aos lojistas. Através de um medidor de energia, é realizada a tarifação de cada lojista. A soma das contas de energia, que são pagas pelos lojistas, deve compor uma parcela da conta total de energia cobrada ao SC, pela concessionária.

No horário de pico, ou horário de ponta, geralmente configurado entre 17 h 30 min e 20 h 30 min, os consumidores, do porte de um SC, utilizam os geradores elétricos para suprir a sua demanda interna. O contrato de demanda especifica que o valor do

kWh é maior, para esse horário em específico. Na maioria dos sistemas de geração de energia elétrica, são montados motores que utilizam o óleo diesel. Portanto, um SC deve comprar e estocar o óleo diesel em grandes tanques, garantindo a quantidade diária necessária para o seu funcionamento.

d) **Rateio de Energia entre os lojistas**

O SC é o responsável em instalar um medidor de energia em cada loja. Em alguns SCs, os medidores instalados ainda são do tipo analógicos. Nesses casos, o técnico ou eletricitista necessita visitar mensalmente todas as lojas, verificando e registrando a leitura do medidor de energia.

Para alguns SCs, o processo de tarifação mensal de energia é feito de forma automatizada. Isso ocorre devido à instalação de sistemas eletrônicos de medição de energia. Os medidores eletrônicos são ligados em uma rede, e a uma central que monitora as leituras e medições em tempo real. Os dados são registrados em um computador, onde é possível verificar qualquer anormalidade e atuar em caso de falha em algum medidor de energia.

2.3 ANÁLISES ESTATÍSTICAS

Aplicando-se as ferramentas estatísticas é possível conhecer a incerteza e a variabilidade para um conjunto de dados ^{39, 40}. Para este trabalho, utilizou-se de algumas técnicas estatísticas para verificar a variabilidade presente em um conjunto de dados (estudo de caso), assim como a verificação dos resultados obtidos.

Adotou-se a plataforma MINITAB[®], para a simulação de medidas estatísticas com os dados deste trabalho. O MINITAB[®] é um *software* que permite a análise de dados, através de diversas ferramentas básicas e avançadas da estatística.

2.3.1 Valor Médio

Definimos valor médio (\bar{x}) como a média dos dados obtida, quando observados todos os elementos da população ⁴⁰. Fonseca e Martins⁴¹ citam a média como a medida de localização mais importante da estatística. A Equação 2.8 mostra o cálculo para \bar{x} .

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum x_i \quad (2.8)$$

2.3.2 Variância da Amostra

Definimos variância como uma medida de dispersão para um conjunto de dados. A variância é o resultado da soma dos quadrados dos desvios das observações de uma amostra, com relação a sua média, e sendo dividido pelo número total de observações dessa amostra, subtraindo um ⁴⁰. A Equação 2.9 mostra o cálculo da variância.

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.9)$$

2.3.3 Desvio Padrão da Amostra

Para obter-se uma medida da variabilidade ou dispersão para um conjunto de dados, com as mesmas unidades, aplica-se uma raiz quadrada para a variância (Equação 2.9), obtendo assim, o desvio padrão (Equação 2.10). Por definição, o desvio padrão será maior, quanto maior a variabilidade entre os dados estudados ⁴¹. Para valores altos de desvio padrão, maior será a dispersão desses dados.

$$S = \sqrt{S^2} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.10)$$

2.3.4 Discrepância

Definimos como discrepância absoluta (D_{abs}) a diferença entre um valor experimental medido (x_{exp}) e um valor de referência (x_{ref}), demonstrada através da Equação 2.11.

$$D_{abs} = x_{exp} - x_{ref} \quad (2.11)$$

Definimos como Discrepância relativa (Dp) a diferença relativa entre um valor calculado e um valor medido ⁴¹ Para este trabalho, a Dp (Equação 2.12) calcula, em valor percentual, a discrepância relativa entre as duas maneiras de tarifar a loja, aonde (C_e) é a energia (kWh) obtida pelo cálculo do consumo por corrente (Equação 2.1) e (M_e) é a leitura obtida no medidor de energia da loja.

$$Dp = \frac{(M_e - C_e) \cdot 100}{M_e} \quad (2.12)$$

2.3.5 Coeficiente de Variação

O coeficiente de variação CV é uma medida de dispersão, que não possui unidade (expressa em %), e que demonstra a variabilidade relativa à média da amostra^{42, 41}. O coeficiente de variação (Equação 2.13) é normalmente usado para a comparação de dados em conjuntos com unidades distintas. Quanto menor for CV , mais homogêneos serão os dados. Adota-se o coeficiente de variação para verificar a variabilidade dos dados deste trabalho, comparando a variação dos dados de corrente elétrica (na unidade *Ampere*) com os dados de consumo mensal de energia (na unidade kWh), das lojas de um SC analisadas no estudo de caso, descrito no Capítulo 3.

$$CV = \frac{S}{\bar{x}} \cdot 100 \quad (2.13)$$

Fonseca e Martins⁴¹ consideram que uma distribuição possui pequena variabilidade quando o valor de CV seja até 15%; que os dados possuem uma média variabilidade quando o valor para CV estiver entre 15% e 30%; e que os dados possuem uma alta dispersão ou variabilidade para valores de CV maiores do que 30%.

2.3.6 Gráfico de Caixa

O gráfico de caixa (*Boxplot*) é uma ferramenta gráfica utilizada para a avaliação da distribuição empírica dos dados. Através da análise do gráfico de caixa (Figura 8) é possível identificar para uma amostra: o valor mínimo (menor elemento da amostra), o valor máximo (maior elemento da amostra), a mediana, o primeiro quartil (Q_1) e o terceiro quartil (Q_3)³⁹.

Figura 8 – Exemplo de um Gráfico de Caixa



Fonte: Rodrigues⁴³

Definimos a Mediana como o valor que separa ao meio, os dados de uma amostra ou população. Definimos quartis como os valores que dividem um conjunto de dados em quatro partes iguais ⁴¹. O primeiro quartil (Q_1), é um número que divide a amostra, ficando 25 % abaixo de Q_1 , e conseqüentemente 75 % dos dados acima de Q_1 . O segundo quartil (Q_2) é o valor da mediana, dividindo os dados ao meio, deixando 50 % dos dados acima, e 50 % dos dados abaixo de Q_2 . O terceiro quartil (Q_3) divide os dados da amostra, deixando 75 % dos dados abaixo de Q_3 , e 25 % acima.

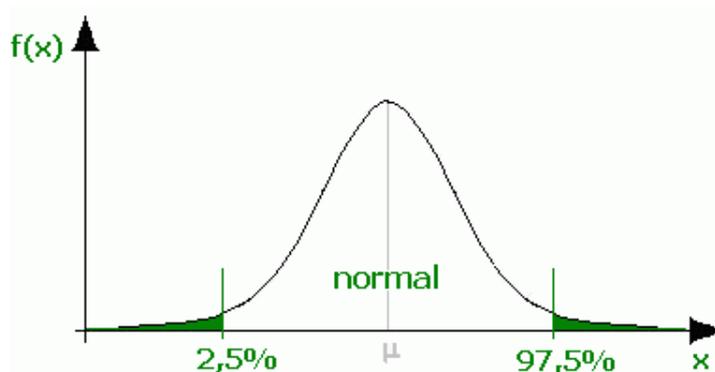
Para um conjunto de dados, podem existir valores fora destes limites, sendo considerados como valores discrepantes (*outliers*). Os *outliers* são mostrados no gráfico de caixa através do uso de um asterisco (*). Para este trabalho, utiliza-se dessa ferramenta para comparar a variabilidade dos dados de consumo de energia para algumas lojas de um SC (estudo de caso detalhado no Capítulo 3).

2.3.7 Avaliação da Normalidade

Para a realização dos principais testes estatísticos é necessário a suposição da normalidade dos dados. Torman, Coster e Riboldi⁴⁴ consideram que a avaliação da normalidade para um conjunto de dados deve ser realizada antes de outras análises estatísticas.

Existem diversos métodos para a avaliação da normalidade de uma variável. O *software MINITAB*[®] disponibiliza algumas ferramentas que permitem a realização de alguns testes de normalidade, tais como: o teste de *Anderson-Darling*, o teste de normalidade *Ryan-Joiner* e o teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov*.

Figura 9 – Exemplo de uma distribuição normal



Fonte: Conti⁴⁵

A Figura 9 demonstra o formato de um gráfico para uma distribuição normal. O valor da média (\bar{x}) coincide com o valor da mediana, e consiste o valor central da curva. A curva possui característica unimodal e simétrica. O valor de uma variável tem ocorrência normal quando está inserido em 95 % da área sob a curva. A curva possui a variável frequência

(eixo Y), e cada extremidade ocupa 2,5 % da área total. Ou seja, um valor é considerado normal se está em qualquer ponto entre 0,025 e 0,975 da área sob a curva ⁴⁵.

2.3.8 Coeficiente de Determinação Múltipla

O Coeficiente de Determinação Múltipla, também conhecido como método do R^2 , pode ser utilizado para a investigação do ajuste de um modelo estatístico linear ³⁹. Os valores para R^2 variam entre 0 e 1, e indicam em porcentagem, o quanto o modelo se ajustou à amostra de dados. O cálculo de R^2 (Equação 2.14) é geralmente associado à análise do ajuste para um modelo de regressão linear múltipla. A análise de regressão linear simples possui o objetivo de previsão de uma variável dependente, através de um valor previamente conhecido de uma variável independente ⁴¹. Para este trabalho não foi necessário o desenvolvimento de um modelo de regressão linear múltipla, tendo-se em vista o desenvolvimento de um modelo baseado em RNA, descrito no Capítulo 3.

$$R^2 = \frac{SQ_E}{SQ_T} = 1 - \frac{SQ_R}{SQ_T} \quad (2.14)$$

onde SQ_T é a soma quadrática total, e que calcula o somatório dos quadrados das diferenças entre a média das observações (\bar{y}_i) e cada valor observado (y_i), através da Equação 2.17. SQ_E é a soma quadrática de uma regressão, e calcula o somatório dos quadrados das diferenças entre a média das observações (\bar{y}_i) e o valor predito para cada observação (\hat{y}_i), demonstrado pela Equação 2.15. E SQ_R calcula a soma dos quadrados dos resíduos de um modelo de regressão, demonstrado pela Equação 2.16 ³⁹.

$$SQ_E = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2 \quad (2.15)$$

$$SQ_R = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (2.16)$$

$$SQ_T = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (2.17)$$

Considerando que soma quadrática total SQ_T é o resultado da soma aritmética entre as variáveis SQ_E e SQ_R , a Equação 2.18 descreve a relação entre as equações 2.15, 2.16 e 2.17.

$$SQ_T = SQ_E + SQ_R \quad (2.18)$$

2.4 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Tendo-se em vista a evolução das tecnologias nas últimas décadas, associada a estudos e melhoramentos realizados nos medidores analógicos de energia, surgiram os medidores eletrônicos. Esses medidores tornaram possível a evolução do processo de medição do consumo de energia elétrica. Atualmente, diversos países estão adotando a tecnologia de medidores eletrônicos inteligentes ou *Smart Meters* (SMrs), que permitem a ligação em uma rede *Smart Grids* (SGs), os milhares de consumidores e a concessionária distribuidora de energia elétrica. Esse avanço garante o acesso remoto às informações de um medidor conectado, permitindo a realização da tarifação *online*, sem a necessidade da visita de um técnico ao local de um medidor instalado.

Considerando-se que um modelo matemático específico seja capaz de calcular a previsão do consumo mensal de energia elétrica, conclui-se que um gestor de um *Shopping Center* (SC) pode verificar a credibilidade do funcionamento de qualquer medidor de energia de uma loja. Entretanto, para a aplicação de um modelo dessa natureza, é necessário o conhecimento dos valores médios das correntes elétricas consumidas pela loja.

Como *setup* experimental, utilizando-se de um microcontrolador, propõe-se a montagem de um dispositivo de medição *online* para o consumo de energia elétrica. O microcontrolador pode ser programado para executar diversas funções, inclusive uma medição instantânea dos valores de corrente elétrica. Os resultados obtidos com o *setup* estão apresentados no Capítulo 5.

Com a utilização de um protótipo de medição *online* para o consumo de energia elétrica, um usuário tem como benefício, o conhecimento prévio do seu perfil de consumo de eletricidade. O protótipo de medição fornece, ao cliente, os dados de consumo (diário/mensal) de energia elétrica, tornando possível a prática da eficiência energética em seu estabelecimento.

3 MODELOS BASEADOS EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS - PREVISÃO CONSUMO ENERGIA ELÉTRICA

3.1 INTRODUÇÃO

A aplicação de sistemas computacionais transformou o mundo. Desde a invenção dos computadores, na década de 1950, o homem se utiliza dessa ferramenta para auxiliá-lo na execução de tarefas. As primeiras máquinas executavam comandos pré-definidos. Já na década de oitenta, a descoberta e os estudos, na área da inteligência artificial, trouxeram diversas possibilidades e avanços na área da informática ^{8, 46}. Uma das evidências desses avanços se manifestou com a possibilidade de implementação e simulação computacional de modelos não lineares, como por exemplo, a Rede Neural Artificial (RNA).

As RNAs são atualmente utilizadas em diversas áreas tecnológicas, fornecendo soluções em reconhecimento de padrões, robótica e automação, controle de processos, áreas de medicina e fisioterapia, e sistemas de energia elétrica ^{46, 47}. Uma das vantagens no uso de uma RNAs, esta na sua velocidade de processamento de dados complexos, quando comparados a outros modelos e sistemas computacionais ⁷.

As RNAs são sistemas de processamento baseados no funcionamento do sistema nervoso biológico ^{48, 8}. As RNAs são capazes de resolver problemas matemáticos complexos, podendo, inclusive, aprender novos padrões, adequando-se aos problemas fenomenológicos não-lineares ⁴⁹.

Esse capítulo demonstra uma metodologia para o treinamento de uma RNA. Os valores obtidos na saída dessa RNA correspondem a uma previsão do consumo mensal de energia elétrica. As variáveis de entrada são os valores das três correntes elétricas que alimentam um estabelecimento qualquer. O modelo será testado e monitorado a partir do recebimento, durante alguns meses, dos dados provenientes de lojas de um SC.

3.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

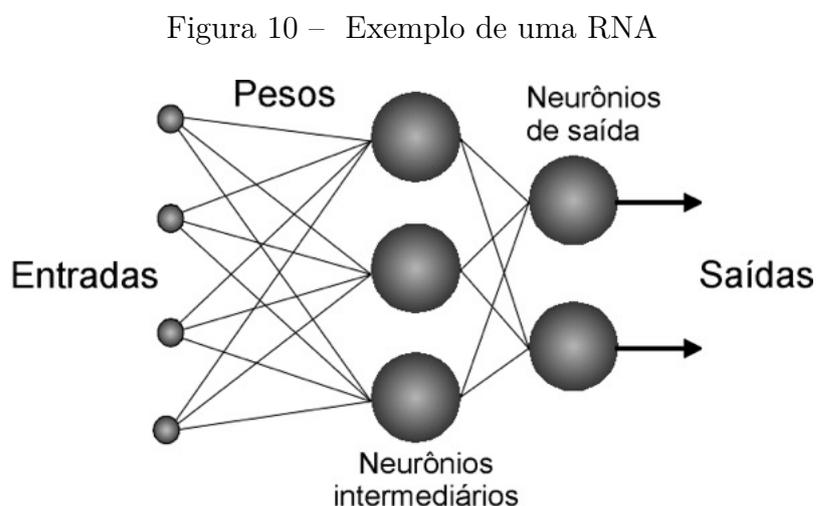
As RNAs são sistemas computacionais que processam determinadas funções matemáticas. As redes são compostas por uma ou mais camadas, sendo conectadas por ligações. Essas ligações são geralmente unidirecionais. Cada ligação é ponderada por um peso que, após o treinamento da rede, é ajustado em um valor específico. Esse valor ajustado passa a ser usado como o fator ponderador de qualquer novo valor apresentado na entrada ⁴⁸.

Para o treinamento de uma RNA, é fornecido um conjunto de dados de entrada. Dessa forma, a rede pode extrair as características necessárias para seu aprendizado. O processo de treinamento se baseia no modo como o cérebro humano é capaz de aprender novas informações. Esse processamento foi inspirado pelo sistema biológico de um neurônio. Os neurônios biológicos fazem parte da estrutura do cérebro. Eles recebem e transmitem sinais

elétricos. Esses sinais se constituem das informações que percebemos acerca dos estímulos externos ao corpo humano^{7, 48}.

3.2.1 Estrutura das redes neurais artificiais

Para esse trabalho, foi adotado o modelo *feedforward* para a RNA. Para a aplicação do modelo é necessário o conhecimento das variáveis de entrada (u) e saída (y) do processo sob análise. A Figura 10 mostra um exemplo de uma RNA com quatro entradas, e duas saídas. Para cada ligação, entre uma entrada e um neurônio da camada intermediária (oculta), existirá um peso, sendo o seu valor ajustado durante o processo de treinamento da rede.



Fonte: Tafner⁵⁰

3.2.2 Treinamento de redes neurais artificiais

Uma RNA é capaz de aprender por um conjunto de exemplos. Para realizar o treinamento de uma RNA, um algoritmo específico busca ajustar os valores dos pesos de cada ligação entre seus neurônios. As RNAs possuem características determinadas pela sua topologia, e também, pelas propriedades adquiridas no treinamento de cada neurônio⁵¹. Existem vários algoritmos destinados a realizar o aprendizado de uma rede, sendo diferentes na maneira como ajustam esses pesos^{46, 48}.

O *Backpropagation* (BP) é um algoritmo de aprendizado supervisionado. É considerado o algoritmo mais conhecido para o treinamento de uma RNAs com muitas camadas intermediárias⁴⁸. O aprendizado é realizado com o uso de informações de entrada e saída conhecidas para um processo. Essas informações serão classificadas como padrões para o treinamento de uma RNA. O conjunto de padrões para o treinamento de uma RNA pode ser definido pela Equação 3.1, como:

$$\Psi = (u^p, y_d^p)_{p=1}^N, \quad (3.1)$$

onde u^p é o vetor de entrada, y_d^p é o vetor com os valores esperados para a saída, e N consiste no número total de padrões oferecidos para o treinamento da RNA.

Durante o treinamento de uma RNA, um sinal é aplicado na entrada, com uma subsequente verificação do valor de saída, correspondente a saída desejada para a entrada aplicada. O método de treinamento consiste na redução do erro, entre a saída desejada, e o valor de saída que foi predito pela RNA, após o seu processamento. Dessa forma, a Equação 3.2 descreve a soma de erros quadráticos ⁴⁸, que é realizada para o ajuste dos valores dos pesos e *bias* associados aos neurônios. Esses ajustes ocorrem no decorrer do treinamento.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^{S_L} (y_{i,d}^p - \hat{y}_i^p)^2, \quad (3.2)$$

onde S_L é a quantidade de neurônios para a camada de saída da rede, N é o número de unidades de saída, $y_{i,d}^p$ e \hat{y}_i^p , são, respectivamente, a saída esperada pelo treinamento e a saída predita pelo processamento da rede, i é o i -ésimo neurônio da rede e p é o p -ésimo padrão de treinamento conhecido (conjunto entrada e saída).

Pode-se definir uma função para erro quadrático, apenas para um par de padrões de entrada e saída, através da Equação 3.3:

$$E_p = \sum_{i=1}^{S_L} (y_{i,d}^p - \hat{y}_i^p)^2, \quad (3.3)$$

3.2.3 O algoritmo backpropagation e a rede feedforward

O algoritmo *Backpropagation* (BP) é um programa supervisionado, que ajusta, durante o treinamento, os parâmetros da rede, através da comparação entre a saída desejada e a saída predita (processada) pelo algoritmo. Para esse treinamento, existem duas fases definidas como **fase forward** e **fase backward** ⁴⁶. Cada fase realiza a função de treinamento em um sentido específico da estrutura da rede. A fase *forward* é utilizada para o processamento da saída da rede, através da aplicação de uma entrada que compõe um padrão. A fase *backward* compara a saída desejada com a saída predita (processada) pela rede, fazendo a atualização dos valores dos pesos dos neurônios. ^{47, 48}

a) Introdução

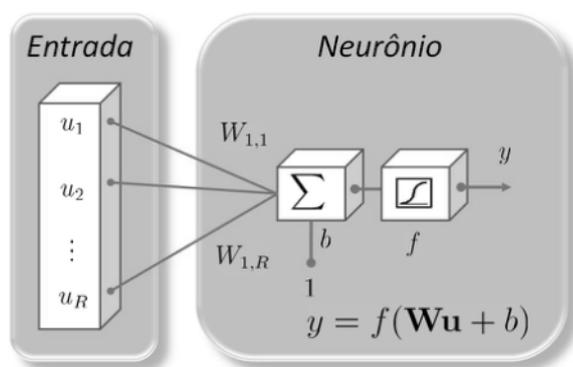
O algoritmo BP propõe um método para a distribuição do erro (Equação 3.2) entre as saídas desejadas e as saídas previstas (processadas) pela rede. A distribuição se dá através do método gradiente descendente. Os pesos são corrigidos ao longo da função de desempenho. Ao final do treinamento de uma rede do tipo BP, as respostas deverão ser coerentes quando na apresentação de novos dados na entrada dessa rede ^{48, 49}.

Podemos definir algumas etapas básicas para a construção e treinamento de uma RNA do tipo *feedforward*, como sendo: a coleta dos dados para o treinamento; a definição da topologia da rede; o treinamento da rede; e a simulação da resposta da rede, quando apresentada a novas entradas, com a validação do modelo desenvolvido.

b) Topologia de uma rede feedforward

A rede *feedforward* do tipo multicamada é considerada a topologia de rede mais usada, aliado ao uso do algoritmo BP. A Figura 11 mostra um exemplo de um neurônio com R entradas, onde cada entrada é ajustada por um peso (w). Somando-se as entradas ponderadas ao bias (b), têm-se o valor do balanço desse neurônio, que será aplicado à sua função de ativação (f).

Figura 11 – Modelo de um neurônio



Fonte: Magalhães⁴⁹

As redes multicamadas se utilizam de funções de ativação que processam o sinal de entrada em cada neurônio. As funções de transferência mais utilizadas para a camada oculta de uma RNA são: a função sigmoideal (*Log-sigmoide*) e a função tangente hiperbólica (*Tansig*). Essas funções são facilmente diferenciáveis, e se ajustam bem a modelos não-lineares. A Figura 12 mostra os exemplos das funções mais utilizadas, como sendo:

– **Log-sigmoide**

A função de transferência *Log-sigmoide* é uma função contínua e diferenciável. O domínio dessa função é o conjunto \mathfrak{R} , e o conjunto imagem é $[0;1]$, como visto na Figura 12 (a). A função é demonstrada pela Equação 3.4.

$$y_i(t) = \frac{1}{1 + \exp(-u_i(t))} \tag{3.4}$$

– **Tansig**

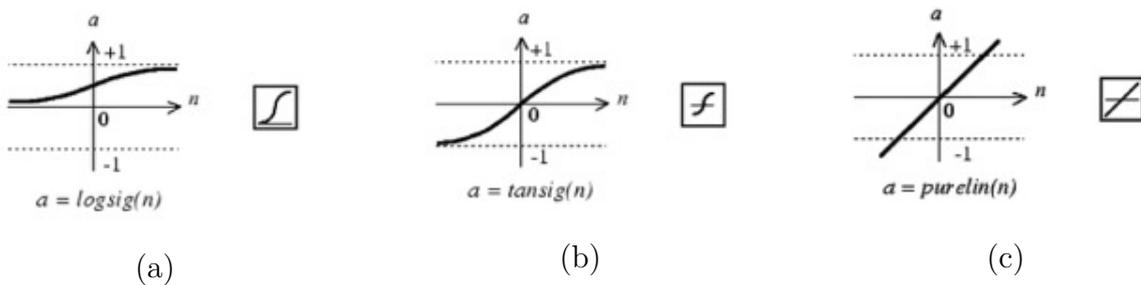
A função de transferência Tangente Hiperbólica (*Tansig*) é também uma opção para o treinamento de uma rede multicamadas. A Figura 12 (b) descreve a função *Tansig*, e que possui o conjunto imagem $[-1;1]$. A função é demonstrada pela Equação 3.5.

$$y_i(t) = \frac{1 - \exp(-u_i(t))}{1 + \exp(-u_i(t))} \tag{3.5}$$

– **Purelin**

A Figura 12 (c) mostra a função de ativação linear (*purelin*). Essa função é normalmente utilizada para os neurônios que encontram-se na camada de saída da rede.

Figura 12 – Funções de transferências para Redes Neurais multicamadas

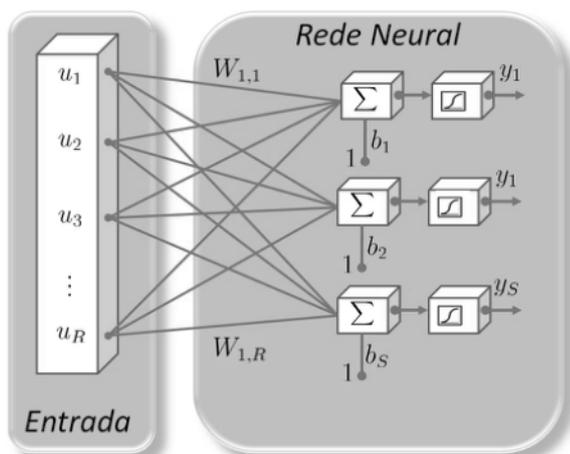


Fonte: Mathworks⁵²

A Figura 13 mostra um exemplo para uma RNA contendo apenas uma camada, com um número S de neurônios. A função de transferência utilizada para essa rede é do tipo *sigmoide*, e R identifica a quantidade de padrões para a entrada dessa rede.

Para as funções complexas, do tipo não-lineares, podemos utilizar uma RNA *feedforward*, já que ela é considerada um ótimo aproximador universal de funções⁴⁹. A Figura 14

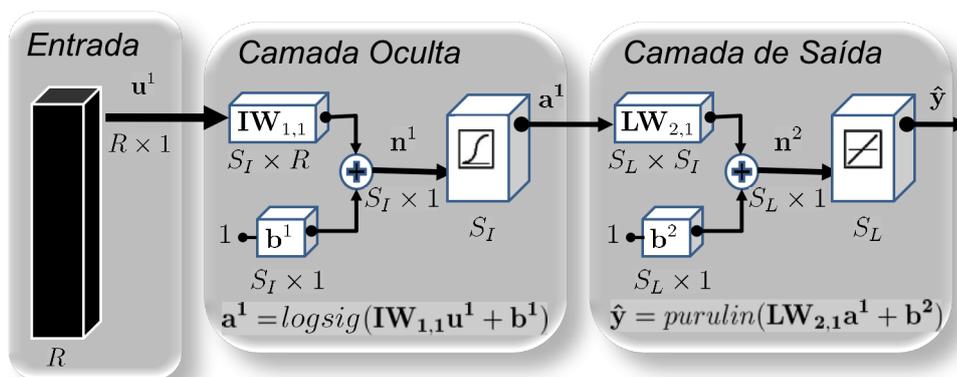
Figura 13 – Rede Neural Artificial com uma camada



Fonte: Magalhães⁴⁹

mostra uma estrutura de uma Rede *feedforward*, composta por 2 camadas. A primeira camada é do tipo oculta, com neurônios associados ao seus pesos W e *bias* b^1 , sendo processados por uma função de ativação *Log-sigmoide*. A camada de saída, está associada a uma função de ativação linear, possuindo neurônios também associados a seus pesos e *bias* b^2 .

Figura 14 – Estrutura para uma Rede Neural Feedforward



Fonte: Magalhães⁴⁹

3.3 PARTE EXPERIMENTAL

Foi realizado um estudo de caso, utilizando-se dados de consumo mensal de energia elétrica de lojas de um SC. O **Arapiraca Garden Shopping** (SC escolhido) disponibilizou uma amostra do seu banco de dados referente ao período de inauguração. Os gestores

demonstraram interesse na verificação da eficiência do processo de medição e tarifação dos lojistas, facilitando o acesso aos dados para a construção dessa pesquisa.

3.3.1 Metodologia para coleta de dados

Os dados disponibilizados foram coletados, em cada loja, durante os cinco primeiros meses de funcionamento do SC. Para cada mês, a coleta ocorreu segundo um procedimento básico, seguindo os seguintes passos: localiza-se o medidor de energia de cada loja; garante-se o acesso ao medidor para a realização do procedimento de leitura da corrente; realiza-se a medida da corrente com o uso de um alicate amperímetro (Figura 15).

Figura 15 – Medição de corrente elétrica utilizando um alicate amperímetro



Fonte: Autor

O procedimento técnico para a execução da leitura do valor de corrente consiste em visitar a loja escolhida, garantindo-se que todas as cargas elétricas existentes no recinto estejam em operação, tais como: ar condicionado, iluminação de vitrines, televisores e equipamentos de som; ou seja, todos os equipamentos usualmente utilizados no decorrer de um dia normal de funcionamento. Dessa forma, garante-se que sejam medidos os valores nominais das correntes elétricas que alimentam a loja. Para realizar esta medição de corrente, utiliza-se um alicate amperímetro. Este dispositivo é ligado e ajustado para a escala conveniente. O alicate amperímetro é posicionado no cabo de uma das fases da rede elétrica que alimenta a loja, e é realizada a leitura do valor instantâneo da corrente elétrica que percorre este cabo.

A maioria das lojas são alimentadas por uma rede trifásica. Portanto, é necessário realizar a leitura dos valores de corrente nas 3 fases. Para realizar o cálculo do Consumo, é preciso

verificar a quantidade de dias e horas em que a loja funcionou em cada mês observado. O Shopping funciona de segunda a sábado durante 12 h por dia. No domingo, salvo algumas exceções de lojas grandes e restaurantes, a maioria das lojas funcionam apenas 6 h. Portanto, a média de funcionamento de uma loja de pequeno porte é de aproximadamente 11 h diárias, sendo esse valor adotado para os cálculos do consumo.

A Equação 2.1 permite calcular a previsão do consumo mensal de energia elétrica para cada loja. Para o uso da Equação 2.1 é necessário o conhecimento dos parâmetros elétricos envolvidos no processo de medição de energia (corrente elétrica, tensão elétrica e fator de potência). Ao verificar que os valores para a tensão elétrica (v) e o fator de potência (fp) permaneciam constantes na maioria das medições, a gestão do SC adotou, de maneira a simplificar os cálculos para todas as lojas, o valor constante para a tensão elétrica trifásica em 372,4 V, considerando o critério da queda de tensão, discutido no Capítulo 2. Foi adotado o critério do valor máximo de queda de tensão em 2 %, definido para as instalações elétricas que utilizam-se de barramento blindado, para compor o sistema de distribuição de energia elétrica de um edifício. O valor padrão do fator de potência (fp) foi adotado para os cálculos de previsão de consumo em 0,92. O SC possui um banco automatizado de capacitores, instalado em sua subestação elétrica, e mantém constante o valor do fator de potência, durante o funcionamento das cargas elétricas do edifício.

As lojas do SC estudado nesse trabalho possuem um perfil similar de funcionamento de suas cargas elétricas no decorrer do dia. Não foi utilizada uma ferramenta estatística para comparar o comportamento elétrico entre as lojas desse SC. Entretanto, a afirmação de similaridade baseia-se em alguns fatores, tais como: as lojas possuem o mesmo horário de funcionamento, visto que após a abertura do SC, a iluminação e os equipamentos em geral das lojas são ligados, mantendo-se um consumo de energia elétrica constante, até o final do expediente; a maioria das lojas de um SC são de pequeno e médio porte, e suas atividades comerciais diárias não necessitam da ligação de outros equipamentos que já não estejam ligados durante o expediente. Portanto, a expressão “similaridade” foi utilizada para demonstrar que as correntes elétricas que alimentam cada uma das lojas de um SC, permanecem sem grandes alterações no decorrer do dia. Dessa forma, ao efetivar a medição dos valores das correntes elétricas, assume-se a prerrogativa de que esse valor de corrente medido representa a própria média do funcionamento diário das cargas.

Considerando-se a medição de 3 fases que energizam uma loja, é necessário realizar a média aritmética (i_m) das três correntes medidas (i_1 , i_2 e i_3) em Amperes (A), demonstrada pela Equação 2.2, já que a Equação 2.1 considera o cálculo do consumo elétrico para um sistema trifásico ⁴.

Aplicando-se os dados na Equação 2.1, obtém-se o consumo em kWh para cada loja da amostra definida. Torna-se possível uma comparação entre o valor calculado (Equação 2.1) e o valor lido pelo medidor. Na Tabela 2, são mostrados dois casos (Loja 109 e Loja 110)

em que existe uma grande diferença entre o valor do consumo medido e o calculado pela Equação 2.1. Já a Loja 119 representa um caso típico em que os valores são próximos.

Tabela 2 – Comparativo entre o consumo calculado e a leitura do medidor de energia, em 03 lojas de um Shopping Center, para o mês de Fevereiro de 2014

LOJA	Consumo de Energia					kWh (Medidor)		
	i_1	i_2	i_3	Dias	kWh(Equação 2.1)	Anterior	Atual	Medido
Loja - 109	2,9	1,7	2,1	29	431	2235	2853	618
Loja - 110	4,9	5,1	4,3	29	920	139	142	3
Loja - 119	4	5,1	5,1	29	913	4193	5142	949

Fonte: Autor

Esta tabela apresenta como deve ser preenchida a planilha de rateio de energia para os lojistas do shopping. A leitura dos valores de correntes é conferida a cada mês. É realizada a atualização da coluna referente a quantidade de dias, pois nem sempre é possível manter constante o intervalo de medição. Para o mês estudado na Tabela 2, o intervalo de medição foi de 29 dias. As correntes (i_1 , i_2 e i_3) informadas na Tabela 2, são os valores de correntes instantâneas, obtidas no dia em que é realizada a leitura mensal no medidor de energia de cada loja. Com os valores obtidos é possível realizar uma estimativa do consumo mensal através do uso da Equação 2.1. Comparando as medições das três lojas da Tabela 2, é possível notar um erro na medição do medidor da Loja 110. O consumo calculado (Equação 2.1) para este mês indica um valor de 920 kW, e sabendo que a loja funcionou normalmente durante este mês, seria impossível ter consumido apenas 3 kWh, como indicado pelo medidor de energia. É dessa forma que o setor de Operações do Shopping investiga o consumo de cada loja, gerando-se o faturamento mensal de energia.

3.3.2 Metodologia adotada para a tarifação de lojas

A discrepância (Dp) é utilizada para a tomada de decisão de qual é o valor que representará melhor o consumo de energia de uma loja, em cada mês. Foi adotado, pelo setor de Operações do SC, o valor de discrepância percentual em 10%, como o limite para a aceitação de um valor lido pelo medidor. Quando Dp apresentar um valor inferior a 10%, é recomendável descartar o valor do cálculo por corrente (Equação 2.1) e assumir o valor da medição de energia realizada pelo medidor (M_e). Porém, quando Dp for maior que 10%, recomenda-se o uso do valor de energia calculado por corrente (Equação 2.1) para gerar a tarifação do cliente. Nesse caso, também se recomenda a realização de uma nova leitura dos valores das correntes elétricas, confirmando-se a leitura anterior. A realização de uma nova leitura pode indicar um defeito no medidor, uma alteração na carga elétrica consumida dentro da loja, ou algum outro fator que não tenha sido percebido pelo setor de fiscalização e operação do SC.

A escolha pelo valor máximo de 10% para Dp , baseou-se na suposição da variação do fator de potência individual das cargas elétricas de cada loja. Apesar do SC possuir um controle sobre a correção do fator de potência total de sua rede elétrica, cada loja possui uma variedade de cargas, onde algumas delas possui um baixo fator de potência. E o fator de potência (fp) é o indicador da eficiência do uso da energia de um equipamento ou em uma instalação elétrica⁴. Um baixo valor para fp demonstra um desperdício de energia. A Tabela 3 mostra exemplos de valores de potência para alguns equipamentos elétricos, e seus valores nominais de fp . Como por exemplo, no item 1 da Tabela 3, é mostrado a potência real consumida para 26 lâmpadas fluorescentes. Tendo em vista o baixo valor de fp (0,55), essas lâmpadas desperdiçam muita energia para realizar o seu funcionamento, o que é indicado nesse caso, a troca por lâmpadas de *LED*. As lâmpadas de *LED* são mais eficientes, já que possuem um valor de fp em 0,92⁵³.

Tabela 3 – Exemplo de cargas elétricas e suas potências, para uma suposta loja X

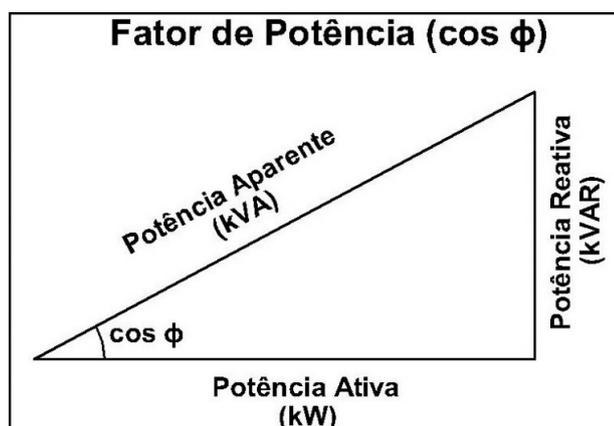
Item	Equipamento	Quant.	Tensão(V)	Pot.(W)	F.P.	Potência Ativa (W)	Potência Aparente (VA)	Potência Reativa (VA)
1	Lâmp. Fluorescente comp.	20	220	26	0.55	520.00	945.45	789.61
2	Televisão de LCD - 42"	1	220	150	0.85	150.00	176.47	92.96
3	Sistema de som	1	220	100	0.85	100.00	117.65	61.97
4	Computador	2	220	150	0.8	300.00	375.00	225.00
5	Microondas	1	220	400	0.6	400.00	666.67	533.33
6	Geladeira	1	220	150	0.98	150.00	153.06	30.46
7	Motor 1CV (Fan coil 3TR)	1	380	750	0.85	750.00	882.35	464.81
TOTAL						2,370.00	3,316.65	2,198.15

Fonte: Rios et al.⁵³

Através da Tabela 3, verifica-se para cada equipamento elétrico, os valores para as potências Ativa, Reativa e Aparente. A potência Ativa é a potência que efetivamente realiza algum tipo de trabalho, produzindo calor, luz, movimento. etc. Sua unidade é o *kW* (*kilo Watt*). A potência reativa é a potência que funciona entre o gerador de energia e o respectivo equipamento, e sua unidade é o *kVAr* (*kilo Volt-Ampere reativo*). A potência Reativa é a responsável em manter o campo eletromagnético de transformadores, motores, lâmpadas fluorescentes, etc. A potência Aparente é o resultado da soma entre a potência ativa e a potência reativa. A unidade para a potência Aparente é o *kVA* (*kilo Volt-Ampere*). O triângulo das potências, mostrado na Figura 16, expressa a relação entre essas três potências, onde o fator de potência (fp) representa o cálculo do cosseno do ângulo ϕ .

Rios et al.⁵³ descrevem em um estudo de caso, a importância da correção do fator de potência em residências. Atualmente, existem equipamentos que são vendidos para realizar o controle automático de fp em uma residência, garantindo um melhor uso da energia.

Figura 16 – Relação entre as três componentes da potência elétrica e o fator de potência



Fonte: SKZENGENHARIA⁵⁴

Quanto maior o valor para fp em uma instalação elétrica, implica na diminuição no valor da conta de energia para esse cliente.

3.3.3 Estrutura do modelo e procedimento de estimação dos parâmetros

Para o processamento dos dados, foi utilizado o *software* MATLAB[®]. A RNA é uma das ferramentas oferecidas pelo *software*. Ela foi escolhida para a construção do modelo que representa o consumo de Energia. A modelagem do consumo foi desenvolvida a partir do conjunto de dados em que a entrada foi estabelecida como as três correntes elétricas que alimentam uma loja qualquer do SC. Os dados foram aplicados ao modelo, considerando as medições dos cinco meses estudados (Novembro de 2013 a Março de 2014), uma entrada para cada mês. A saída do modelo é a estimativa do valor do consumo mensal da loja, em kWh.

Os dados foram organizados considerando-se 71 lojas, do total de 194 lojas do SC. A escolha da quantidade de lojas para a amostra se dá pela disponibilidade de dados. O Shopping foi inaugurado em Setembro de 2013, e nos primeiros meses de funcionamento, apresentava poucas lojas inauguradas. O conjunto de dados experimentais foi inicialmente dividido em 2 grupos, sendo observado para os dois grupos, a presença de lojas de pequeno e grande porte (menor e maior consumo mensal de energia), afim de garantir a mesma representatividade para a problemática estudada para o SC. O primeiro grupo (**G1**) contém 51 lojas, e será adotado para o desenvolvimento de um modelo baseado em RNA. O segundo grupo (**G2**) contém 20 lojas, e será utilizado para a realização de testes de comprovação da eficiência do modelo obtido.

Para verificar a variabilidade a todos os valores de consumo de energia, para as 71 lojas (**G1** + **G2**), utilizou-se de algumas ferramentas estatísticas para essa amostra, tais como: o

cálculo da média (\bar{x}), o cálculo do desvio padrão (S) e o cálculo do coeficiente de variação (CV). Inserindo os dados de consumo no *software* MINITAB®, construiu-se a Tabela 4.

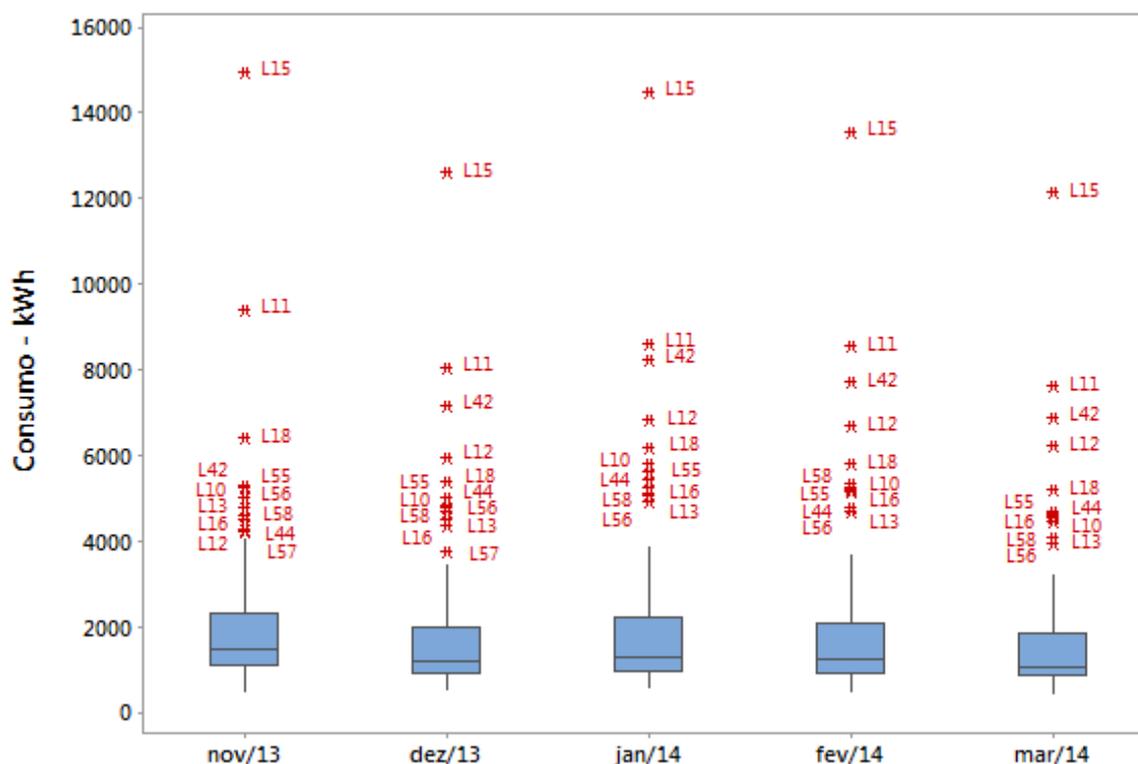
Tabela 4 – Variabilidade dos dados de consumo de energia para as 71 lojas estudadas

Mês de consumo	\bar{x}	S	CV	Mínimo	Máximo
nov/13	2231	2256	101.12	456	14961
dez/13	2087	2094	100.32	541	12623
jan/14	2283	2400	105.12	546	14493
fev/14	2187	2277	104.1	493	13558
mar/14	1941	2032	104.7	417	12156

Fonte: Autor

A alta variabilidade dos dados é dada devido a heterogeneidade dos dados coletados. As lojas de porte menor tendem a possuir um baixo valor para o consumo mensal de energia, quando comparadas as lojas de porte maior, que tendem a possuir um alto valor de consumo mensal de energia.

Figura 17 – *Boxplot* para o consumo de energia das 71 lojas



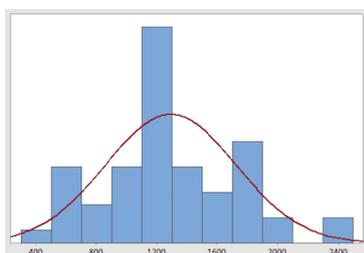
Fonte: Autor

Devido ao desvio padrão (S) apresentar um valor maior do que a média, para todos os 5 meses, os valores de CV alcançaram valores acima de 100%. Isto significa, por exemplo, que o desvio padrão (S) para o mês de Novembro/2013 mostrou um valor de 1,12% maior

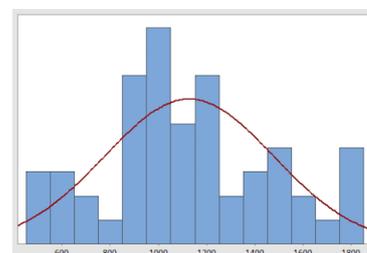
do que a média (\bar{x})^{42, 41}. A alta variabilidade para os dados é também percebida quando analisado os valores de mínimo e máximo para cada mês, aonde a média (\bar{x}) em todos os 5 meses encontra-se situada muito abaixo do valor máximo. Construiu-se um *Boxplot* (Figura 17) referente aos dados de consumo de energia, para cada mês em estudo. Através da Figura 17, percebe-se para cada *Boxplot*, a presença de valores atípicos (*outliers*), indicados por asterisco (*). Cada *outlier* está associado a um valor elevado de consumo para uma loja. Notando-se o exemplo para a loja L15, percebe-se que a loja possui o maior valor de consumo mensal, entre as 71 lojas da amostra total. Entretanto, estes valores elevados não podem ser desprezados devido a sua natureza. Os valores atípicos indicam que algumas lojas possuem um maior consumo mensal de energia elétrica, quando comparadas com as lojas de menor porte. Dessa forma, o *CV* demonstrou valores muito altos devido a presença dos *outliers*⁴¹.

Buscando-se a verificação da normalidade para os dados das 71 lojas, adotou-se o teste de Anderson-Darling, disponibilizado através de uma ferramenta do *software* MINITAB®. Apesar do *boxplot* da Figura 17 apresentar uma distribuição indicando a não normalidade dos dados para cada mês em estudo, ao retirar-se os valores de *outliers*, os gráficos passaram a demonstrar uma distribuição normal, como mostrado nas Figuras 18 e 19.

Figura 18 – Distribuição Normal para os dados sem outliers



(a) Novembro/2013



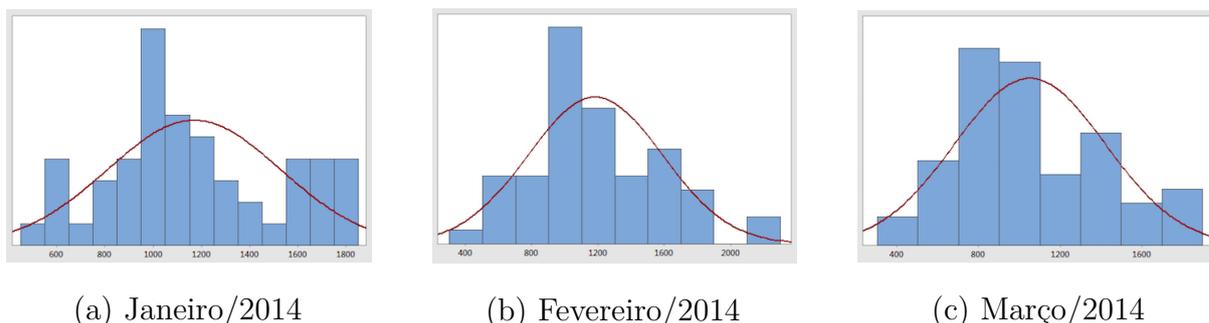
(b) Dezembro/2013

Fonte: Autor

A Figura 18 apresenta uma distribuição normal (considerando os dados sem a presença dos *outliers* identificados na Figura 17) para os meses de Novembro e Dezembro de 2013. A Figura 19 também apresenta uma distribuição normal (dados sem *outliers*) para os meses de Janeiro, Fevereiro e Março de 2014. Tendo-se em vista o critério de retirada dos *outliers* para a construção das Figuras 18 e 19, faz-se necessário a observação de que os *outliers* não serão retirados para a construção da modelagem para o treinamento de uma RNA proposta nesse trabalho. Os *outliers* representam lojas de uma faixa elevada de consumo mensal de energia, e optou-se pela permanência da amostra total adquirida (71 lojas) para o aprendizado da RNA.

Após a organização dos dados do conjunto G1 foram obtidos 255 padrões (Conjuntos entradas x saídas), já que foram disponibilizados os dados de 5 medições mensais para

Figura 19 – Distribuição Normal para os dados sem outliers



(a) Janeiro/2014

(b) Fevereiro/2014

(c) Março/2014

Fonte: Autor

cada uma das 51 lojas. A Tabela 5 ilustra como foram organizados os dados. Cada coluna representa um padrão, composto por três entradas e uma saída. De todo o conjunto de dados organizados conforme a Tabela 5, é extraída duas matrizes para o treinamento da rede. A matriz P (entrada), é composta pelos dados de correntes, e a matriz T (saída), é composta pelos dados de consumo.

Para a construção da matriz dos dados de saída T, os valores do consumo de energia foram estabelecidos considerando-se o seguinte algoritmo:

- 1) Para uma discrepância (Equação 2.12) menor que 10 %: é adotado o valor do Medidor (M_e);
- 2) Para uma discrepância (Equação 2.12) maior que 10 %: é adotado o valor do Cálculo por correntes (Equação 2.1).

Tabela 5 – Uma amostra das matrizes P e T para 02 lojas, com os dados de medição de energia do grupo G1

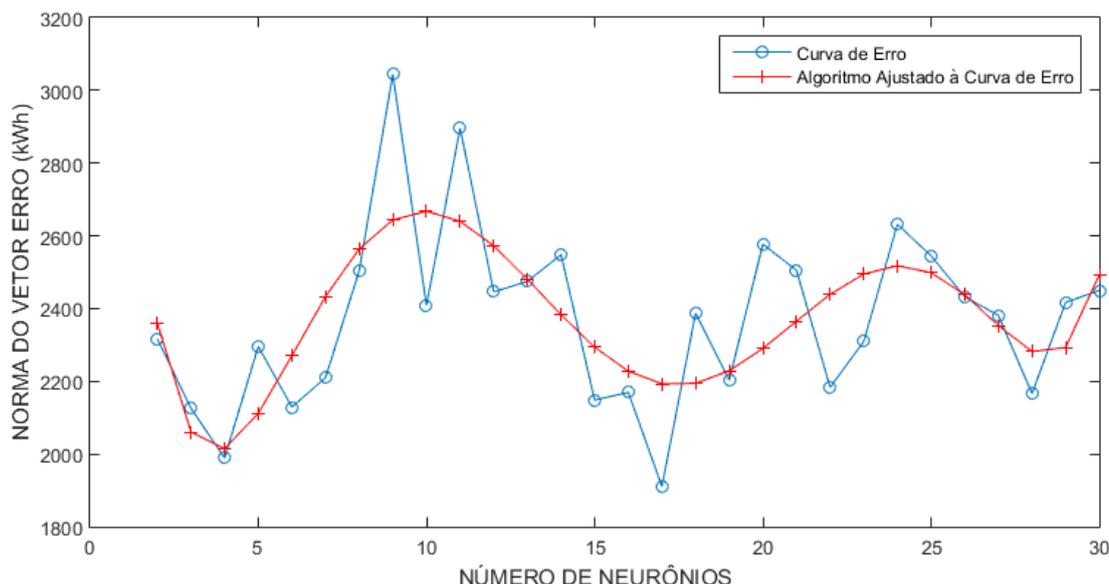
		LOJA - 01					LOJA - 02				
		nov/13	dez/13	jan/14	fev/14	mar/14	nov/13	dez/13	jan/14	fev/14	mar/14
Entrada 1	i1 (Amperes)	4,3	4,2	4,4	4,8	4,3	4,1	3,9	4,1	4,3	4,2
Entrada 2	i2 (Amperes)	3,3	3,5	3,4	3,1	3,4	5,7	5,6	5,6	5,8	5,6
Entrada 3	i3 (Amperes)	3,6	3,8	3,7	3,2	3,2	4,4	4,3	4,5	4,6	4,7
Saída	Consumo(kWh)	769	812	769	781	689	1142	957	1056	1202	1018

Fonte: Autor

O modelo desenvolvido é um modelo empírico *Multiple-Input Single-Output* (MISO). No treinamento do modelo, foram aplicados os 255 padrões correspondentes aos meses de Novembro de 2013 a Março de 2014. O *software* MATLAB[®] foi utilizado para o desenvolvimento do modelo. A definição da topologia da rede é resultado da aplicação do método da validação cruzada, também conhecida por método de divisão dinâmica (*Dynamic Division Method* (DDM)). A metodologia utilizada pelo método DDM consiste

na divisão simétrica do conjunto dos dados de treinamento (G1), de maneira aleatória, em dois subconjuntos A e B, de mesmo tamanho (50% das amostras em cada subconjunto). Durante o treinamento da RNA, haverá uma variação no número de neurônios na camada oculta ($i=1, \dots, n$), onde a RNA é treinada com os dados do subconjunto A, e posteriormente simulada com os dados do subconjunto B⁵⁵. O treinamento prossegue, até atingir o número máximo de neurônios adotado no início do treinamento ($n=30$). A cada iteração, é gerado um erro entre o valor desejado da saída e o valor predito pela rede, onde todos os erros são plotados em um gráfico (Figura 20).

Figura 20 – Gráfico que define a escolha do número ideal de neurônios



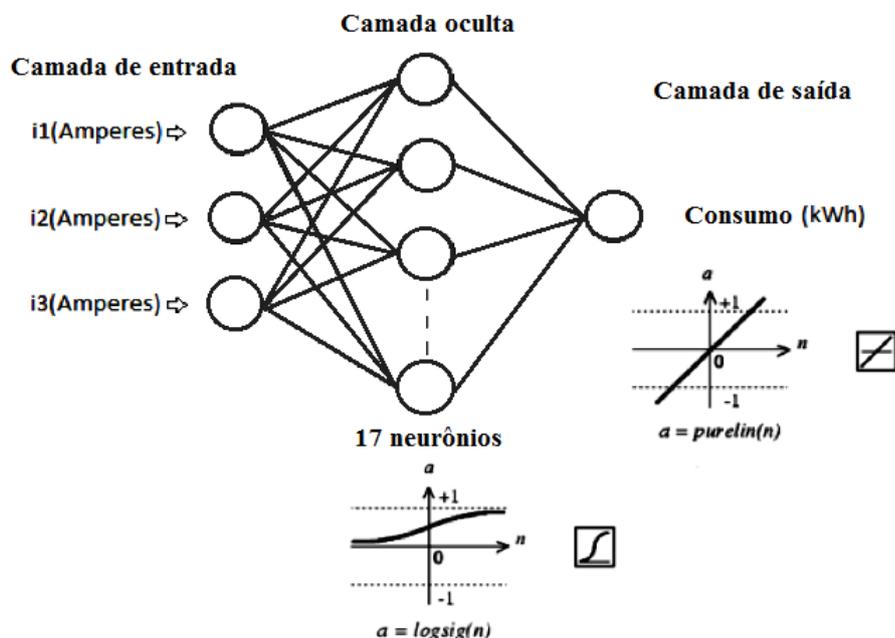
Fonte: Autor

Considerando o estudo da topologia ideal, mostrada na Figura 20, é possível escolher o número de neurônios para a camada oculta da RNA. A escolha é baseada na análise da curva de erro mostrada na Figura 20, adotando-se o número de neurônios para o menor valor de erro quadrático. Para esta topologia adotou-se o menor erro global (curva de erro), ocorrido para o número de 17 neurônios para a camada oculta da RNA *feedforward*. Esse procedimento resultou em um modelo com um total de 86 parâmetros (pesos sinápticos e *bíases* da RNA).

Os dados de entrada foram normalizados buscando uma otimização no processo de aprendizagem da RNA. Segundo Mendes et al.⁵⁵ o principal motivo para a normalização é a diferença existente entre os valores apresentados na entrada. A função de ativação escolhida para o treinamento da camada oculta foi a função *logsigmoïdal*. Aplicando valores de entrada muito elevados ao treinamento da RNA, podem saturar a função de ativação,

prejudicando a convergência da RNA. Sem a realização da otimização dos dados poderá ser difícil para o algoritmo de convergir.

Figura 21 – Arquitetura da RNA feedforward desenvolvida



Fonte: Autor

O método de aprendizagem utilizado foi o *Backpropagation* (BP). Para a camada de saída, aplicou-se a função linear para o treinamento. Segundo Rodrigues, Carneira e Calado⁵⁶ o algoritmo de aprendizagem BP é normalmente aplicado as múltiplas camadas de neurônios da rede, utilizando o método gradiente descendente. A camada de saída é então analisada para verificação da contribuição de cada um dos neurônios, buscando a minimização do erro entre a saída desejada e a saída fornecida pela RNA. Portanto, os neurônios e seus pesos são reajustados, a cada iteração, durante o treinamento da rede, a fim de minimizar o erro da iteração seguinte. A arquitetura proposta para o modelo desenvolvido é mostrada na Figura 21.

Para a simulação do modelo de RNA final obtido, é necessário a execução de alguns comandos através do *software* MATLAB[®]. Para o processamento desse algoritmo, é necessário a disposição dos dados de entrada (matriz P) e de saída (matriz T). O código para o modelo final de RNA obtido nesse trabalho, encontra-se apresentado abaixo:

```
for i=1:lenght(T)
S0 = logsig(P[1,i];P[2,i];P[3,i])' * (net_{iw})' + (net_b)';
SA = sum (S0 * net_{lw}) + net_{b f};
Y(i) = SA;
```

end

As variáveis SO , SA e Y serão reescritas, em equações, para a explicação do algoritmo. O comando *for* é uma estrutura de repetição, sendo utilizado para o cálculo das equações 3.6 e 3.7. O algoritmo calcula inicialmente o valor para SO , através da Equação 3.6. O valor obtido para SO será utilizado em seguida para o cálculo de SA , através da Equação 3.7.

$$SO = \text{logsig}(P[1, i]; P[2, i]; P[3, i])' \cdot (net_{iw})' \cdot (net_b); \tag{3.6}$$

$$SA = \text{sum}(SO \cdot net_{lw}) + net_{bf}; \tag{3.7}$$

O cálculo de SO é referente ao processamento da camada oculta da RNA, e utiliza-se da função de ativação *logsig*. A Equação 3.6 requer os valores para os parâmetros de pesos sinápticos e *bíases* para a camada oculta. A net_{iw} é a matriz de pesos da camada oculta, de ordem 17x3, aonde 17 é o número de linhas da matriz, e 3 corresponde ao número de colunas. A net_b é o vetor de *bíases* da camada oculta, de ordem 17x1. A Tabela 6 mostra os valores para os parâmetros de pesos e *bíases* para a camada oculta.

Tabela 6 – Parâmetros da Camada Oculta da RNA treinada

PESOS (net_iw)			BIAS (net_b)
4.319310517	4.607013404	3.832184348	0.94478719
-17.23673037	-10.63543077	-12.9469026	0.490864092
98.23836129	148.6122146	-26.50597542	12.57201781
5.031897799	5.046248787	4.216065122	0.33771941
-59.7939621	-36.60582442	-54.97800216	0.900053846
397.4141842	306.087734	15.76486255	60.80111671
0.226046115	-0.262744291	-0.172506879	2.099522479
-292.1336083	-186.1943479	-250.9093192	0.780252068
4.316140322	4.152873874	3.776536719	0.389738837
-44.0923232	-35.93961436	-26.68354285	0.241691286
4.476829409	4.345515804	3.503470578	0.403912146
1156.403453	-340.9354583	-583.5779727	-0.70150697
-0.159890752	0.209198407	0.134588427	-1.946609948
-7.969183184	-6.450928373	-11.46023049	0.942050591
-50.64088458	-60.51446841	-158.2139988	0.95613454
-0.013972655	0.057812642	0.050365179	-1.181745188
0.184809434	-0.162563861	0.050994402	-3.578601494

Fonte: Autor

O cálculo de SA é referente ao processamento da camada de saída, e utiliza-se da função de ativação linear (sum). Para calcular a Equação 3.7, é necessário o conhecimento dos parâmetros de pesos sinápticos e $bíases$ para a camada de saída. A net_{lw} é a matriz de pesos da camada de saída, de ordem 1×17 . A Tabela 7 mostra, para cada posição do vetor net_{lw} , seu respectivo valor. A net_{bf} é o bias do neurônio de saída, e possui ordem 1×1 , apresentador o valor de 2689,853 094.

Tabela 7 – Parâmetros da Camada de Saída da RNA treinada

	PESOS (net_{lw})					
Posição	1	2	3	4	5	6
Valor	-15545.88446	39.49998666	-8028.361212	1953.402321	179.0771907	-9120.698225
Posição	7	8	9	10	11	12
Valor	66451.94013	-37.26724571	-2023.977008	138.3322598	-31605.38948	-338.6673278
Posição	13	14	15	16	17	
Valor	98674.80435	184.5935719	179.6112668	-39559.1384	20591.38556	

Fonte: Autor

A previsão de consumo será registrada em uma matriz de saída, através da variável $Y(i)$, que assume os valores calculados para SA , em cada iteração, descrito pela Equação 3.8. O cálculo de SO e SA , será realizado para todos os dados de entrada inseridos na matriz P , verificando-se a quantidade de dados através do comprimento da matriz T ($for\ i=1 : length(T)$).

$$Y(i) = SA, \tag{3.8}$$

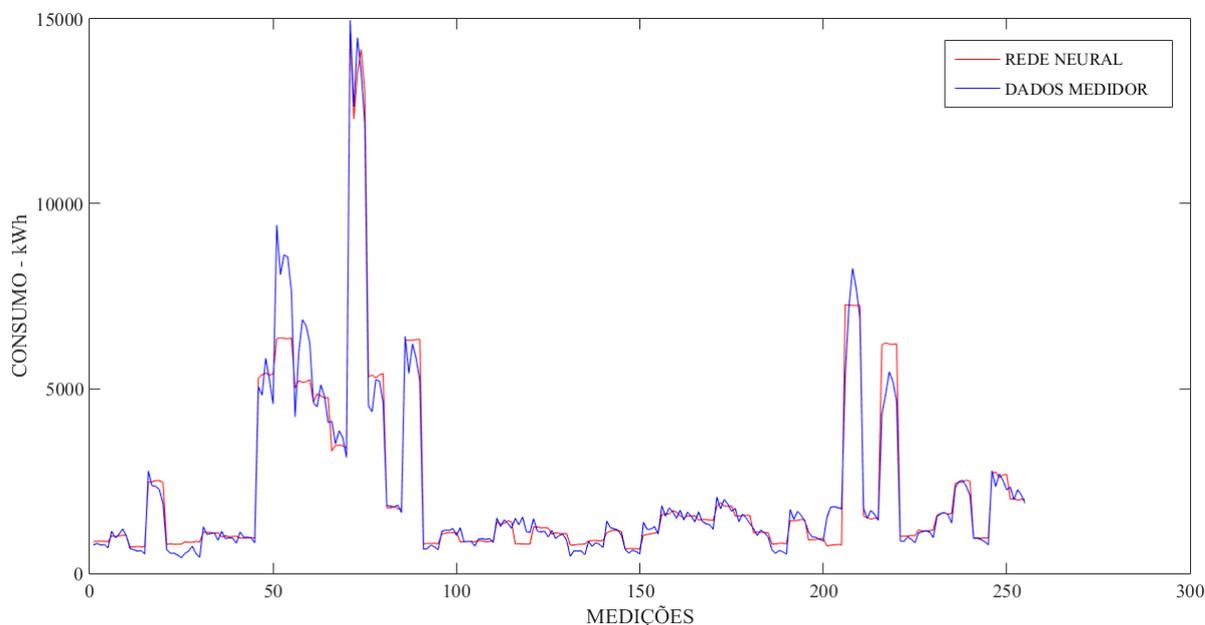
Após o treinamento da RNA, conhecidas as entradas, que são os valores de correntes em uma determinada loja que é alimentada por uma rede trifásica; o modelo é aplicado para simular o valor de saída, obtendo-se a estimativa do consumo mensal de energia kWh para essa loja. A Figura 22 mostra que o modelo desenvolvido correspondeu as expectativas, resultando em valores de saída muito próximos a realidade das medições lidas pelos medidores de energia das lojas.

A próxima etapa consiste na avaliação da eficiência do modelo de RNA desenvolvido nesse trabalho. Em seguida, realiza-se a etapa de validação, aplicando dados de outras lojas (conjunto G2) que não participaram do treinamento inicial da RNA.

3.3.4 Avaliação da eficiência do modelo desenvolvido

Tendo-se em vista a avaliação do desempenho da rede desenvolvida de RNA, será utilizado o método do coeficiente de determinação múltipla (R^2). Através da análise de sensibilidade

Figura 22 – Gráfico comparativo entre o consumo de energia lido pelo medidor com a saída obtida pela RNA, para uma amostra de 51 lojas (conjunto G1)



Fonte: Autor

é possível verificar o efeito causado na variável de saída de um modelo, quando provocada uma variação ou distúrbio em uma variável de entrada. A análise de sensibilidade permite a simplificação de um modelo de RNA, possibilitando a redução na quantidade de variáveis de entradas de um processo. Para alguns casos, como o número de variáveis de entrada coincidem com o número de neurônios da camada oculta de uma RNA, esse estudo pode reduzir a complexidade da rede, resultando em um menor processamento computacional para o modelo de RNA ⁵⁷.

A metodologia utilizada para a avaliação da performance do modelo de RNA desenvolvido nesse trabalho consistiu em gerar perturbações individuais em cada entrada do processo (correntes elétricas: i_1 , i_2 e i_3). As variações aplicadas a cada entrada, seguiram um padrão de sinal do tipo onda quadrada, variando-se os valores nominais de corrente elétrica registrados na matriz P, em +5% e -5%, +10% e -10%, e +20% e -20%. Através do estudo da análise de sensibilidade, adotam-se as variações para os valores na entrada i_1 , mantendo-se constante os valores das demais variáveis (entradas i_2 e i_3). Em cada variação aplicada a i_1 , a nova entrada composta por i_1 , i_2 e i_3 será processada pela RNA, com o uso do *software* MATLAB[®], registrando-se os respectivos valores para saída predita pelo modelo. E a cada nova saída correspondente é calculado um valor para R^2 , quando comparado com o valor da saída da matriz T (dados de consumo de energia utilizados para o treinamento da RNA). A metodologia é a mesma para gerar as variações individuais

para as entradas i_2 e i_3 , mantendo-se constante as demais variáveis no momento do estudo. A Tabela 8 demonstra os valores obtidos para R^2 .

Tabela 8 – R^2 para cada variação aplicada às correntes i_1 , i_2 e i_3

	Variação	R^2	Variação	R^2
Variações em i_1	$i_1 + 5\%$	92.6%	$i_1 - 5\%$	88.4%
	$i_1 + 10\%$	84.7%	$i_1 - 10\%$	64.0%
	$i_1 + 20\%$	74.7%	$i_1 - 20\%$	30.8%
Variações em i_2	$i_2 + 5\%$	94.6%	$i_2 - 5\%$	96.1%
	$i_2 + 10\%$	81.9%	$i_2 - 10\%$	93.2%
	$i_2 + 20\%$	38.9%	$i_2 - 20\%$	87.7%
Variações em i_3	$i_3 + 5\%$	96.9%	$i_3 - 5\%$	97.0%
	$i_3 + 10\%$	94.3%	$i_3 - 10\%$	95.4%
	$i_3 + 20\%$	85.6%	$i_3 - 20\%$	91.7%

Fonte: Autor

Através da Tabela 8 percebe-se que a variação aplicada às variáveis i_1 e i_2 afetaram o valor de R^2 , tornando-o mais distante de 100 %. Quanto menor o valor de R^2 , indica uma maior contribuição da variável de entrada em estudo, para o cálculo da previsão de consumo mensal de energia ⁵⁷. Dessa forma, comparando-se os valores obtidos para R^2 , as variáveis i_1 e i_2 possuem uma maior contribuição para o modelo desenvolvido. Conclui-se que a variável i_3 possui uma menor contribuição para o cálculo da previsão de consumo mensal, tendo-se em vista a baixa variabilidade dos valores calculados para R^2 . A perturbação provocada para a entrada i_1 em -20 % demonstrou o menor valor calculado para R^2 igual a 30,8 %. Verificou-se o maior valor calculado para R^2 em 97,0 % quando aplicada a perturbação na variável i_3 em -5 %. Esse valor obteve a melhor aproximação com relação ao valor de R^2 (97,8 %) correspondente à comparação entre os dados reais de consumo coletados com o modelo de RNA desenvolvido. O valor de 97,8 % para R^2 indica um bom desempenho para o modelo de RNA obtido nesse trabalho.

3.4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após a aplicação dos dados de entrada ao modelo RNA desenvolvido, verifica-se que todas as lojas da amostra inicial de 51 lojas, alcançaram o valor de Discrepância (Dp) (Equação 2.12) inferior a 10 %. O desempenho do modelo proposto pode ser considerado como ótimo, já que soluciona os casos em que antes era contestada a veracidade da medição de consumo obtido pelo medidor de energia.

A Tabela 9 mostra os valores percentuais da Discrepância relativa (Equação 2.12). O modelo foi validado com um novo conjunto de dados (Tabela 9), composto por 20 lojas (conjunto G2) que não pertenciam a amostra inicial fornecida para o treinamento da rede.

O teste de validação demonstra que 55% das lojas foram beneficiadas quanto a forma escolhida para a cobrança do consumo mensal de energia. Estas lojas pagaram menos energia neste mês. Após a aplicação da RNA, o valor de Dp (Equação 2.12) apresentou-se inferior a 10%, podendo adotar a medição de energia pela leitura do medidor eletrônico de energia.

A Tabela 9 apresenta os valores que não foram tarifados para algumas lojas. Ao somá-los conclui-se que o SC deixou de faturar 4.945 kWh para essa amostra de 20 lojas no mês de fevereiro (2014).

Tabela 9 – Análise dos valores de discrepância para a escolha da coluna adotada

MÊS: FEVEREIRO / 2014								
Número da Loja	Consumo	Consumo	Consumo	Discrepância	Discrepância	Coluna	Indicação	Diferença
	Calculado	Modelo	Mensal	Medidor	Medidor	Adotada	RNA	RNA -
	Equação 2.1	RNA	Medidor	Cons. calc.	RNA			Adotada
Loja - 122	1073	1089	1091	2%	0%	1091	1091	0
Loja - 132	915	998	949	4%	-5%	949	949	0
Loja - 133	840	972	957	12%	-2%	840	957	117
Loja - 135	4386	5365	5243	16%	-2%	4386	5243	857
Loja - 139	3666	4745	4797	24%	1%	3666	4797	1131
Loja - 141	3087	3450	3669	16%	6%	3087	3669	582
Loja - 145	4052	5366	5200	22%	-3%	4052	5200	1148
Loja - 151	1743	1746	1845	6%	5%	1845	1845	0
Loja - 190	1055	1103	1214	13%	9%	1055	1214	159
Loja - 197	605	867	866	30%	0%	605	866	261
Loja - 198	772	864	944	18%	8%	772	944	172
Loja - 216	1254	1239	1140	-10%	-9%	1140	1140	0
Loja - 221	933	1075	1058	12%	-2%	933	1058	125
Loja - 236	926	1156	1173	21%	1%	926	1173	247
Loja - 243	1653	1699	1659	0%	-2%	1659	1659	0
Loja - 245	1543	1542	1549	0%	0%	1549	1549	0
Loja - 266	1093	1106	1097	0%	-1%	1097	1097	0
Loja - 005	772	932	918	16%	-2%	772	918	146
Loja - 129	1042	1155	1117	7%	-3%	1117	1117	0
Loja - 162	1556	1603	1588	2%	-1%	1588	1588	0
TOTAL						33129	38074	4945

Fonte: Autor

3.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Tendo-se em vista a utilização de um conjunto de dados de 51 consumidores, lojistas, de um SC de Alagoas, foi possível uma análise, através de um estudo de caso, sobre o consumo

mensal de energia elétrica dessas lojas. O conjunto dos dados permitiu uma análise com detalhe, precisão e representatividade.

Considerando-se as devidas manipulações matemáticas com a amostra, foram apresentadas duas formas para o cálculo do consumo mensal de energia elétrica para uma loja qualquer. A primeira utilizou-se de um modelo matemático fenomenológico, que calcula o consumo através da leitura dos valores das 3 correntes elétricas que energizam a loja. O segundo método é na aplicação de um modelo desenvolvido de uma RNA. Conclui-se que a proposta do modelo de uma RNA obteve uma melhoria para o sistema de medição do SC, quando comparado ao método por cálculo do consumo pela Equação 2.1.

Tal medida visou reduzir a margem de erro para o cálculo do consumo de energia, em caso de falhas do medidor. A entidade fornecedora de energia elétrica, neste caso o SC, tem grande interesse no perfeito e correto desempenho desse equipamento, pois nele é que repousam uma das bases econômicas da empresa.

Levando-se em conta a obtenção de uma melhor eficiência na automação dos processos de leitura e controle dos dados, motivado pela nova modelagem apresentada, tornaram-se importantes à avaliação e o estudo da aplicabilidade de novos conceitos assim como a verificação de dificuldades que possam ser encontradas na criação e implementação. Como consequência, houve uma redução nos litígios entre consumidores e fornecedores, visto que a margem de erro foi inferior a 10 %, margem assumida pela empresa. Determinando assim o sucesso da modelagem proposta.

4 APLICAÇÃO REDES NEURAS ARTIFICIAIS - PREVISÃO DO CONSUMO ONLINE

4.1 INTRODUÇÃO

Como comentado anteriormente, para este trabalho, foi sugerido uma nova ferramenta para a previsão do consumo mensal de energia elétrica. O modelo é baseado em uma Rede Neural Artificial (RNA), que, após implementada em um ambiente *Web*, tornará disponível a previsão *online* do consumo de energia elétrica em uma loja. Para execução da leitura dos dados, propõe-se a montagem de um *setup* experimental, composto basicamente de um microcontrolador Arduíno, um *shield ethernet*, e de três sensores de corrente.

Para a realização desse experimento, foram escolhidas 3 lojas de um outro *Shopping Center* (SC), diferente daquele abordado no estudo de caso descrito no Capítulo 3. A escolha desse novo SC, o Maceió Shopping, se deu pelo seu prévio interesse, e pelo conhecimento manifestado pela equipe gestora e pela equipe de manutenção desse SC. O **Maceió Shopping** está localizado na cidade de Maceió, capital do estado de Alagoas, e possui mais de 25 anos de funcionamento, com mais de 200 lojas. A maioria dos medidores instalados nas lojas desse SC são do tipo analógico. Por essa razão, os gestores da área de manutenção consideram como inviável, a implantação da tarifação eletrônica em todas as lojas. Entretanto, eles possuem o conhecimento sobre os medidores digitais e as suas vantagens, proporcionando ao SC um projeto para a modernização do processo de medição, com a troca dos medidores de energia.

4.2 METODOLOGIA PROPOSTA

Foi projetada a construção de um *setup* experimental, utilizando-se como um dispositivo microcontrolador. Para cumprir tal funcionalidade proposta por esse projeto, **a previsão do consumo mensal de energia elétrica**, o *setup* experimental proposto, a ser instalado em uma loja escolhida, precisa estar conectado com a *internet*. Dessa forma, para que possam aplicar a solução proposta, é essencial que as lojas possuam a sua própria rede de *internet*, equipada com o seu roteador. É necessária a realização de um estudo do local de instalação do *setup* experimental e o dispositivo precisa estar próximo ao quadro de medição da loja. A loja deve fornecer um ponto de energia elétrica (ou tomada universal), destinado a ligação de uma fonte que energizará o *setup* experimental.

As lojas de um SC possuem instalações físicas diferentes, já que elas são franquias de marcas nacionalmente conhecidas. Portanto, não há um padrão definido para a localização dos seus medidores e dos quadros de energia em cada loja. Alguns medidores de energia estão instalados na entrada da loja, normalmente localizados atrás de manequins ou de expositores. Os cabos elétricos que fornecem energia para as lojas são instalados em locais

diferentes em cada um dos espaços entregues aos lojistas. Esses lojistas são os responsáveis pela execução da obra de acabamento, executando o seu projeto elétrico de acordo com as suas necessidades. Esses medidores são acessados apenas uma vez a cada mês, no momento da medição de consumo mensal, ou nas atividades de manutenção realizadas pelas equipes técnicas do SC. Esse fato pode ocorrer em diversas lojas do SC, tendo-se em vista a forma da construção do edifício. Tendo-se em vista o número reduzido de eletricitistas que trabalham no SC, aliado ao grande número de ocorrências elétricas durante um dia, não é possível a realização de uma visita diária a todos os medidores das lojas do SC. Uma análise diária poderia levantar novos estudos e padrões, entretanto, esse procedimento é realizado apenas mensalmente, pois a duração é de até 2 dias para a conclusão da leitura de todos os medidores analógicos das lojas do SC estudado. Apenas para um SC com medidores automatizados, seria possível o acompanhamento diário dos perfis de consumo de todas as lojas.

Em casos de difícil acesso ao medidor de energia, deve-se buscar uma alternativa para a instalação do *setup* experimental. Conduzindo a energia fornecida para a loja, os cabos elétricos devem passar pelo medidor de energia, até que eles cheguem ao quadro geral de distribuição de energia, considerando-se que não existam ligações secundária, ou perdas ao longo desse percurso. Geralmente, o quadro de distribuição se encontra instalado nos fundos da loja, próximo ao estoque ou ao balcão de vendas. Para os restaurantes, de uma maneira análoga, o quadro de distribuição de energia se encontra instalado nos fundos da loja, próximo a cozinha ou ao estoque de alimentos.

4.3 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

Uma RNA treinada é capaz de realizar previsões, com ótimos níveis de acerto ⁴⁶. Neste trabalho, a proposta de um modelo baseado em uma RNA permitiu uma inovação, criando uma nova ferramenta para a previsão do consumo mensal de energia elétrica.

Esses itens (a, b, c) demonstram os passos realizados para o desenvolvimento e a aplicação de uma RNA, em um estudo de caso descrito no Capítulo 3.

a) Estrutura do modelo e procedimento de estimação de parâmetros

O modelo desenvolvido possui a estrutura de uma RNA *feedforward*, com 17 neurônios em sua camada oculta. Para o treinamento da RNA, foi aplicado o algoritmo *back-propagation*. Os procedimentos para o desenvolvimento do modelo estão descritos no Capítulo 3, um estudo de caso desenvolvido em 71 lojas de um SC.

b) Validação da Rede Neural Artificial Treinada

Durante o treinamento de uma RNA, o algoritmo de treinamento realiza testes de validação. No ajuste dos parâmetros iniciais estabelecidos para o treinamento da rede, é possível definir qual a fração dos dados será usada para o treinamento, e a fração dos dados que será usada para a validação da rede. A validação destina-se a avaliar a capacidade de interpolação do modelo obtido pelo treinamento. Essa capacidade foi demonstrada no Capítulo 3.

Foram coletados os dados de consumo mensal em algumas lojas. Esse dados foram fornecidos pelo setor de manutenção do Maceió Shopping. As planilhas de dados foram liberadas, contendo as informações de consumo de energia elétrica para cada loja, em cada mês de 2016.

c) Aplicando os dados utilizando o modelo desenvolvido

Considerando-se que os SCs estudados possuem lojas com algumas características em comum, com relação ao perfil elétrico de funcionamento, o modelo desenvolvido de RNA com os dados do Arapiraca Garden Shopping foi adotado para a realização de testes com novos dados do Maceió Shopping. No Capítulo 3 foram discutidas algumas das similaridades observadas para as lojas dos SCs estudados neste trabalho.

Para a aplicação do modelo desenvolvido de RNA com os novos dados, é necessário o conhecimento prévio dos valores para as correntes elétricas nas três fases que alimentam a loja. O Maceió Shopping disponibilizou dados de consumo mensal de suas lojas, referente a alguns meses do ano de 2016. Verificando-se as planilhas adquiridas, constatou-se a ausência dos dados de correntes elétricas para as lojas. A gestão do SC informou que registra mensalmente os valores de consumo coletados no medidor de energia. Essa metodologia é suficiente para a realização do cálculo de tarifação de cada loja, desconsiderando os casos de defeito e ausência do medidor de energia.

Tabela 10 – Variabilidade dos dados de consumo mensal para 10 lojas do Maceió Shopping

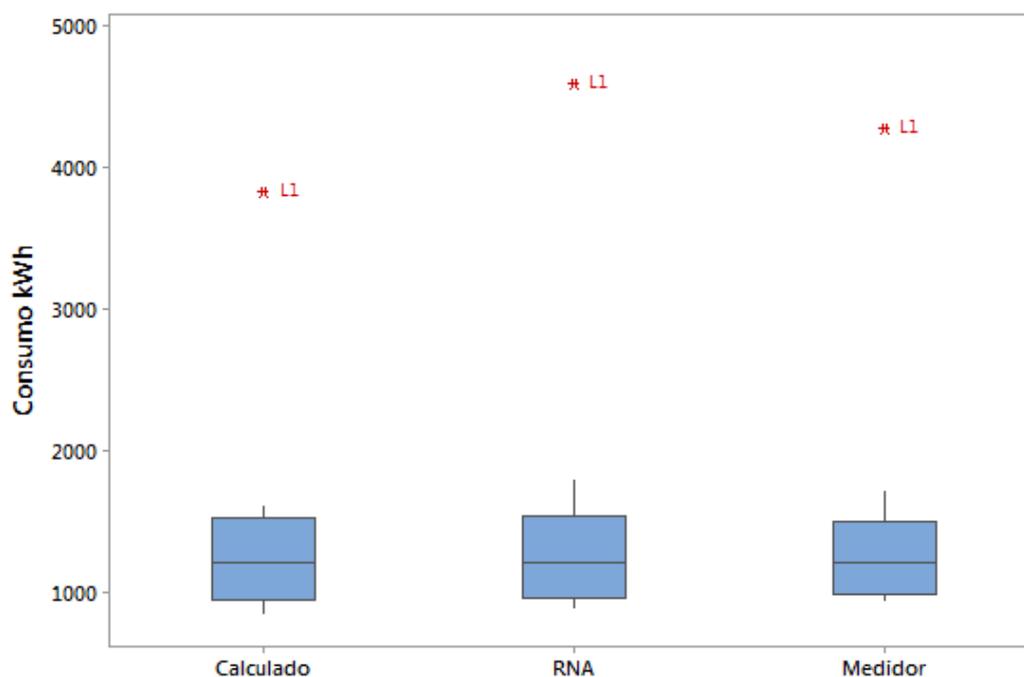
Variável	\bar{x}	S	CV	Mínimo	Máximo
Consumo Calculado	1451	868	59.81	847	3822
Consumo RNA	1540	1106	71.79	890	4587
Consumo Medidor	1504	1003	66.71	939	4271

Fonte: Autor

Discutindo-se a problemática estudada com o gestor do setor de manutenção do Maceió Shopping, verificou-se a possibilidade para a medição de valores de correntes elétricas de algumas lojas. Escolheu-se 10 lojas, de maneira aleatória. Foi sugerido para a equipe

de eletricitistas, a realização de 5 medições em dias consecutivos, em horários distintos, durante o dia. Iniciando-se o mês de Novembro de 2016, a primeira medição coincidiu com a leitura mensal dos medidores de energia em todas as lojas. Com o valor lido no medidor, ao início do mês de Novembro, realiza-se a diferença aritmética utilizando o valor da leitura mensal anterior (mês de Outubro). Dessa forma, define-se um valor para a conta de energia atual de cada loja, referente ao consumo do mês de Outubro/2016. Após a aquisição dos dados de correntes elétricas instantâneas, verificou-se para as lojas, um comportamento de consumo elétrico constante, baseando-se na baixa variação entre os valores de correntes elétricas coletadas nesse período. Verificou-se uma discrepância inferior a 5%, para as medições realizadas nos 5 dias consecutivos, para cada loja. Os dados coletados permitem concluir um perfil de baixa variação de consumo elétrico no decorrer de cada dia.

Figura 23 – *Boxplot* para os métodos de previsão de consumo para as 10 lojas do Maceió Shopping



Fonte: Autor

Verificando-se a variabilidade para os dados coletados de consumo, construiu-se a Tabela 10. Entre as 10 lojas escolhidas, uma apresenta um perfil de consumo de energia maior do que as demais. Construindo-se um gráfico de caixa (*boxplot*) para os dados (Figura 23), verificou-se que a loja 1 pode ser considerada como um *outlier*. Entretanto a loja não foi descartada da amostra, visto que a previsão de consumo realizada pelo modelo de RNA demonstrou um valor aproximado ao valor de consumo obtido pelo medidor (7%), do que a previsão realizada pela equação (Equação 2.1) teórica de

consumo (11 %). A presença da loja 1 na amostra resulta em altos valores para o desvio padrão (S), como também para o coeficiente de variação (CV), indicados na Tabela 10. A disponibilidade de novos dados viabilizou o teste da RNA previamente treinada, conforme a metodologia descrita no Capítulo 3. A Tabela 11 compara os dois métodos de previsão de consumo mensal. Calculando-se a discrepância entre os dois métodos de previsão com os valores de consumo obtidos no medidor de energia, para o mês de Outubro de 2016, demonstrou-se um bom ajuste para o modelo de RNA, considerando que todas as previsões obtiveram valores de discrepância inferiores a 10 %. Decidiu-se pela montagem do *setup* experimental em três lojas do Maceió Shopping, possibilitando a coleta de novos dados, necessários para a realização de testes com a rede implementada *online*, sob as condições do novo SC.

Tabela 11 – Teste do modelo RNA com novos dados

MÊS: OUTUBRO / 2016					
Lojas	Consumo	Consumo	Consumo	Discrepância	Discrepância
	Calculado	Modelo	Mensal	Medidor	Medidor
	Equação 2.1	RNA	Medidor	Cons. Calc.	RNA
1	3,822.08	4,587.00	4,271.31	11%	-7%
2	1,272.03	1,237.70	1,293.48	2%	4%
3	1,498.89	1,463.00	1,425.92	-5%	-3%
4	952.69	982.09	992.84	4%	1%
5	950.03	1,031.42	987.16	4%	-4%
6	1,626.63	1,801.30	1,726.84	6%	4%
7	1,109.70	925.48	984.28	-13%	6%
8	1,198.85	1,179.65	1,141.72	-5%	-3%
9	1,233.44	1,305.50	1,276.88	3%	-2%
10	846.91	889.97	939.14	10%	5%

Fonte: Autor

4.3.1 Simulação de uma Rede Neural Artificial utilizando a internet

A RNA foi inicialmente treinada utilizando o *software* Matlab[®] (Capítulo 3). Para a implementação dessa rede na *Web*, transpôs-se os parâmetros da rede treinada, tais como os valores dos *bias* e pesos dos neurônios, assim como as funções de transferência. Dessa forma, deu-se a implementação do algoritmo *feedforward* na *Web*. Essa implementação considerou os valores extraídos da rede treinada no Matlab[®]. Essa RNA foi aplicada na

homepage desse projeto. Na criação do algoritmo *feedforward*, foi adotada uma linguagem de programação do tipo *JavaScript*. Foi adotado o *software* Node.JS[®] para disponibilizar *online* a RNA criada. O *software* Node.JS[®] possibilita que o código *JavaScript* seja executado em máquinas do tipo usuário ou servidor. O *JavaScript* é uma linguagem de programação, amplamente utilizada para fazer *sites*.

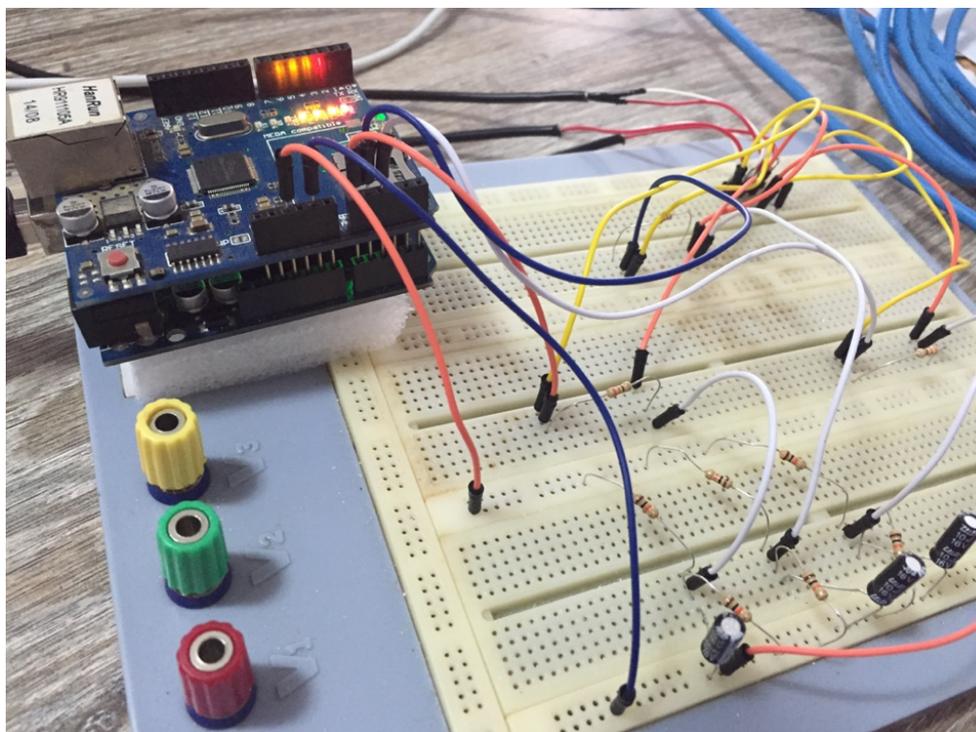
Com a operacionalização da RNA através da *homepage*, é possível ter vários *setups* instalados em diversas lojas. Cada um deles envia, individualmente, os dados para a simulação *online* da RNA, através do *site*. O resultado da simulação *online* é a previsão do consumo mensal de energia para a loja.

4.4 SETUP EXPERIMENTAL

Nesta seção, serão apresentadas toda a montagem do *setup* experimental, assim como as funcionalidades dos seus componentes. O *hardware* montado será instalado em três lojas de um SC.

Foi realizada uma pré-montagem do *setup* experimental com um microcontrolador arduíno, um *shield ethernet*, 3 sensores de corrente SCT013-100A, *protoboard* e fios, para a ligação elétrica dos componentes. A Figura 24 mostra a realização dos primeiros testes.

Figura 24 – Testes com circuito de recepção do sinal de corrente



Fonte: Autor

4.4.1 Microcontrolador Arduino

Atualmente, existem diversos fabricantes de dispositivos microcontroladores. Porém, nem todos são de fácil aplicação e programação, exigindo um maior esforço pelo programador. Para esse trabalho, foi escolhida a plataforma Arduino, utilizando-se a placa de desenvolvimentos modelo Arduino UNO, visto na Figura 25. Esse microcontrolador utiliza a linguagem C para a sua programação.

Figura 25 – Microcontrolador Arduino UNO



Fonte: ARDUINO⁵⁸

4.4.2 Ambiente de Desenvolvimento Integrado do Arduino IDE

A programação do microcontrolador Arduino é feita através de um *software* disponível no *site* do fabricante. O ambiente de programação é conhecido por *Integrated Development Environment* (IDE). Esse *software* é disponibilizado gratuitamente e permite o desenvolvimento da programação do dispositivo microcontrolador. Esse mesmo ambiente realiza a transmissão dos dados da programação para o Circuito Integrado (CI). A Figura 26 mostra o ambiente de programação IDE. O fabricante realiza atualizações constantes no *software*, disponibilizando as novas versões no *site* oficial do Arduino.

Figura 26 – Ambiente de programação do Arduino IDE



Fonte: Autor

4.4.3 Sensor de Corrente

Existem 2 tipos básicos de sensores de corrente elétrica. Um é o do tipo invasivo, ou seja, o circuito precisa ser aberto onde se deseja medir a corrente elétrica. Nesse dispositivo, a corrente elétrica percorre o componente. Porém, existem os sensores do tipo não invasivos. Esses sensores realizam a leitura do campo magnético gerado pela corrente elétrica que flui sobre o condutor ⁵⁹.

O sensor de corrente modelo SCT13 - 100 A permite a leitura não invasiva de valores de corrente elétrica, limitados em 100 A. Basta abrir o seu conector e inseri-lo, abraçando ao cabo elétrico, em seguida fechando ao conector. A Figura 27 mostra um exemplo de um sensor de corrente que foi utilizado nesse trabalho.

Foram realizados testes de medição de corrente, utilizando-se o Arduino UNO e um circuito com um divisor de tensão, que serve de base para a recepção do sinal de corrente medido ^{61, 62}. Para a realização dos testes, verificação e comparação das medições de corrente elétrica, foi escolhido o ar condicionado do laboratório C1, do bloco de eletrônica, do campus Maceió do IFAL. Foi montada uma extensão, utilizando-se um fio de 4,0 mm, fazendo a ligação do ar condicionado através dessa extensão. Dessa forma, realizou-se a medição de corrente, utilizando-se o sensor acoplado ao fio da extensão. Para a verificação e comparação dos resultados obtidos, utilizou-se um alicate amperímetro da marca MINIPA,

Figura 27 – Sensor de corrente SCT013-100A



Fonte: FILIPEFLOP⁶⁰

modelo ET3200, disponível nesse laboratório. A Figura 28 mostra o teste realizado com o sensor de corrente, no laboratório C1 do IFAL.

Figura 28 – Testes de medição com os sensores de correntes SCT013-100A



Fonte: Autor

4.4.4 Shield Ethernet

Um Arduíno UNO possui a capacidade de comunicação com a *internet*. Para este trabalho, foi escolhido o uso de um módulo, que ao ser conectado com o Arduíno, possibilita a conexão da placa com a *internet*. O *Shield Ethernet*, modelo W5100 (Figura 29), é um

módulo que torna possível o uso de programações que realizem a interação através de *sites*, em um ambiente *Web*.

Figura 29 – Shield Ethernet



Fonte: ARDUINO⁵⁸

Após o acoplamento do *Shield Ethernet* ao Arduíno, é necessário o uso de uma biblioteca de controle, que consiste em um conjunto de códigos que realizam a interface entre essas duas placas, permitindo o uso de abreviações de códigos para a aplicação das funções de *internet*, durante a programação do dispositivo.

4.4.5 Montagem do Hardware

Os primeiros testes em uma loja do SC permitiram identificar uma série de ajustes necessários ao *setup* experimental. A primeira alteração consistiu em instalar o dispositivo em uma caixa, protegendo-o contra a poeira e dificultando o seu acesso por pessoas não autorizadas. A Figura 30 mostra a montagem do primeiro *setup* experimental, instalado na loja 1 do SC. Os sensores foram conectados aos cabos de alimentação da loja, os mesmos cabos que energizam o disjuntor trifásico, ligados ao quadro de distribuição geral de energia elétrica da loja 1. Para essa loja, foi necessário a instalação de um roteador próprio, garantindo a repetição do sinal de *internet* da loja, através de *wi-fi*, evitando-se a instalação de um cabo de rede, já que o roteador da loja encontrava-se distante do local de instalação do *setup* experimental.

Após a confirmação da funcionalidade do circuito, foi projetada uma Placa de Circuito Impresso (PCI), utilizando-se o *software* PROTEUS[®]. Esse *software* permite o desenvolvi-

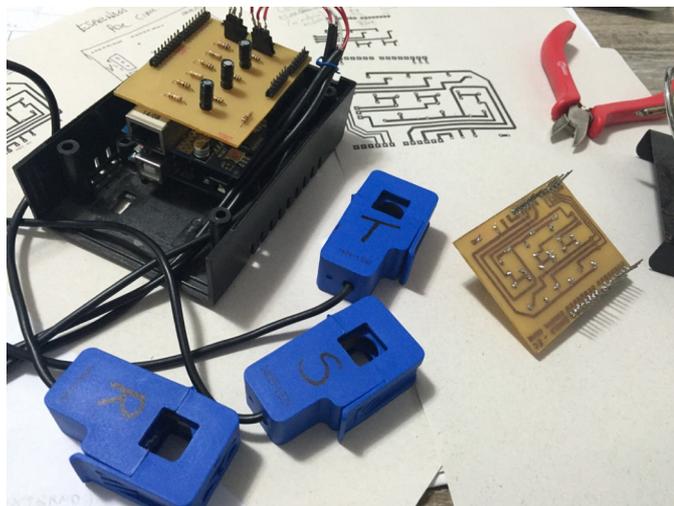
Figura 30 – Sensores de corrente e setup experimental instalado na loja 01



Fonte: Autor

mento de projetos para placas e de uma simulação para circuitos eletrônicos. A Figura 31 mostra o *kit* do *setup* experimental pronto, montado com uma placa PCI contendo o circuito base para captação da corrente elétrica, dispensando o uso de um *protoboard*.

Figura 31 – Projeto da placa auxiliar



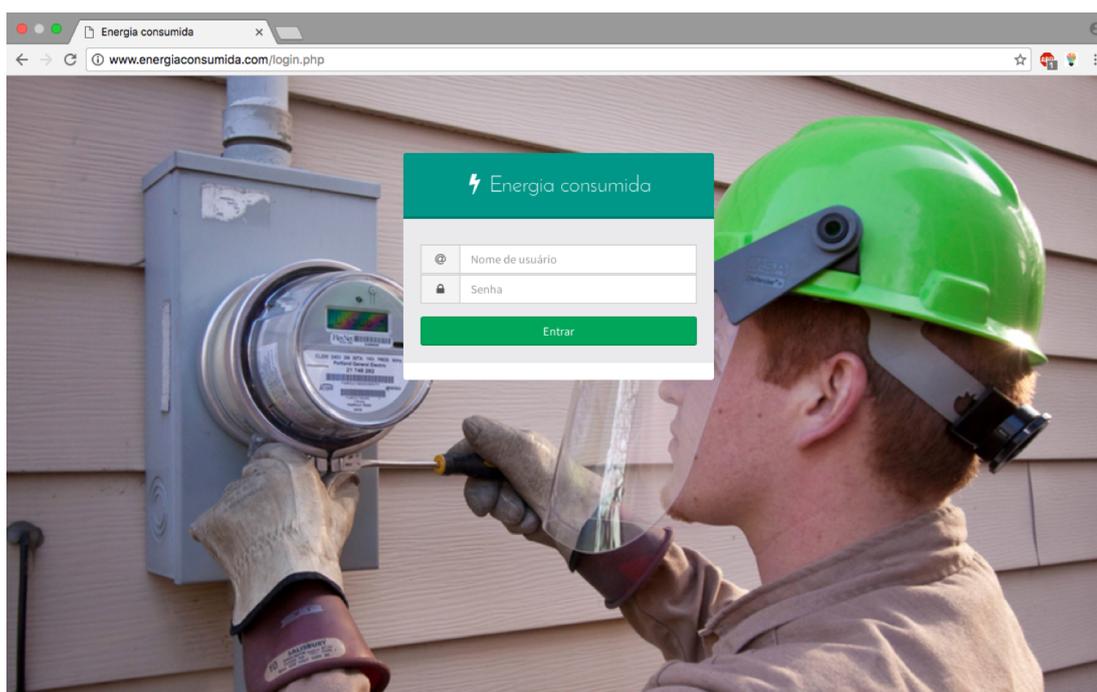
Fonte: Autor

A placa desenvolvida foi projetada nas medidas originais da placa Arduino UNO, facilitando a conexão elétrica através dos conectores do módulo base do Arduino. Da mesma forma, o módulo auxiliar do *Shield Ethernet* foi conectado. Com isso, obtivemos uma conexão das 3 placas, de forma funcional, como visto na Figura 31.

4.4.6 Construção de Homepage

Atualmente, existem *sites* e plataformas gratuitas na *Web* que permitem o recebimento e tratamento de dados. Os dados podem ser enviados a partir de um microcontrolador, conectado a *internet*. Entretanto, além desses *sites* possuírem poucos modelos e recursos, eles não poderiam simular uma RNA, o que consiste no principal objetivo deste trabalho. A *homepage* desenvolvida para esse trabalho é capaz de receber e armazenar uma grande quantidade de dados. Após testes com a RNA implementada, foi constatado que, com o processamento da RNA implementada, os resultados obtidos tinham conformidade com os resultados calculados pela RNA inicialmente treinada no ambiente do MATLAB®. A Figura 32 mostra a tela inicial do *site* desenvolvido, que recebeu o nome de **Energia Consumida**. Essa primeira visualização do *site* mostra que, para ter acesso aos dados de uma loja, um usuário deverá estabelecer um *login* e senha.

Figura 32 – Homepage desenvolvida - www.energiaconsumida.com

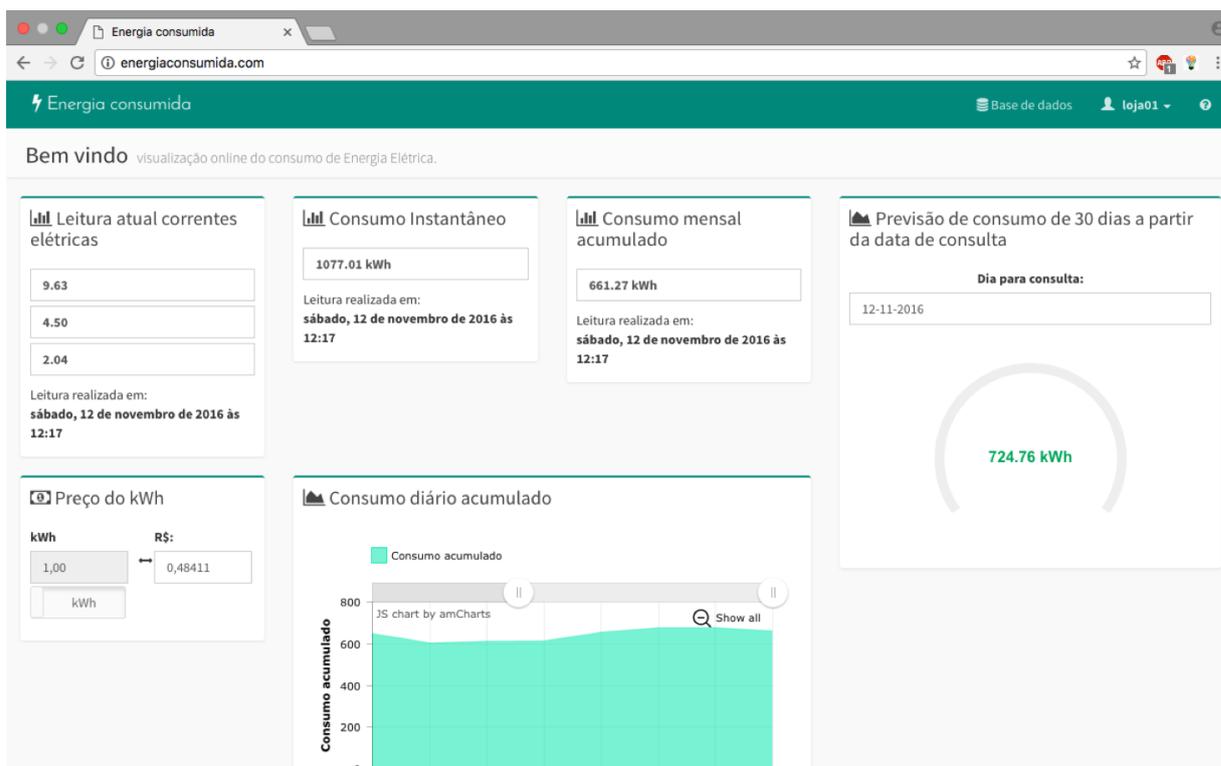


Fonte: Autor

Para a criação do *site*, foram utilizadas diversas linguagens de programação, tais como: *HTML5*, *Javascript*, *Bootstrap* e *CSS*. Também foi utilizado o *software Sublime Text 3*®, que realiza edição de textos da programação.

A Figura 33 mostra as funções que o *site* disponibiliza para um usuário. As previsões de consumo são calculadas a cada recebimento de um novo dado, sendo mostradas em pequenos *displays*. Abaixo de cada *display*, é informado o horário e a data do envio mais recente. Para essa página, é possível verificar as funções:

Figura 33 – Tela inicial com informações do consumo online de uma loja



Fonte: Autor

a) **Leitura atual de correntes elétricas**

Esse item mostra a leitura instantânea das correntes elétricas, em A (Amperes). Esses dados das correntes são processados em outras funções do *site*.

b) **Consumo Instantâneo**

Para cada dado recebido, o *site* realiza o cálculo para o consumo instantâneo (Equação 4.1), considerando-se a diferença de tempo, entre o envio atual e o envio anterior. Para o cálculo, considerando que a loja é energizada por um sistema trifásico, é utilizada a média aritmética dos valores das 3 correntes elétricas instantâneas que alimentam a loja, no período.

$$C_i = v \cdot \frac{i_1 + i_2 + i_3}{3} \cdot fp \cdot \sqrt{3} \cdot \Delta t, \quad (4.1)$$

onde as variáveis i_1 , i_2 e i_3 , são utilizadas na fórmula para o cálculo da média aritmética das 3 correntes elétricas instantâneas que energizam a loja no momento da medição. Conforme discutido no Capítulo 3, o SC adotou como constante, os valores para a tensão elétrica trifásica em 380 V, e o valor padrão do fator de potência (fp) em 0,92.

Os gestores do SC adotaram esse critério para a simplificação dos cálculos de consumo, considerando o elevado número de lojas a serem avaliadas mensalmente. O Δt é um valor numérico da diferença de tempo (em horas) entre o envio atual e o envio anterior dos dados recebidos pelo *site*.

c) **Consumo Mensal Acumulado**

O Consumo Mensal Acumulado foi definido como a soma de todos os valores de Consumo Instantâneo (C_i), calculados na Equação 4.1, compreendendo-se o período entre o primeiro e o último dia de cada mês. Com a visualização desse *display*, é permitido ao usuário, verificar a evolução da sua conta, por meio do conhecimento do consumo parcial de energia elétrica até completar o mês corrente. Essa função foi programada de maneira que, no instante inicial de cada mês, essa informação do *display* é zerada, e dessa forma, realizará, novamente, o acúmulo das medidas do consumo de energia elétrica do mês atual.

d) **Previsão de consumo de 30 dias a partir da data de consulta**

O *site* também oferece um recurso, que permite a consulta da previsão de consumo mensal de energia elétrica, a partir de uma data escolhida pelo usuário. Essa função possibilita a realização de uma pesquisa pelo usuário do sistema que deseja conhecer detalhes sobre seu consumo nos dias de demandas específicas. Na escolha de um dia específico, o *site* acessa o banco de dados, fazendo uma média dos valores já calculados para dia anterior, feitos através da RNA implementada.

e) **Preço do kWh**

Essa função permite ao usuário, a conversão dos valores calculados para o consumo em kWh, para valores monetários (R\$). Uma vez digitado um valor unitário do kWh, o *site* armazena e utiliza esse dado para realizar os cálculos.

f) **Previsão diária para o consumo mensal**

Essa função realiza a plotagem da previsão de consumo mensal, a cada dia.

A segunda página do site (Figura 34) corresponde ao banco de dados. Nessa página é possível consultar a tabela construída a partir dos dados recebidos e calculados pelo *site*. A tabela é composta por:

a) **Código**

Para cada dado recebido, é gerado um código, seguindo uma sequência numérica crescente. Os códigos facilitam a busca de dados específicos na sua base.

Figura 34 – Base de dados da homepage

Base de dados Acompanhe a Previsão do Consumo de Energia: Modelo Matemático X Rede Neural Artificial

Tabela de consumo

Período de consulta na tabela 24 de Outubro de 2016 - 31 de Outubro de 2016

Mostrar 10 Informações por página Pesquisar:

Código	Data e hora	I1	I2	I3	Consumo Função	Consumo Rede Neural
24611	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 19:02	9.5448875	11.520762	4.69485	1715.8480038015	1837.5948512114
24610	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 18:53	10.265933	11.55685	1.3783224	1545.3726115279	1713.0938731136
24609	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 18:44	10.438468	11.514685	0.89925289	1522.146534015	1617.3612320637
24608	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 18:35	9.9264183	11.420278	1.3967457	1514.8886983063	1722.8234668091
24607	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 18:27	9.2787514	11.634119	1.3697897	1484.1970689261	1827.8348484989
24606	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 18:18	9.6921349	11.496938	1.3743919	1502.9008282982	1765.2981913538
24605	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 18:09	10.655072	11.480153	1.3895291	1566.9301118329	1632.7342787946
24604	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 17:59	9.2268858	11.533954	1.3766297	1474.5262548497	1810.6155545915
24603	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 17:50	10.024011	11.53118	1.3930384	1528.5291190402	1738.9840873766
24602	Domingo, 30 de Outubro de 2016 às 17:41	9.4088001	11.609925	1.3751966	1491.6079498471	1814.6118947136
Código	Data e hora	I1	I2	I3	Consumo Função	Consumo Rede Neural

Fonte: Autor

b) **Data e hora**

Em cada registro no banco de dados, é associada a data e a hora de recepção dos dados.

c) **Correntes medidas** (i_1, i_2, i_3)

No banco de dados, é possível verificar o perfil do consumo diário, analisando o comportamento e variação, nos valores das correntes elétricas registradas.

d) **Consumo função**

Para o cálculo da previsão do consumo mensal de energia, é adotado o uso de uma média ponderada dos valores de corrente elétrica. No instante inicial ($j = 1$), considera-se que i_p será igual ao valor da primeira medição de corrente elétrica no dia. A cada iteração ($j \geq 2$), a média ponderada de corrente em cada fase é atualizada conforme a Equação 4.2⁴. No recebimento de um novo dado, o *site* realiza o cálculo de i_p , considerando-se os valores registrados para a corrente em cada uma das fases, nas ultimas 24 h.

$$(i_p)_j = \frac{j \cdot (i_p)_{(j-1)} + i_p}{j + 1} \quad (4.2)$$

O cálculo (i_p) é realizado para cada uma das 3 fases que energizam a loja. j representa o número de iterações, já que a cada cálculo de uma i_p atual, será sempre considerado o seu valor anterior calculado. Após a atualização da média ponderada de corrente em cada fase, é calculada a média aritmética das três correntes ponderadas, utilizando-se a Equação 4.3.

$$M(i_p) = \frac{i_{p1} + i_{p2} + i_{p3}}{3} \quad (4.3)$$

Tabela 12 – Cálculo das correntes ponderadas para i_1, i_2 e i_3

Código	Data e Hora	iterações	i_1	i_{p1}	i_2	i_{p2}	i_3	i_{p3}	M(ip)
28330	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 09:53	j = 1	3.13	3.13	1.87	1.87	2.70	2.70	2.57
28332	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:02	j = 2	3.79	3.35	1.86	1.87	2.73	2.71	2.64
28334	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:12	j = 3	3.17	3.64	1.86	1.86	2.74	2.73	2.74
28336	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:21	j = 4	3.16	3.17	1.86	1.86	2.77	2.75	2.59
28338	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:31	j = 5	3.14	3.16	1.87	1.86	2.72	2.76	2.59
28340	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:39	j = 6	3.14	3.14	1.86	1.87	2.76	2.73	2.58
28342	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:48	j = 7	3.14	3.14	1.86	1.86	2.75	2.76	2.59
28344	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:57	j = 8	3.13	3.14	1.88	1.86	2.72	2.75	2.58
28346	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:06	j = 9	3.16	3.13	1.85	1.88	2.74	2.72	2.58
28348	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:15	j = 10	3.41	3.18	1.86	1.85	2.77	2.74	2.59
28350	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:25	j = 11	3.32	3.40	1.87	1.86	2.73	2.77	2.68
28352	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:34	j = 12	3.32	3.32	1.86	1.87	2.86	2.74	2.64
28354	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:43	j = 13	3.37	3.32	1.85	1.86	2.76	2.85	2.68
28356	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:52	j = 14	3.30	3.37	1.87	1.85	2.76	2.76	2.66
28358	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 12:00	j = 15	3.17	3.29	1.86	1.87	2.77	2.76	2.64

Fonte: Autor

A Tabela 12 mostra um exemplo para o cálculo de i_p nas 3 fases, para um conjunto de dados transmitidos pelo *setup* experimental instalado na loja 2. Através da Tabela 12, percebe-se que o comportamento das correntes ponderadas (i_p) oferecem uma maior estabilidade para a previsão do consumo de energia elétrica, quando comparado as variações das correntes instantâneas (i_1, i_2 e i_3). Para o cálculo da previsão de consumo de energia (Equação 2.1), o *site* substitui a Equação 2.2 (média aritmética das correntes instantâneas: i_1, i_2 e i_3) pela Equação 4.3, considerando a média aritmética das correntes ponderadas ($M(i_p)$).

e) Consumo Rede Neural

A RNA implementada ao *site* é um algoritmo que recebe os valores de corrente elétrica como dados de entrada. Para o uso dessa função, os dados de corrente também serão

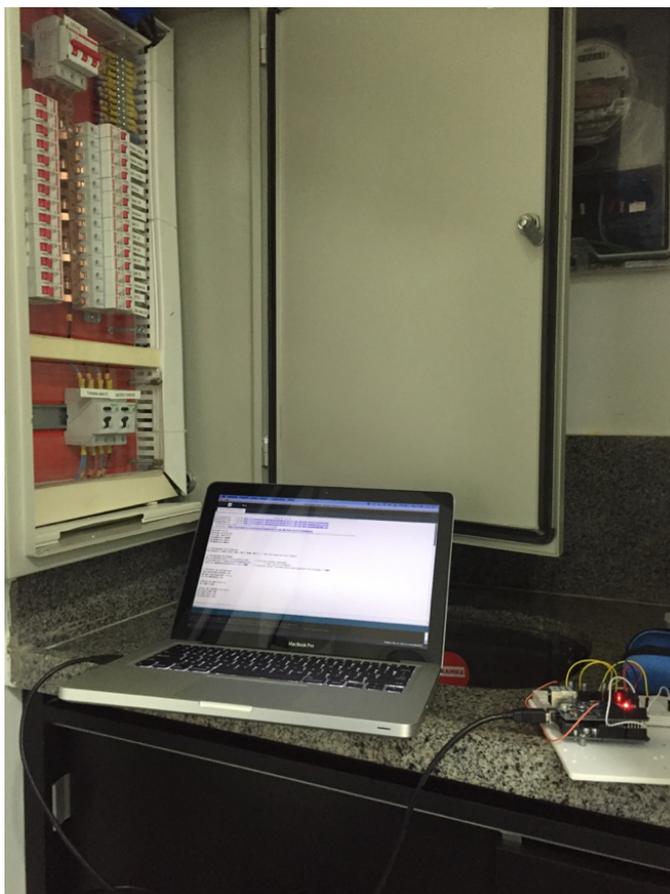
tratados, através do uso da Equação 4.2. O uso das médias ponderadas das correntes em cada fase garante uma maior estabilidade nos resultados, evitando as grandes variações nos valores de predição, mantendo-se os resultados sujeitos às variações das médias, dado de entrada apresentado à RNA.

4.4.7 Comunicação Arduino X internet

Através do uso do *Shield Ethernet*, o microcontrolador Arduino pode realizar a comunicação com a *internet*. O *site* criado para esse projeto, foi inicialmente programado para 3 usuários, correspondendo às 3 lojas de um SC. Cada kit do *setup* experimental é programado com uma chave, também conhecida por *LocalKey*. Ou seja, cada *setup* instalado armazena os seus dados em um local específico no *site*, aonde, para ter acesso aos seus dados, cada lojista precisa estabelecer um *login* e senha.

Após vários testes em laboratório, foi instalado o primeiro *setup* experimental, na loja 1. A Figura 35 mostra os primeiros testes realizados na loja 1.

Figura 35 – Testes de envio de dados, na loja 01



Fonte: Autor

Como pode ser visto no registro de **Data e Hora** em cada coleta, o tempo entre cada

coleta de dados é de aproximadamente 10 min (Tabela 12).

4.4.8 Testes de Medição do Consumo Elétrico utilizando o setup-experimental

Foi realizada uma sequência de testes, em 3 lojas do Maceió Shopping, durante um período aproximado de 2 meses. Diversos problemas ocorreram, necessitando de estudos e troca de partes do *setup*, para resolver as problemáticas. Alguns dos problemas encontram-se relatados abaixo:

a) Falhas na comunicação com o site

Realizando um estudo no banco de dados da loja 1, foram identificados alguns horários em que o *setup* parou a comunicação com a *internet*. Ao entrar em contato com o lojista dessa loja, foi confirmado uma falta de energia no horário, e percebido que o *setup* não estava se reconectando a internet. Após a realização de novos testes, foi constatado que o problema ocorreu com o roteador instalado, já que para a loja 1, o acesso ao *wi-fi* da loja é realizado por meio de um roteador. Após a substituição do roteador, por outro modelo e fabricante, foi solucionado o problema.

b) Erro na medição de corrente

Durante algumas visitas nas lojas estudadas, realizou-se novas medições nos valores das correntes elétricas, utilizando um alicate amperímetro (Figura 15). Os valores se aproximaram dos valores lidos pelos sensores de corrente, com erro menor que 2% nas medições. Porém, por uma provável solda fria, na Placa de Circuito Impresso (PCI) desenvolvida, o *site* passou a mostrar valores muito maiores para uma das correntes monitoradas da loja 2. Foi comprovado defeito na PCI utilizada, e substituída por uma PCI reserva.

c) Falha na comunicação - loja 02

Torna-se necessária uma observação, com respeito a loja 2. O quadro de distribuição de energia dessa loja, é localizado próximo ao roteador, sendo necessário apenas a ligação por um cabo de rede. Após a medição da distância, foi adquirido um cabo de 10 metros, sendo conectado o *kit* ao roteador. O *kit* funcionou bem durante algumas semanas.

Também foram identificadas algumas falhas no envio dos dados pelo *setup* da loja 2. O *setup* foi retirado da loja, e submetido a novos testes em laboratório. Foi identificado que o *setup* não estava reiniciando após uma queda de energia. Foi identificado um defeito no *shield ethernet*, visto que, após a troca do mesmo, o *setup* voltou a funcionar e reiniciar normalmente.

d) **Caso especial - loja 03**

Para a loja 3, o *setup* foi instalado, porém não houveram medições no *site*, já que a *internet* da loja encontrava-se constantemente com problemas. Por se tratar de um restaurante, foi solicitado pelo lojista, uma adaptação no *kit*, sendo necessário a troca da caixa que guarda o *setup* completo. Pela indisponibilidade de recursos, não foram corrigidos os problemas, permanecendo a loja 3 sem o *setup* instalado.

4.5 AVALIAÇÃO ECONÔMICA DO PROJETO

Para a montagem dos *setups* experimentais utilizados neste trabalho, realizou-se uma pesquisa de preços, em *sites* específicos de venda de componentes eletrônicos. Verificou-se que alguns *sites* internacionais, oferecem esses produtos a valores inferiores, quando comparados aos preços dos componentes em *sites* nacionais. O tempo de entrega torna-se a principal vantagem para a realização da compra em um *site* nacional. A Tabela 13 mostra os componentes necessários para a composição do *setup* experimental completo. O material listado na Tabela 13 foi comprado em um *site* nacional, em Outubro de 2015. Atualmente, verificou-se que não houveram mudanças significativas nos preços dos componentes utilizados no *setup*.

Tabela 13 – Orçamento para a construção de um *setup* experimental

ITEM	DESCRIÇÃO	QUANT.	PREÇO UNIT.	TOTAL
1	Microcontrolador - Arduino UNO	1	R\$ 45.00	R\$ 45.00
2	Sensor de corrente SCT 013 - 100 Amperes	3	R\$ 50.00	R\$ 150.00
3	Shield Ethernet W5100	1	R\$ 60.00	R\$ 60.00
4	Placa de Circuito Impresso (PCI) - Material/confecção	1	R\$ 20.00	R\$ 20.00
5	Componentes eletrônicos (resistores/capacitores) para montagem da PCI	1	R\$ 3.00	R\$ 3.00
6	Caixa para o prototipo/silicone/parafusos/solda/conectores	1	R\$ 25.00	R\$ 25.00
TOTAL				R\$ 303.00

Fonte: Autor

O preço médio para a montagem de cada *kit* é de aproximadamente R\$ 303,00. Realizou-se a compra de material necessário para a montagem de 4 *kits*, tendo-se em vista, a possibilidade de substituição de componentes defeituosos em algum dos *setups* instalados, e também, a realização de testes em laboratório.

Para estabelecer a conexão do *setup* com a *internet*, realizou-se a compra de 2 *modems*. O preço médio de cada *modem* utilizado é de aproximadamente R\$ 130,00, mas pode variar a depender do modelo e fabricante escolhido. Dessa forma, existem 2 casos para a instalação do *setup* experimental em uma loja. Para o primeiro caso, sendo o *setup* instalado próximo ao *modem* da loja, descarta-se a necessidade de instalar um *modem* próprio para o projeto, e a conexão com a *internet* é realizada através de um cabo de rede, ligando o *setup* ao *modem* da loja. Agregando um valor comercial ao produto, sugere-se a cobrança para o

kit de medição de energia, no valor de R\$ 350,00. Para o segundo caso, considera-se que o *modem* da loja está localizado distante das instalações do *setup*. Nesse caso utiliza-se um *modem* próprio para realizar a conexão *Wi-fi* entre o *setup* e o *modem* da loja. Para o segundo caso, o valor comercial para o produto final é de R\$ 450,00.

A Tabela 14 demonstra 14 exemplos de medidores eletrônicos disponíveis no mercado. A tabela foi construída a partir de uma pesquisa realizada nos sites dos fabricantes: ELO, Nardini, *Schneider*, *Nansen* e WEG. Os fabricantes disponibilizam as características técnicas, e dividem basicamente os medidores em dois grupos de produtos. O primeiro grupo, corresponde aos medidores básicos, que realizam a medição de poucas grandezas elétricas. Em alguns casos, os medidores realizam apenas a medição da Potência Ativa (P). Alguns medidores eletrônicos também disponibilizam a medição da Potência Reativa (Q). Para a Tabela 14 os medidores mais básicos correspondem aos itens 1, 2, 4, 5, 6, 7 e 8.

Tabela 14 – Exemplos de Medidores Eletrônicos

Item	Modelo	Fabricante	Classe	N de Fases	Grandezas Medidas	Monit. Remoto	Conexão Internet	Plataforma Online
1	2101L	ELO	B	1	P	Não	Não	Não
2	2123	ELO	B	3	P, Q, demanda	Não	Não	Não
3	2113	ELO	C	3	S, P, Q, I, V, fp, Demanda, Freq	Sim	Não	Não
4	JD20-IO2	Nardini	B	1	Consumo	Sim	Não	Não
5	ART	Nardini	B	3	P, Q, tarifação	Não	Não	Não
6	Aurium+	Nansen S/A	B	1	P, Q	Sim	Não	Não
7	Vector MD	Nansen S/A	B	1	P	Não	Não	Não
8	Vector P	Nansen S/A	B	3	P, Q	Não	Não	Não
9	Spectrum K ART	Nansen S/A	B	3	S, P, Q, I, V, fp, Demanda, Freq	Não	Não	Não
10	Spectrum S 200	Nansen S/A	C	3	S, P, Q, I, V, fp, Demanda, Freq	Sim	Sim	Não
11	PM5000	Schneider	B	3	S, P, Q, I, V	Não	Não	Não
12	ION7550	Schneider	B	3	S, P, Q, I, V, fp, Demanda, Freq	Não	Sim	Sim
13	SMW 100	WEG	B	1	S, P, Q, I, V, fp, Demanda, Freq	Sim	Sim	Sim
14	SMW 300	WEG	B	3	S, P, Q, I, V, fp, Demanda, Freq	Sim	Sim	Sim

Fonte: Autor

Entretanto, a Tabela 14 mostra um outro grupo de medidores mais complexos, que disponibilizam um maior número de grandezas elétricas medidas, tais como: a frequência ($Freq$); o fator de potência (fp); a corrente elétrica (I); a tensão elétrica (V); a potência aparente (S); classifica períodos e horários diferentes no dia, correspondendo a demanda contratada pelo consumidor; entre outras grandezas e funções específicas, não listadas nessa tabela. Alguns desses medidores mais complexos permitem a realização do monitoramento remoto, através de um computador ou sistema externo de leitura de energia. Apenas os medidores correspondentes aos itens 12, 13 e 14 disponibilizam de uma plataforma *online*, semelhante ao *site* proposto neste trabalho.

O *kit* de medição *online* desenvolvido agrega algumas das funções dos medidores mais

complexos, listados na Tabela 14. O *kit* de medição possui monitoramento remoto, conexão com a *internet* e a plataforma *online*. Após uma pesquisa de preços para alguns dos medidores listados na Tabela 14, conclui-se que o custo final proposto para o *kit* desenvolvido, é comparado aos preços dos medidores mais básicos, que custam em média R\$ 250,00. Desta forma, percebe-se que o *kit* de medição desenvolvido neste trabalho custa em média a metade do preço de um medidor complexo mais barato. Isso torna uma vantagem para o consumidor que adquirir o *kit* de medição proposto.

Após a aquisição do *kit* de medição de energia, o cliente recebe um treinamento gratuito para o uso da plataforma *online*. As funções básicas do *site* encontram-se disponíveis quando estabelecido o *login* e senha. Entretanto, existirá um plano de assinatura mensal, no valor de R\$ 19,90, para permitir o acesso a funções avançadas relacionadas ao controle do consumo de energia, tais como: acionamento/desligamento remoto de cargas através do microcontrolador Arduíno (utilizado no *setup*); geração de relatórios diários de consumo de energia; envio de mensagens de texto para o celular do cliente, para casos pré-definidos de alto consumo de energia em uma das fases, ou circuito elétrico específico monitorado; entre outras funções a serem desenvolvidas posteriormente.

A assistência técnica torna-se necessária para o acompanhamento e comprovação da eficiência dos primeiros *kits* instalados. Normalmente, as empresas de telefonia e automação costumam cobrar pela visita técnica aos clientes, entretanto, visando a correção de eventuais falhas para os primeiros *setups* desenvolvidos, considera-se um prazo de carência de 3 meses, para a realização de visitas técnicas sem custos adicionais aos clientes, que venham a adquirir o *setup* de medição *online* de energia proposto neste trabalho. A garantia oferecida para o produto é de 1 ano, e garante a troca ou manutenção contra defeitos de material e mão-de-obra, desde que o produto seja mantido em condições normais de uso e manutenção.

A viabilidade do projeto baseia-se no fato do *setup* experimental estar associado à plataforma *online* desenvolvida (www.energiaconsumida.com). Após estabelecer *login* e senha, o cliente passa a acompanhar a previsão de consumo diário/mensal, e pode realizar ações de eficiência energética em seu estabelecimento, resultando numa diminuição de sua conta de energia. Um cliente que possui mais de um estabelecimento comercial, terá acesso a previsão de consumo parcial/mensal de energia, de várias lojas simultaneamente, através da *internet*.

Verificou-se para este trabalho, a indicação pelo registro de *software*, tendo-se em vista a vasta utilização do microcontrolador Arduíno, aliado a pré-existência dos medidores eletrônicos inteligentes. Entretanto, a plataforma *online* criada, envolve códigos computacionais, que podem ser protegidos, impedindo terceiros de obter retorno financeiro indevido. O Núcleo de Inovação Tecnológica (NIT), é o setor responsável do IFAL, para o auxílio de docentes e pesquisadores que desenvolvem tecnologias e desejam realizar a patente do

produto. O órgão responsável para o registro de programas de computador é o Instituto Nacional da Propriedade Industrial (INPI). Atualmente, encontra-se em fase inicial, os estudos para o registro do *software* desenvolvido neste trabalho.

4.5.1 Análise do site desenvolvido

O *site* plota em duas colunas (Tabela 15), o valor obtido pelos dois métodos de previsão de consumo de energia elétrica, discutidos neste trabalho.

Considerando a Tabela 15 (construída a partir dos dados de correntes ponderadas calculadas na Tabela 12), o cálculo da Diferença Percentual de Estimativa mostrou resultados inferiores a 10%. Dessa forma, os resultados obtidos através da RNA desenvolvida encontraram-se próximos aos resultados obtidos pela equação teórica de consumo (Equação 2.1), demonstrando um bom comportamento do modelo empírico desenvolvido. Na ausência ou falha de um medidor de energia, tendo como base os dados expostos na Tabela 15, o gestor do SC pode escolher o método proposto por este trabalho, para a tarifação da loja. Baseando-se nos dados de previsão de consumo mostrados na Tabela 15, para 15 transmissões feitas pelo *setup*, todas as estimativas indicaram que o lojista pagaria um menor valor na conta de energia, quando escolhido o método de previsão através do modelo de RNA desenvolvido.

Tabela 15 – Comparação entre os modelos de previsão implementados no site desenvolvido

Código	Data e Hora	i_1	i_2	i_3	Previsão de Consumo		Diferença Percentual de Estimativa
					Função(Ce)	Função(RNA)	
28330	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 09:53	3.13	1.87	2.70	513.69	496.55	3.34%
28332	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:02	3.79	1.86	2.73	559.14	511.37	8.54%
28334	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:12	3.17	1.86	2.74	518.32	497.32	4.05%
28336	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:21	3.16	1.86	2.77	519.52	502.01	3.37%
28338	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:31	3.14	1.87	2.72	516.02	488.39	5.35%
28340	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:39	3.14	1.86	2.76	517.65	496.16	4.15%
28342	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:48	3.14	1.86	2.75	516.51	495.88	3.99%
28344	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 10:57	3.13	1.88	2.72	515.75	489.53	5.08%
28346	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:06	3.16	1.85	2.74	517.09	497.14	3.86%
28348	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:15	3.41	1.86	2.77	536.21	512.34	4.45%
28350	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:25	3.32	1.87	2.73	528.81	506.67	4.19%
28352	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:34	3.32	1.86	2.86	536.83	509.71	5.05%
28354	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:43	3.37	1.85	2.76	532.94	501.52	5.90%
28356	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 11:52	3.30	1.87	2.76	529.54	503.28	4.96%
28358	Segunda-Feira, 21/11/2016 às 12:00	3.17	1.86	2.77	520.56	501.96	3.57%

Fonte: Autor

Inserindo-se os dados da Tabela 15 no *software* MINITAB[®], foi investigada (Tabela 16) a

variabilidade da amostra retirada do banco de dados (*site*) da loja 2. O erro padrão da média (função $SE \bar{x}$) estima a variabilidade entre amostras, e indica que as três correntes elétricas (i_1 , i_2 e i_3) possuem uma baixa variabilidade para esse conjunto de dados. O fato demonstra para a loja 2, um perfil de linearidade no funcionamento de suas cargas elétricas, no decorrer de um dia.

O cálculo do coeficiente de variação (CV) para os dados da Tabela 16 demonstra que: a variabilidade para as correntes i_1 e i_3 atingiu valores de $CV = 5,43\%$ para i_1 , e $CV = 1,33\%$ para i_3 , o que não compromete a classificação da loja a um perfil de linearidade de consumo de energia ao longo do dia. Investigando com o lojista sobre a variabilidade das cargas elétricas, foi constatado que os equipamentos elétricos permanecem, em sua maioria, ligados no decorrer do dia, já que a loja 2 realiza atividades de comércio varejista. As variações de consumo no decorrer do dia, segundo o lojista, são no uso de cargas consumidoras, como por exemplo: uso de carregadores de celular, uso temporário de um segundo computador localizado no estoque da loja, uso de cafeteira, entre outros equipamentos de baixo consumo elétrico.

O cálculo de CV para os 2 métodos de previsão de consumo indica uma variabilidade similar entre os dois métodos ($CV = 2,33\%$ para a Função Ce, e $CV = 1,45\%$ para a Função RNA). Tendo-se em vista a utilização das correntes ponderadas para o cálculo dos métodos de previsão, as funções de previsão mostraram resultados consistentes, indicando menores valores de previsão de consumo de energia, para a função que utiliza-se da RNA desenvolvida.

Tabela 16 – Variabilidade para a amostra de dados da loja 2

Variável	\bar{x}	$SE \bar{x}$	S	CV
i1	3.2567	0.0456	0.1767	5.43
i2	1.8627	0.00206	0.00799	0.43
i3	2.7520	0.00947	0.0367	1.33
Função (Ce)	525.24	3.17	12.26	2.33
Função RNA	500.66	1.87	7.26	1.45

Fonte: Autor

O *site* foi projetado inicialmente para auxiliar os gestores do SC na tarifação de lojas. Uma loja com um *kit* instalado, facilita ao gestor do SC, a realização do estudo do perfil de consumo diário/mensal dessa loja. Conforme discutido no Capítulo 3, é através do cálculo da Discrepância (Equação 2.12), que o gestor realiza a tarifação da loja. Caso a Discrepância seja maior que 10% é descartada a medição pelo medidor de energia. Para

esses casos, o gestor pode comparar através do *site*, a melhor indicação para a tarifação do lojista. O *site* possibilita também a verificação do padrão de consumo de energia elétrica para um dia em específico.

4.6 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Considerando-se o treinamento de uma Rede Neural Artificial (RNA), utilizando o *software* MATLAB[®], foi possível a implementação de uma RNA em um *site*, transpondo-se os parâmetros (neurônios, pesos e *bias*) da RNA treinada no MATLAB[®] para a RNA implementada no *site*. O algoritmo da RNA implementada no *site* funcionou corretamente em um ambiente *Web*, executando a previsão *online* do consumo de energia, fazendo uso dos mesmos parâmetros, em conformidade com os resultados obtidos no *software* MATLAB[®].

Com o uso de um microcontrolador Arduíno, foi montado um *setup* experimental em 3 lojas de um novo SC. Apenas a loja 1 obteve resultados satisfatórios, entre a montagem operacional e envio de dados para o *site*. Foram identificados alguns defeitos no *setup* instalado na loja 2, não havendo tempo hábil para os devidos consertos e substituição dos componentes. Entretanto, coletaram-se dados suficientes para a realização de análises e testes, através do *setup* instalado na loja 2. Para a loja 3, não foi possível a realização de testes com o *setup* devido a problemas técnicos com a *internet* da loja.

A partir do banco de dados da loja 2, é possível fazer uma análise dos dados, mostrados na Tabela 15. Conclui-se que, ao compararmos as colunas de previsão do consumo de energia elétrica, a previsão baseada na RNA se mostrou eficiente, mesmo quando aplicada a um conjunto de dados que não foi usado no treinamento inicial da rede. De uma maneira geral, a previsão através da RNA se aproximou da previsão fornecida pelo cálculo do consumo mensal Equação 2.1. Quando calculada a diferença percentual da estimativa realizada pelos dois métodos, considerando-se os exemplos da Tabela 15, o maior valor obtido para essa diferença foi de aproximadamente 10%, considerando-se um bom resultado.

Os lojistas que participaram desse trabalho mostraram-se dispostos a divulgar o *setup* experimental para os outros lojistas. Entretanto, é necessário a realização de mais testes com o *setup* experimental, além de aprimoramentos nas funções do *site*, para uma possível comercialização desse produto.

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES

5.1 COMENTÁRIOS FINAIS

Embora a equação teórica para o cálculo de consumo elétrico utilizada pelos gestores de SCs ofereça bons resultados para a **previsão do consumo mensal de energia elétrica**, buscou-se nesse trabalho, um novo método para auxiliar o processo de tarifação do consumo mensal em lojas de SC.

Considerando-se o desenvolvimento de um modelo baseado em uma Rede Neural Artificial (RNA) *feedforward*, foram obtidos resultados satisfatórios em um estudo de caso, aplicando-se os dados de consumo mensal de energia, em lojas de um *Shopping Center* (SC). A RNA desenvolvida foi capaz de prever o consumo de energia elétrica mensal, considerando-se, como entrada do modelo, a média ponderada da leitura dos valores das correntes elétricas medidas em cada uma das fases que energizam as lojas. Quando submetida aos testes de validação, utilizando-se os dados das lojas que não compuseram o conjunto de treinamento da RNA, o modelo proporcionou resultados consistentes na previsão do consumo mensal de energia.

Ao criar um *setup* experimental com uso de um microcontrolador Arduíno, esse trabalho apresentou uma inovação tecnológica. O *setup* experimental disponibiliza o resultado *online* para a previsão de consumo de energia elétrica. Isso é feito através de um *site* implementado (**www.energiaconsumida.com**), onde é realizada a comparação dos resultados obtidos por dois métodos de previsão. Os mesmos métodos de previsão propostos e avaliados nesse trabalho. Foram montados e instalados, em lojas de um SC, 3 *kits* do *setup* experimental. Porém, apenas um *kit* funcionou com todos os recursos pretendidos, permitindo a análise *online* dos dados de consumo elétrico.

Levando-se em consideração a análise mensal do desempenho dos medidores de energia elétrica, pelos gestores dos SCs estudados, o *site* adiciona uma opção para o estudo da tarifação das lojas. Visto que o critério de tarifação de lojas é comum aos dois SCs, os gestores adotam a medida que melhor representa o consumo mensal de energia para cada estabelecimento.

Embora esse trabalho esteja enquadrado num mestrado profissional, com a proposta de gerar tecnologia de baixo custo para estabelecimentos comerciais e industriais, para os quais o consumo de energia elétrica gera um impacto direto na receita líquida de uma empresa, ele avança os estudos de Melo²⁶ e Paulino¹⁷ na área de medição do consumo de energia elétrica. Essa dissertação traz do academicismo para uma aplicação prática, o uso da ferramenta de RNA aplicada a um dispositivo eletrônico microcontrolador. A implementação do processo gerou observações de pontos que podem ser revistos no ambiente científico, tais como: o desenvolvimento de novos medidores eletrônicos com

recursos de conexão com a internet; a construção de protótipos de medição de consumo de energia utilizando-se de dispositivos microcontroladores; a elaboração de *sites* e aplicativos conectados a um dispositivo de medição; etc. Dessa forma, o trabalho proposto cumpre o ciclo natural da ciência, fornecendo subsídios para a tecnologia, que retroalimenta a comunidade científica com novos desafios na área da engenharia elétrica.

Conclui-se que a plataforma desenvolvida nesse trabalho é capaz de auxiliar a gestão de projetos de distribuição de energia em SCs. Considerando-se os aspectos econômicos, foi sugerida uma nova ferramenta baseada nos *softwares* e *sites* existentes em empresas renomadas, que comercializam os medidores eletrônicos. O novo *software* proposto disponibiliza recursos para a visualização *online* das grandezas elétricas e da previsão do consumo mensal de energia em um determinado consumidor.

5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Com o conhecimento dos resultados obtidos nesse trabalho, surgem várias possibilidades de estudos, dando-se continuidade a essa pesquisa, como o foco na previsão de consumo elétrico. Dentre elas, sugere-se:

- Realizar o treinamento de uma nova RNA, utilizando-se os dados de outros estabelecimentos comerciais, com o objetivo de ajustar a capacidade de previsão à diferentes perfis de consumo de energia.
- Analisar os padrões diários de consumo de cada estabelecimento, realizando um comparativo entre os padrões de lojas com as mesmas características e público alvo.
- Disponibilizar novos recursos de previsão *online*, tais como o consumo parcial/mensal de energia, também a ser informado no *site* desenvolvido **www.energiaconsumida.com**.
- Melhorar o desempenho do *setup* experimental, visando o comportamento estável do *kit* de medição *online*.
- Aplicar a metodologia desenvolvida para outros tipos de estabelecimentos comerciais.

REFERÊNCIAS

- 1 DEMIRKAN, H.; SPOHRER, J. Developing a framework to improve virtual shopping in digital malls with intelligent self-service systems. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 21, n. 5, p. 860–868, 9 2014. ISSN 09696989. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698914000253>>.
- 2 BÄCKSTRÖM, K. “Shopping as leisure: An exploration of manifoldness and dynamics in consumers shopping experiences”. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 18, n. 3, p. 200–209, 5 2011. ISSN 09696989. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969698910001013>>.
- 3 BERNIERI, A. et al. Electrical energy metering: Some challenges of the European Directive on Measuring Instruments (MID). **Measurement**, v. 46, n. 9, p. 3347–3354, 11 2013. ISSN 02632241. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224113002583>>.
- 4 CREDER, H. **Instalações Elétricas**. 15. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2007.
- 5 VAGIA, M.; TRANSETH, A. A.; FJERDINGEN, S. A. A literature review on the levels of automation during the years. What are the different taxonomies that have been proposed? **Applied ergonomics**, v. 53, p. 190–202, 10 2015. ISSN 1872-9126. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003687015300855>>.
- 6 SEKIZAKI, S.; NISHIZAKI, I.; HAYASHIDA, T. Electricity retail market model with flexible price settings and elastic price-based demand responses by consumers in distribution network. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 81, p. 371–386, 10 2016. ISSN 01420615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061516302915>>.
- 7 ATA, R. Artificial neural networks applications in wind energy systems: a review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 49, p. 534–562, 9 2015. ISSN 13640321. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032115004360>>.
- 8 GANESAN, P. et al. Artificial neural network model to predict the diesel electric generator performance and exhaust emissions. **Energy**, v. 83, p. 115–124, 4 2015. ISSN 03605442. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036054421500256X>>.
- 9 O’DRISCOLL, E.; O’DONNELL, G. E. Industrial power and energy metering – a state-of-the-art review. **Journal of Cleaner Production**, v. 41, p. 53–64, 2013. ISSN 09596526.
- 10 MAHMOOD, A.; JAVAID, N.; RAZZAQ, S. A review of wireless communications for smart grid. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 41, p. 248–260, 2015. ISSN 13640321.
- 11 BORNSCHLEGL, M.; BREGULLA, M.; FRANKE, J. Methods-Energy Measurement – An approach for sustainable energy planning of manufacturing technologies. **Journal of Cleaner Production**, v. 135, p. 644–656, 2016. ISSN 09596526.

- 12 CARVALHO, P. Smart Metering Deployment in Brazil. **Energy Procedia**, Elsevier, v. 83, p. 360–369, 12 2015. ISSN 18766102. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1876610215028763>>.
- 13 HORNE, C. et al. Privacy, technology, and norms: The case of Smart Meters. **Social Science Research**, v. 51, p. 64–76, 2015. ISSN 0049089X.
- 14 ROSIEK, S.; BATLLES, F. A microcontroller-based data-acquisition system for meteorological station monitoring. **Energy Conversion and Management**, v. 49, n. 12, p. 3746–3754, 2008. ISSN 01968904.
- 15 SAMET, H. Evaluation of digital metering methods used in protection and reactive power compensation of micro-grids. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 62, p. 260–279, 2016. ISSN 13640321.
- 16 RASHID, M. H.; BATARSEH, M. G. Y. **Electric Renewable Energy Systems**. Elsevier, 2016. 21–39 p. ISBN 9780128044483. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128044483000025>>.
- 17 PAULINO, C. A. **Estudo de Tecnologias Aplicáveis à Automação da Medição de Energia Elétrica Residencial visando à minimização de perdas**. 101 p. Tese (Doutorado) — Universidade Paulista, 2006.
- 18 BAGO, R.; CAMPOS, M. 16 – Smart meters for improved energy demand management: The Nordic experience. In: **Eco-Friendly Innovation in Electricity Transmission and Distribution Networks**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 339–361. ISBN 9781782420101.
- 19 ZAKERI, B.; SYRI, S. Electrical energy storage systems: A comparative life cycle cost analysis. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 42, p. 569–596, 2015. ISSN 13640321.
- 20 LUO, X. et al. Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation. **Applied Energy**, v. 137, p. 511–536, 2015. ISSN 03062619.
- 21 GARDINER, S. **CC Power Meter**. 1872.
- 22 PINCHEMEL, R. **Sistemas de medição de Energia Elétrica**. 2008. Disponível em: <<http://www.ebah.com.br/content/ABAAAAIgsAC/capitulo-2-final>>.
- 23 FULLER, J. **AC Power Meter**. 1878.
- 24 IMERITO, T. P. **The Westinghouse Legacy**. 2007. Disponível em: <http://www.science-communications.com/editorial/science_history/the_westinghouse_legacy.html>.
- 25 ETHW. **Westinghouse Electric Corporation**. 2015. Disponível em: <http://ethw.org/Westinghouse_Electric_Corporation>.
- 26 MELO, W. d. G. Estudo e Aplicação da Norma IEEE 1459-2000 para Medidores Digitais de Energia Elétrica. 2006. ISSN 1098-6596.

- 27 SHARMA, K.; SAINI, L. M. Performance analysis of smart metering for smart grid: An overview. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 49, p. 720–735, 2015. ISSN 13640321.
- 28 LISITA, L. R. et al. Avaliação de Desempenho de Medidor Monofásico de Energia Elétrica do Tipo Indução Operando com Cargas Residenciais. p. 2–4, 2009.
- 29 DEPURU, S. S. S. R.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V. Smart meters for power grid: Challenges, issues, advantages and status. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 15, n. 6, p. 2736–2742, 2011. ISSN 13640321.
- 30 VINITRÔNICA. **Vinitrônica**. 2016. Disponível em: <<http://www.vinitronica.com.br/pd-25ab15-microcontrolador-atmel-atmega328p-pu.html>>.
- 31 CZAJA, Z. A microcontroller system for measurement of three independent components in impedance sensors using a single square pulse. **Sensors and Actuators A: Physical**, v. 173, n. 1, p. 284–292, 2012. ISSN 09244247.
- 32 CANBAY, C. S.; HEPBASLI, A.; GOKCEN, G. Evaluating performance indices of a shopping centre and implementing HVAC control principles to minimize energy usage. **Energy and Buildings**, v. 36, n. 6, p. 587–598, 2004. ISSN 03787788.
- 33 REBOLLO, E. et al. Energy, Materials and Person-hour Savings through a New Decentralized Power Supply for HVAC in Large Buildings. A Case Study: A Shopping Center in Spain. **Procedia Computer Science**, v. 83, p. 886–893, 2016. ISSN 18770509.
- 34 LAM, J. C.; LI, D. H. Electricity consumption characteristics in shopping malls in subtropical climates. **Energy Conversion and Management**, v. 44, n. 9, p. 1391–1398, 2003. ISSN 01968904.
- 35 CUNHA, L. **Barramentos blindados**. 2009. Disponível em: <<http://www.osetoreletrico.com.br/web/component/content/article/58-artigos-e-materias-relacionadas/329-barramentos-blindados.html>>.
- 36 ENG-ELECTRIC. **Engineering House**. 2016. Disponível em: <<http://eng-electric.blogspot.com.br/2012/06/basics-of-busway-lesson2-busway-purpose.html>>.
- 37 FILHO, J. M. **Instalações Elétricas Industriais**. 6. ed. [S.l.]: LTC, 2007. 930 p.
- 38 PROCEL. Manual de Tarifação da Energia Elétrica. 2011. Disponível em: <http://www.mme.gov.br/documents/10584/1985241/ManualdeTarifEnEl-Procel_EPP-Agosto-2011.pdf>.
- 39 BROWN, P. M. B. L. C. **Statistics for Environmental Engineers**. [S.l.: s.n.], 2002. v. 8. 244–245 p. ISSN 1078-7275. ISBN 9781566705929.
- 40 SPIEGEL, M. R. **Estatística**. 3. ed. São Paulo, SP: Makron Books, 1993. 643 p.
- 41 FONSECA, J. S. d.; MARTINS, G. d. A. **Curso de Estatística**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2013. 320 p. ISBN 978-85-224-1471-0.
- 42 TOEBE, M. et al. Tamanho de amostra para estimação da média e do coeficiente de variação em milho. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 49, n. 11, p. 860–871, 2014. ISSN 16783921.

- 43 RODRIGUES, L. **Boxplot no Excel**. 2012. Disponível em: <<http://dicasspss.blogspot.com.br/2012/01/box-plot-no-excel.html>>.
- 44 TORMAN, V. B. L.; COSTER, R.; RIBOLDI, J. Normalidade de variáveis: métodos de verificação e comparação de alguns testes não-paramétricos por simulação. **Revista HCPA**, v. 32, n. 2, p. 227–234, 2012. ISSN 2357-9730.
- 45 CONTI, F. **A distribuição normal**. 2011. Disponível em: <<http://support.minitab.com/pt-br/minitab/17/topic-library/quality-tools/capability-analyses/distributions-and-transformations-for-nonnormal-data/anderson-darling-and-distribution-fit/>>.
- 46 LUGER, G. F. **Artificial Intelligence**. 6rd. ed. [S.l.]: Pearson Addison Wesley, 2009. 754 p. ISBN 978-0-321-54589-3.
- 47 CHAE, Y. T. et al. Artificial neural network model for forecasting sub-hourly electricity usage in commercial buildings. **Energy and Buildings**, v. 111, p. 184–194, 2016. ISSN 03787788.
- 48 BRAGA, A. d. P.; CARVALHO, A. P. d. L. E. d.; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais Teorias e Aplicações**. 1. ed. [S.l.]: LTC, 2000. 262 p.
- 49 MAGALHÃES, R. d. S. **Um Estudo sobre Estruturas de Modelos Matemáticos Paramétricos Tridimensionais para a Modelagem Dinâmica de Sistemas Vibro-Acústicos**. 195 p. Tese (Doutorado) — Universidade Federal da Bahia, 2009.
- 50 TAFNER, M. A. **O que são as redes neurais artificiais**. 1998. Disponível em: <<http://www.cerebromente.org.br/n05/tecnologia/rna.htm>>.
- 51 RUSSEL, S.; NORVIG, P. **inteligência Artificial**. 3rd. ed. [S.l.]: Elsevier, 2013. 988 p. ISBN 978-85-352-3701-6.
- 52 Mathworks. **Toolbox Matlab**. 2016. Disponível em: <<http://mnte3.ulb.ac.be/Matlab/toolbox/nnet/backpr52.html>>.
- 53 RIOS, F. S. R. et al. O fator de potência em unidades consumidoras residenciais. **e-xacta**, v. 7, p. 1–11, 2014. Disponível em: <www.unibh.br/revistas/exacta/>.
- 54 SKZENGENHARIA. **CORREÇÃO DO FATOR DE POTÊNCIA**. 2016. Disponível em: <<http://skzengeharia.com.br/correcao-fator-de-potencia/>>.
- 55 MENDES, C. et al. Artificial Neural Network Modeling for Predicting Organic Matter in a Full-Scale Up-Flow Anaerobic Sludge Blanket (UASB) Reactor. **Environmental Modeling & Assessment**, p. 1–11, 2015.
- 56 RODRIGUES, F.; CARDEIRA, C.; CALADO, J. The Daily and Hourly Energy Consumption and Load Forecasting Using Artificial Neural Network Method: A Case Study Using a Set of 93 Households in Portugal. **Energy Procedia**, v. 62, p. 220–229, 2014. ISSN 18766102. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610214034146>>.

- 57 OLIVEIRA, G. G.; PEDROLLO, O. C.; CASTRO, N. M. d. R. Metodologia de Análise de Sensibilidade e Exclusão de Variáveis de Entrada em Simulação Hidrológica por Redes Neurais Artificiais (RNAS): resultados preliminares. **XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, p. 1–19, 2011.
- 58 ARDUINO. **Products**. 2016. Disponível em: <<http://www.arduino.org/products>>.
- 59 KOKOLANSKI, Z. et al. Microcontroller-based Interface Circuit for Inductive Sensors. **Procedia Engineering**, Elsevier, v. 87, p. 1251–1254, 2014. ISSN 18777058. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877705814025260>>.
- 60 FILIPEFLOP. **SENSOR SCT013A-100A**. 2016. Disponível em: <<http://www.filipeflop.com/pd-2025cd-sensor-de-corrente-nao-invasivo-100a-sct-013.html>>.
- 61 CARLUCCI, F. L.; VELASQUE, H.; SOUZA, T. G. d. MONITORAMENTO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO PLACA ARDUÍNO. **ETIC - ENCONTRO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA**, v. 11, 2015. Disponível em: <<http://intertemas.unitoledo.br/revista/index.php/ETIC/article/viewArticle/4781>>.
- 62 RAMOS, M. C.; ANDRADE, V. S. d. Desenvolvimento, Construção e Calibração de Uma Central de Monitoramento de Consumo de Energia Elétrica e de Água Utilizando o Microcontrolador Arduino. **Revista Produção e Conhecimento**, v. 2, 2016. Disponível em: <<http://reveletronica.cefet-rj.br/index.php/producaoedesarrollo/article/view/98>>.