



UNIVERSIDADE DA INTEGRAÇÃO INTERNACIONAL DA LUSOFONIA
AFRO-BRASILEIRA
INSTITUTO DE ENGENHARIAS E DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL
CURSO DE ENGENHARIA DE ENERGIAS

YANICK RODOLFO GOMES

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE
GERAÇÃO DE ENERGIA DE UM SISTEMA FOTOVOLTAICO NA GUINÉ-BISSAU**

REDENÇÃO-CE
2020

YANICK RODOLFO GOMES

**APLICAÇÃO DE REDE NEURAS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE GERAÇÃO
DE ENERGIA DE UM SISTEMA FOTOVOLTAICO NA GUINÉ-BISSAU**

Monografia apresentada ao curso de Engenharia de Energias do Instituto de Engenharias e Desenvolvimento Sustentável da Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Energias.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Alisson Pessoa Guimarães

REDENÇÃO-CE
2020

YANICK RODOLPHO GOMES

APLICAÇÃO DE REDE NEURAS ARTIFICIAIS PARA PREVISÃO DE
GERAÇÃO DE ENERGIA DE UM SISTEMA FOTOVOLTAICO NA GUINÉ-
BISSAU.

Monografia apresentada ao curso de Engenharia de Energias do Instituto de Engenharia e Desenvolvimento Sustentável da Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, como requisito para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia de Energias.

Aprovado em 21 / 01 / 2020

BANCA EXAMINADORA




Prof. Antonio Alisson Pessoa Guimarães

Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira (UNILAB)



Prof. Artemis Pessoa Guimarães

Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira (UNILAB)



Prof. Rita Karolinny Chaves de Lima

Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira (UNILAB)

Gomes, Yanick Rodolfo.

G633a

Aplicação de Redes Neurais Artificiais para Geração de Energia de um Sistema Fotovoltaico na Guiné-Bissau / Yanick Rodolfo Gomes. - Redenção, 2020.

38f: il.

Monografia - Curso de Engenharia de Energias, Instituto de Engenharias e Desenvolvimento Sustentável, Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, Redenção, 2020.

Orientador: Dr.º Antônio Alisson Pessoa Guimarães.

1. PREVISÃO. 2. RNA. 3. ENERGIA SOLAR. 4. CATIÓ. 5. GUINÉ-BISSAU. I. . II. Título.

CE/UF/BSCA

CDD 621.3121

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus pela, saúde, esperança e forças para superar as dificuldades encontradas ao longo do ciclo de graduação.

Aos meus pais, Rodolfo Gomes e Nené Gomes (in memoriam), que não pode estar presente neste momento tão incrível da minha vida, mas se hoje consegui concluir a faculdade, devo tudo a eles. Seus ensinamentos e valores alimentaram minha alma e conduziram meus passos até aqui. Saudades eternas!

Agradeço minha Avó, Cecília Rofini Bacurím, que além de ser avó, também a considero como uma mãe (aquela mãe que faz papel do pai e da mãe), por isso é tão difícil descrever o quão ela é importante na minha vida, dedico este trabalho especialmente para ela.

Ao meu Orientador Professor Doutor, Antônio Alisson Pessoa Guimarães, pela oportunidade concedida na orientação e dedicação durante o desenvolvimento deste trabalho, sempre apresentando observações que agregaram valor acadêmico/profissional e pessoal, meu muito obrigado.

Meu muito obrigado, Professora Dra. Silvia Helena, Professora Dra. Rejane Felix, pelo carinho, vontade no incentivo na performance na minha trajetória acadêmica, agradeço profundamente.

Sou muito grato a todos os professores que contribuíram no meu percurso acadêmico, especialmente a Professora Dra. Artêmis Pessoa Guimarães e Profa. Dra. Rita Karoliny Chaves de Lima, pela rigorosidade nos trabalhos e atenção nos conteúdos, qual me proporcionou muitas responsabilidades e maturidade durante o percurso de graduação, meu muito obrigado.

Agradeço minha família e meus amigos por todo o carinho, amor e força. Sou grato, especialmente, a minha irmã, Iracema Rodolfo Gomes, por me ouvir nos momentos difíceis. Não posso deixar de dedicar um agradecimento especial para minha prima Indira Almada, por apoios e gestos.

Aos meus amigos e colegas que me incentivaram e inspiraram através das palavras e gestos nos momentos difíceis.

Agradeço minha Namorada, Julaica Edineusa Monteiro, que jamais me negou apoio, carinho e incentivo, obrigado por aguentar tantas crises de estresse e ansiedade.

A Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-brasileira, o Instituto da Engenharia e Desenvolvimento sustentável e a coordenação da Engenharia de Energias, deixo a palavra de gratidão por terem me proporcionado aprendizagem de qualidade.

A todas as pessoas que de uma alguma forma me ajudaram a acreditar em mim eu quero deixar um agradecimento eterno, porque sem elas não teria sido possível.

“Eu sou suficiente artista para desenhar livremente na minha imaginação. Imaginação é mais importante que conhecimento. O conhecimento é limitado. A imaginação dá a volta ao mundo”

(Albert Einstein)

“Quem sabe concentrar-se numa coisa e insistir nela como único objetivo, obtém, ao fim e ao cabo, a capacidade de fazer qualquer coisa”

(Gandhi)

RESUMO

Guiné-Bissau é um país que possui grande potencial de recursos naturais, destacando-se. No entanto, o potencial de aproveitamento de energias renováveis para a geração elétrica tem sido pouco explorado. Entretanto, na busca de um mundo sustentável e econômico em relação a geração de energia elétrica, Optou-se por estudar neste trabalho, energia solar através de um sistema fotovoltaico, um sistema baseada na utilização de painéis fotossensíveis para converter energia do raio do sol para energia elétrica. Ademais, é atualmente uma das fontes que gera mais empregos no setor elétrico. Diante da relevância em priorizar estratégias de eficiência energética em reduzir gastos e escassez de energia elétrica na Guiné-Bissau (previsão de produção de energia elétrica) utilizando redes neurais, dado ao potencial fotovoltaico do setor de Catió, capital da região de Tombali da Guiné-Bissau. Especificamente, desenvolveu-se um algoritmo fundamentado em Redes Neurais Artificiais (RNAs), do tipo *feedforward* multicamadas, com propósito de estimar a energia nos primeiros 15 dias do mês de maio de 2019, a partir de uma série temporal contendo as medições de médias diárias de energia solar dos 4 primeiros meses do ano de 2019. Os dados foram coletados do repositório *on-line* Weather Spark, com medições registradas próximas ao horário de meio-dia local. Para verificar a eficiência da rede proposta e validar o modelo, analisou-se a convergência do Erro Quadrático Médio (EQM) e a comparação entre os valores reais e simulados de geração de energia para os meses de janeiro a abril de 2019. Por fim, o modelo proposto previu, satisfatoriamente a demanda de energia solar para os 15 primeiros dias do mês de maio de 2019, cuja validação do modelo foi garantida excelentes resultados no processo de aprendizagem e pela obtenção de um EQM praticamente nulo, mesmo para uma pequena quantidade de amostras.

Palavras-chaves: Previsão. RNA. Energia Solar. Catió. Guiné-Bissau.

ABSTRACT

Guinea-Bissau is a country that has great potential for natural resources, standing out. However, the potential for using renewable energies for electricity generation has been little explored. However, in the search for a sustainable and economical world in relation to the generation of electric energy, We chose to study in this work, solar energy through a photovoltaic system, a system based on the use of photosensitive panels to convert energy from the sun's ray to electricity. Furthermore, it is currently one of the sources that generates more jobs in the electricity sector. Given the relevance of prioritizing energy efficiency strategies to reduce expenses and scarcity of electricity in Guinea-Bissau (forecast of electricity production) using neural networks, given the photovoltaic potential of the sector of Catió, capital of the Tombali region of Guinea- Bissau. Specifically, an algorithm based on Multilayer feedforwad-type Artificial Neural Networks (ANNs) was developed, with the purpose of estimating energy in the first 15 days of May 2019, based on a time series containing daily average measurements. of solar energy from the first 4 months of the year 2019. Data were collected from the Wheather Spark online repository, with measurements recorded close to the local midday time. To verify the efficiency of the proposed network and validate the model, the convergence of the Mean Square Error (NDE) and the comparison between real and simulated power generation values for the months from January to April 2019 were analyzed. Finally, the proposed model satisfactorily predicted the demand for solar energy for the first 15 days of May 2019, whose validation of the model was guaranteed excellent results in the learning process and by obtaining a virtually null NDE, even for a small amount of samples.

Keywords: Forecasting. RNA. Solar Energy. Catió. Guinea-Bissau

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Mapa de Guiné-Bissau	13
Figura 2 - Ilustração de rede Perceptron multicamadas	22
Figura 3- Ilustração das duas fases de treinamento da rede Perceptron de Multicamadas ...	23
Figura 4 - Energia solar de ondas curtas em 1 de janeiro	26
Figura 5- Comportamento do EQM em função do número de épocas de treinamento	29
Figura 6 - Resultado do treinamento da rede	30
Figura 7 - Previsão da energia para o período de observação	31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Meta do programa 2015-2030	16
Tabela 2- Meta do programa 2015-2030	17
Tabela 3- Parametros complementares da RNA	27

LISTA DE ABREVIACOES

RNA- Redes Neurais Artificiais

EQM – Erro Quadrático Medio

PMC- Perceptron de Multicamadas

FV- Fotovoltaico

EN- Energia renovaveis

MW- Megawatt

GWh – Gigawatt hora

KWh – Kilowatt hora

SFV- Sistema Fotovoltaico

PANER- Programa de Ao Nacional de Energia Renovaveis

MDL- Mecanismos de Desenvolvimento Limpo

GEE - Gases com Efeito de Estufa

PANERGB – Plano de Ao Nacional de Energia renovavel na Guin-Bissau

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	10
1.2 JUSTIFICATIVA	11
1.3 OBJETIVOS	12
1.3.1 OBJEIVO GERAL.....	12
1.3.2 OBJETIVO ESPECIFICO	12
2. PANORAMA DE ENERGIA RENOVÁVEL DA GUINÉ-BISSAU	13
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
3.1 ENERGIA SOLAR E MEIO AMBIENTE.....	18
3.2 ENERGIA SOLAR E O DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL.....	18
3.3 SISTEMA FOTOVOLTAICO (SFV)	19
3.4 MODELOS DE PREVISÃO.....	20
3.4.1 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS	20
3.4.2 REDES PERCEPTRON DE MULTICAMADAS	21
3.4.3 PRINCÍPIO DE FUNCIONAMENTO DO PERCEPTRON DE MULTICAMADAS	22
3.4.4 PROCESSO DE TREINAMENTO DO PERCEPTRON MULTICAMADAS	23
4. METODOLOGIA	25
4.1 COLETA E PROCESSAMENTO DOS DADOS.....	25
4.2 DEFINIÇÃO E ESTRUTURAÇÃO DA RNA.....	26
4.3 TREINAMENTO DO MODELO	27
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	29
REFERÊNCIAS.....	33

1 INTRODUÇÃO

Com crescimento demográfico e crise dos anos 70 a energia elétrica tornou-se uma das principais preocupação mundial, nessa ótica as fontes renováveis começaram a ganhar espaço devido alicerces sustentáveis que nos oferece, uma delas é energia solar que independentemente de ser renovável também é limpa na conversão e apresenta menos impactos ambientais em relação às fontes não renováveis. Por outro lado, o aumento acelerado da demanda de energia elétrica em todo mundo, a necessidade de diminuir a dependência de energia não renováveis como combustíveis fósseis e a escolha de fontes menos poluentes têm levado à busca de novas fontes para a geração de eletricidade.

Entretanto, a geração da energia elétrica é fator essencial para a qualidade de vida, para o desenvolvimento econômico e social de qualquer país. Também, é um componente essencial para desenvolvimento produtivo, porque a sua qualidade afeta diretamente os consumidores, seu consumo é crescente e o desafio energético mundial é satisfazer esta crescente demanda de energia (PINHEIRO; LOVATO; RUTHER, 2017).

A energia proveniente do Sol sobre o planeta Terra, que se dá através da sua irradiação, é responsável direta ou indiretamente por quase todas as fontes de energia. De forma direta, além de utilizada para o aquecimento de fluidos para geração de potência mecânica, tal energia pode ser convertida em elétrica através de materiais fotovoltaicos, sendo essa uma forma não poluente de gerar eletricidade. No entanto, o principal problema para essa forma de geração em escala comercial é o elevado custo das células solares, assim, torna-se imprescindível que o local no qual o sistema fotovoltaico venha a ser instalado tenha a maior capacidade de geração por células solares possível, capacidade essa que está diretamente relacionada com a radiação de energia solar na área em questão (ANEEL, 2008).

Uma das formas mais comuns de avaliação de desempenho de energia solar é a utilização de softwares, métodos computacionais e algoritmos de computação inteligente, como as redes neurais artificiais (RNA) que buscam obter as previsões de incidência de radiação e analisar a geração de energias necessárias (PINHEIRO; RÜTHER; LOVATO, 2017).

Diante dessa perspectiva, propõe-se desenvolver uma RNA do tipo não linear e autorregressiva para prever a geração de energia elétrica relacionado ao sistema fotovoltaico no setor de Catió na região de Tombali da Guiné-Bissau, num horizonte de primeiros 15 dias do mês de maio de 2019, a partir de uma série temporal contendo as medições de médias diárias de energia solar dos 4 primeiros meses do ano de 2019.

. Por outro lado, o modelo RNA em relação ao processo de treinamento, se restringirá à análise do erro quadrático médio, na qual está vinculada com valores de entrada e saída da rede.

Portanto, o presente trabalho apresenta como contribuição a utilização de uma ferramenta computacional para ajudar na previsão de geração de energia elétrica em algumas regiões de Guiné-Bissau, num período de curto prazo, consequentemente visando na eficiência e otimização de recursos e também na redução de escassez da energia elétrica.

1.2 JUSTIFICATIVA

Desde a independência, o país tem enfrentado enormes dificuldades no sistema energético. Portanto, De acordo com Ministério de Energia e Industria, as fontes de energia renováveis conectados à rede elétrica do país começou a ganhar espaço a partir de 2015, mas ainda muito insignificante, devido ao plano de investimento para energia sustentáveis da Guiné-Bissau 2015 a 2030 (PIERGB, 2017).

A Guiné-Bissau além de ser um dos maiores produtores de castanha de caju na costa ocidental de África também agropecuária é uma das áreas que sustenta a economia do país, essas produções acabam não tendo benefícios ao longo prazo devido escassez de energia para transformação dos produtos e suas conservações, principalmente nas zonas rurais, portanto a descentralização da energia elétrica para todo país pode minimizar essas dificuldades. Desta forma, o presente trabalho visa fazer aplicação de dados meteorológicos através de Redes Neurais Artificiais (RNA) com proposito de fazer previsão de geração de energia a partir de sistema fotovoltaico.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 OBJEIVO GERAL

Este trabalho objetiva-se em prever a geração de energia elétrica dos primeiros 15 dias de observação do mês de maio de 2019, a partir de potencial fotovoltaico dos 4 meses iniciais do ano, para o setor de Catió, da região de Tombali na Guiné-Bissau.

1.3.2 OBJETIVO ESPECIFICO

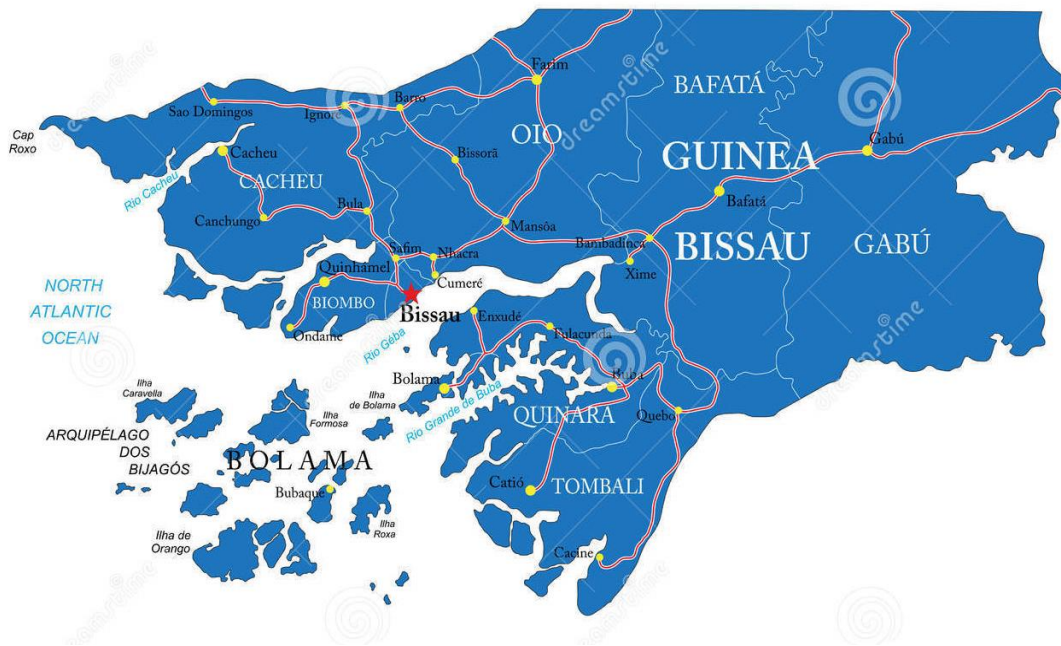
- a) descrever um panorama da utilização de energias renováveis na Guiné-Bissau;
- b) fazer uma breve revisão da literatura sobre sistemas fotovoltaicos e RNAs;
- c) obter, a partir de um repositório confiável, as medições de geração de energia solar em Catió;
- d) desenvolver uma rede do tipo do *feedforwad* multicamadas e autorregressiva para a tarefa de previsão;
- e) validar o modelo e discutir os resultados.

2 BREVE PANORAMA SOBRE ENERGIA RENOVÁVEL DA GUINÉ-BISSAU

Desde a independência, a Guiné-Bissau tem feito pouco progresso no que tange o abastecimento regular de eletricidade às populações devido ao ciclo vicioso de instabilidade política. O nível de desenvolvimento humano na Guiné-Bissau continua fraco e precário. Isso faz com que o país configure sempre na lista de países menos desenvolvidos.

A Guiné-Bissau é um país que fica situado na costa ocidental de África e faz fronteira ao norte com Senegal, sul e leste com a República de Guiné-Conakry, é composto por zona insular o arquipélago de Bijagós, formado por mais de 80 ilhas e a sua superfície é de 36.125km² e com população aproximadamente 1 milhão e 800 hab. O país é composto por 9 regiões administrativas: Gabu, Bafatá, Cacheu, Biombo, Quinara, Oio, Tombali, Bolama e Setor Autônomo de Bissau (SAB) que é capital do País e com clima equatorial.

Figura 1: mapa da Guiné-Bissau



Fonte: pt.dreamtime.com (2019)

De acordo com o relatório de **Ministério de Energia e Indústria** de Guiné-Bissau plano de investimento para energia sustentável na Guiné-Bissau de 2015 a 2030, o país tem um potencial energético renovável bastante interessante. Por exemplo, tem um considerável potencial de biomassa (recursos florestais), mas no sector dos resíduos agrícolas há uma clara predominância de resíduos de arroz e mandioca. O potencial teórico imediato de produção de energia a partir dos recursos de biomassa inventariados, é de cerca de 10,3 GWh/ano (correspondente à instalação de cerca de 4,4 MW) gerado através do bagaço de cana-de-açúcar e dos resíduos da cana-de-açúcar produzidos em destilarias, gaseificação de madeira, biogás de resíduos de bovinos e gaseificação da casca de castanha de caju. A casca da castanha de caju tem sido utilizada por algumas empresas de processamento desse produto, para cogeração (produção de eletricidade e calor para uso local). No que concerne os projetos de energias renováveis ligados à rede, em 2015, o país não tinha ainda nenhum em funcionamento. Contudo há uma central de biomassa construída (central Piloto de Safim com a capacidade de apenas 45 kW) que apenas está à espera de aprovação para entrar em funcionamento.

O país dispõe de uma bacia hidrográfica importante que devidamente explorada poderia contribuir para colmatar o défice em matéria de energia elétrica. No estudo do Plano Diretor de Energia foram identificadas 19 micro barragens cuja potencialidade foi avaliada em 2,94 MW, sendo a produção anual espectável de 25,91 GWh. O estudo também identifica: a produção da eletricidade através da Mare-Motriz e energia das ondas, cuja potencialidade ronda os 4 MW, e uma produção anual de 35 GWh e as barragens do Saltinho, Cussilinta e Surire (rápidos), com uma potência estimada em 27 MW, o que totaliza uma capacidade de 33,94 MW e produção anual de 300,91 GWh.

Em relação à energia eólica, a velocidade média anual do vento no país é de 2,5 a 7 m/s, o que permite a instalação de aero geradores de pequena e média capacidade, que podem satisfazer às necessidades de abastecimento de água potável, irrigação, produção de eletricidade, entre outras.

A Guiné-Bissau dispõe de um bom recurso solar que varia entre 4,79 kWh/m² /dia e 6,96 kWh/m² /dia, com uma média anual de 5,87 kWh/m² /dia, que tem sido o mais utilizado no país, nomeadamente para a produção de eletricidade através de sistemas FV nas residências, escolas, escritórios, hospitais, centros de saúde, iluminação pública, aprovisionamento de água (bombas solares para extração de água), sistemas de telecomunicações, aplicações específicas de aquecimento de água, mini rede associada a central solar para abastecimento de uma comunidade.

Apesar de não ter projetos de energias renováveis de grande envergadura, a Guiné-Bissau tem desenvolvido pequenos projetos de energias renováveis, nomeadamente em zonas rurais (por exemplo: Projeto Bambadinca **Sta Claro**, IBAS, projeto da ADPP). Estima-se em 2015 que existe cerca de 1,1 MW de potência instalada fora da rede de energia renováveis, sendo na sua maioria proveniente de sistemas FV. Planeada está também a central solar de 10 MW em Gardete (Bissau), cuja produção será injetada na rede (PLANO DE INVESTIMENTO PARA ENERGIA SUSTENTÁVEL DA GUINÉ-BISSAU, Período 2015-2030, 2017, p. 13).

Sendo um país tropical tem uma forte irradiação solar estimada em 5,5 KW/m²/dia e uma velocidade média do vento que oscila entre os 2,5-5,3 m/s. Caso essas potenciais em energias renováveis sejam explorados a Guiné-Bissau pode diminuir as suas emissões de Gases com Efeito de Estufa (GEE) e pode tirar proveito dos Mecanismos de Desenvolvimento Limpo (MDL).

Na Tabela 1 apresenta as metas e objetivos específicos de acesso à energia elétrica para Guiné-Bissau de acordo com agenda de ação para energia sustentável para todos na Guiné-Bissau período 2015 à 2030, (2017), espera-se que até 2030 que maioria da população guineense tenha acesso a energia elétrica através de mini rede e sistemas de distribuição de pequenas centrais fotovoltaica especificamente nas comunidades distantes e habitações mais distantes da rede.

Tabela 1: Meta de acesso a eletricidade do programa 2015-2030 de Ministério de Energia e Indústria da Guiné-Bissau

	Porcentagem da População com Acesso à Eletricidade	Porcentagem da População com Acesso a Opções Modernas para Cocção
META 2030	Pelo menos 80%	Pelo menos 75%
Objetivos Específicos	<ul style="list-style-type: none"> • 72% da População total com acesso aos serviços de eletricidade da rede • 9% da População total servida por sistemas fora da rede (mini redes de energias renováveis ou híbridas ou sistemas autónomos (de energias renováveis e/ou energia convencional) • As habitações dispersas beneficiarão do uso de sistemas individuais 	<ul style="list-style-type: none"> • Adopção por parte da população de fogões melhorados (35% da população utilizará fogões melhorados em 2030) • Adopção por parte da população de fogões que utilizem outros combustíveis modernos alternativos como o GPL, o biogás, fogões solares, etc. (40% da população utilizará estes fogões em 2030)
Outras Metas Especificas	<ul style="list-style-type: none"> • Pelo menos 80% dos centros de saúde e hospitais tenham acesso a eletricidade em 2030 • Pelo menos 20% das residências; 80% dos hotéis, hospitais e centros de saúde; e 50% das indústrias agroalimentares tenham sistemas de aquecimento de água solares térmicos instalados e em funcionamento em 2030 	

Fonte: Programa 2015-2030, (2017)

Metas de Energias Renováveis no Sector da Eletricidade até 2030

Segundo o Programa de Ação Nacional de Energia Renováveis, as metas de energias renováveis na matriz energética foram definidas levando em consideração à carteira de projetos de Energia renováveis (ER) existente ou em discussão no país.

Na Tabela 2 apresenta meta do programa 2015-2030 de Ministério de Energia e Indústria da Guiné-Bissau, no qual prevê atingir porcentagens de energia renováveis instalada, as metas para o sector das Energias Renováveis da Guiné-Bissau encontram-se detalhadas no PANER. A Guiné-Bissau escolheu as seguintes metas para as energias renováveis nos sistemas fora da rede até 2030, atingir pelo menos 50% de energias renováveis na carga de ponta da

demanda da Guiné-Bissau até o ano 2030 (energias renováveis na rede nacional energética), atingir 80% dos sistemas fora da rede (mini redes e sistemas autónomos) sejam de origem renovável em 2030.

Tabela 2: Meta de Energia renováveis (ER) 2015-2030 da Guiné-Bissau

	Porcentagem de ER na carga de ponta da demanda de Eletricidade	Porcentagem de ER instalada nos Sistemas Fora da Rede
META 2030	Pelo menos 50%	Pelo menos 80%
Objetivos Específicos	<ul style="list-style-type: none"> • Atingir uma penetração de pelo menos 25% de ER na carga de ponta da demanda em 2020; • Atingir uma penetração de pelo menos 50% de ER na carga de ponta da demanda em 2030; • Implementar os projetos de ER em carteira para a Guiné-Bissau 	<ul style="list-style-type: none"> • Atingir uma penetração de pelo menos 80% de ER nos sistemas fora da rede em 2030

Fonte: PANER, (2017)

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 ENERGIA SOLAR E MEIO AMBIENTE

Atualmente, muitos países desenvolvidos estão apostando nas fontes de energias renováveis, sobretudo a energia solar, exemplo disso destaca-se Índia, China, Estados Unidos, Japão e o Brasil que tem investido no cenário da energia solar.

Estes Países investiram na energia solar com finalidade de diminuir impactos ambientais, que tem sido muito impactante no setor econômico nas últimas décadas.

A geração de energia elétrica é fator essencial para a qualidade de vida para o desenvolvimento econômico e social. É uma componente essencial para o desenvolvimento produtivo e a sua qualidade afetam diretamente os consumidores. Seu consumo é crescente e o desafio energético mundial é satisfazer esta crescente demanda de energia, proteger as fontes usualmente utilizadas, buscar a exploração por fontes renováveis e, ao mesmo tempo, confrontar a ameaça das mudanças climáticas e emissão de poluentes atmosféricos (LOVATO ,PINHEIRO, RUTHER, 2017).

De acordo com Goldemberg e Lucon (2007), os padrões atuais de produção e consumo de energia são baseados nas fontes fósseis, o que gera emissões de poluentes locais, gases de efeito estufa e põem em risco o suprimento de longo prazo no planeta. Nesse contexto, a Guiné-Bissau apresenta uma condição de clima bastante favorável para geração de energia elétrica através do sistema fotovoltaico.

3.2 ENERGIA SOLAR E O DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL

A energia solar é das fontes da energia renováveis que contribui enormemente para o desenvolvimento sustentável, isto, é independentemente de ser usada para geração de eletricidade também gera muitos empregos principalmente na sua implantação, acaba impactando no desenvolvimento das comunidades quer social e econômico.

O desenvolvimento sustentável pode ser definido como o desenvolvimento capaz de suprir às necessidades das atuais gerações sem comprometer a capacidade de atender à

necessidade das futuras gerações (WWF BRASIL, 2018). Portanto, é necessária uma política de racionalização dos recursos naturais com intuito de futuras geração possam também usufruir.

3.3 SISTEMA FOTOVOLTAICO (SFV)

A previsão de energia tem sido um objeto de estudo na área de sistema fotovoltaico. A previsão da energia deve levar em consideração de um número considerável de variáveis de comportamento aleatório. Segundo Gilman e Kasberg, (2012), o sistema fotovoltaico apresenta muita dificuldade na previsão de radiação solar para geração de energia elétrica, no entanto, o desenvolvimento e o avanço da tecnologia permitiu-se a obtenção de previsão e análise de irradiação solar para geração de energia elétrica no sistema fotovoltaico através da utilização de sistemas inteligentes, modelos computacionais como rede neurais artificiais que procuram obter as previsões de incidência de radiação solar.

Os métodos de redes Neurais Artificiais (RNA) têm sido aplicados para resolver problemas nas diferentes áreas, como engenharia, economia, medicina, campo militar, etc. também é utilizado para modelagem, identificação, otimização, previsão e controle de sistemas complexos (MELLIT, 2008).

Florêncio (2016), aplicou redes neurais artificiais para prevenir demanda de peças de reposição de veículos automotores, já Melo (2012) utilizou RNA para desenvolver um método de estimativa do consumo de energia nas edificações comerciais. Por sua vez, Mendes et al. (2017), utilizaram redes neurais artificiais para a previsão da radiação de energia solar global, a partir dos dados disponibilizadas pelo Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais (SONDA), a Rede Neural Artificial utilizada foi do tipo *Multilayer Perceptron*. Por fim Fonseca (2015) aplicou redes neurais artificiais para um estudo de iluminação natural e consumo energético de edificações não residenciais.

3.4 MODELOS DE PREVISÃO

3.4.1 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Redes neurais artificiais são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso de seres vivos. Possuem a capacidade de aquisição e manutenção do conhecimento (baseado em informação) e podem ser definidas como um conjunto de unidades de processamento, caracterizadas por neurônios artificiais, que são interligados por um grande número de interconexões (sinapses artificiais), sendo as mesmas representadas aqui por vetores/matrizes de pesos sinápticos (SILVA, SPATTI, 2013).

De acordo com Kalogirou e Şencan (2010), as redes neurais são compostas por elementos simples que operam em paralelo. Esses elementos são inspirados no sistema nervoso biológico. Como na natureza, a função de rede é determinada em grande parte pelas conexões entre os elementos. Uma rede neural pode ser treinada para realizar uma função específica, ajustando os valores das conexões (pesos) entre os elementos. As redes neurais geralmente são ajustadas ou treinadas para que uma entrada específica leve a uma saída de destino específica.

Benghanem *et al.* (2009) desenvolveram modelos de redes neurais artificiais (RNA) para estimativa e modelagem da radiação solar global diária. Eles desenvolveram seis modelos RNAs usando combinações diferentes como entradas: temperatura do ar, umidade relativa, duração do sol e dia do ano.

No entanto, existem vários exemplos de aplicações que utilizam redes neurais na resolução de problemas. Por exemplo, as RNAs têm sido usadas em processamento de sinal, medicina, reconhecimento de padrões, robótica, controle, previsão, produção de fala, reconhecimento de voz, negócios, manufatura, sistemas de energia, nos campos de energia renovável e energia eólica (CARTA, MATIAS e VELÁZQUEZ, 2011).

Estudos relacionados com a aplicação de redes neurais na área de energia solar fotovoltaico foram abordados por Mellit e Kalogirou (2008 e 2011), os quais, apresentam uma revisão das principais aplicações e várias configurações de redes neurais, aplicadas para a previsão de incidência de radiação solar.

Para um sistema integrado à edificação em Hon Kong, foram realizados estudos para verificar o desempenho de uma previsão de radiação de curto prazo em tempo real (CHOW et al., 2012). Já Fiorin *et al.* (2011) realizaram um comparativo de desempenho de diferentes algoritmos de treinamento (*Levenberg-Marquardt*, *Resilient Backpropagation*, Gradiente conjugado escalar, Taxa de aprendizagem variável e Taxa de aprendizagem variável com momento) para a análise do parâmetro da incidência de radiação solar para São Martinho da Serra - RS.

Na Índia os pesquisadores Yadav e Chandel (2012), utilizaram o método Levenberg-Marquardt para a previsão de radiação solar. Na Grécia Chatziagorakis *et al.* (2014), também utilizaram o Levenberg-Marquardt para melhorar a gestão de energia através da irradiação solar presente. Observou-se que, os estudos realizados até o momento, que utilizaram métodos e algoritmos de redes neurais artificiais são mais aplicados em relação ao dimensionamento de inversores em sistemas fotovoltaicos e para a previsão de incidência de radiação. Nenhum deles utiliza redes neurais para analisar a geração de energia elétrica de um sistema fotovoltaico, esse será objetivo deste trabalho.

3.4.2 REDES PERCEPTRON DE MULTICAMADAS

As redes Perceptron de múltiplas camadas (PMC) são caracterizadas pela presença de pelo menos uma camada intermediária (escondida) de neurônios, situada entre a camada de entrada e a respectiva camada neural de saída. As redes PMC possuem no mínimo duas camadas de neurônios, os quais estarão distribuídos entre as camadas intermediárias e a camada de saída (FLAUZIO *et al.*, 2016, p-91).

As redes PMC são caracterizadas pelas elevadas possibilidades de aplicações em diversos tipos de problemas relacionados com as mais diferentes áreas do conhecimento, sendo também consideradas uma das arquiteturas mais versáteis quanto à aplicabilidade (SILVA, SPATTI e FLAUZINO, 2016).

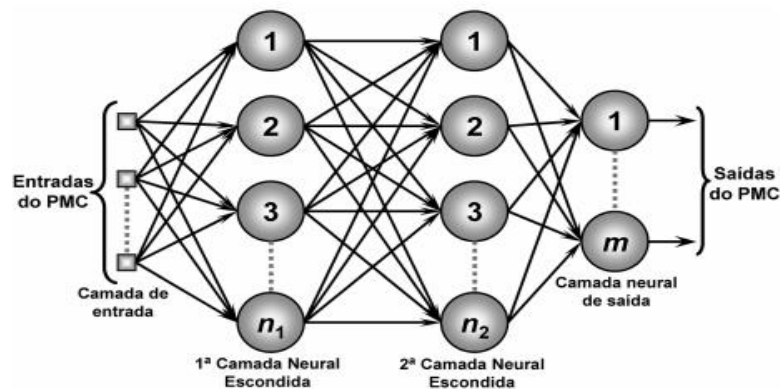
Entre essas potenciais áreas, destaca-se estas áreas:

- Aproximação universal de funções;
- Reconhecimento de padrões;
- Identificação e controle de processos;
- Previsão de séries temporais;

- Otimização de sistemas.

Conforme observado na Figura 3.1, o fluxo de informações na estrutura da rede se inicia na camada de entrada, percorre em seguida as camadas intermediárias, sendo então finalizado na camada neural de saída. Observa-se ainda que na rede PMC convencional inexistente qualquer tipo de realimentação de valores produzidos pela camada neural de saídas ou pelas próprias camadas neurais intermediárias.

Figura 2: Ilustração de rede Perceptron multicamadas



Fonte: (FLAUZINO, SILVA e SPATTI e, 2016)

3.4.3 PRINCÍPIO DE FUNCIONAMENTO DO PERCEPTRON DE MULTICAMADAS

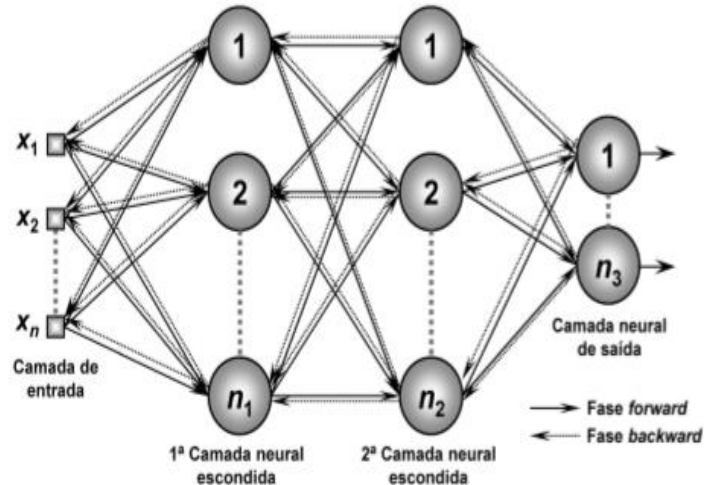
De acordo com figura ilustrada na Figura 2, percebe-se que cada uma das entradas da rede, representa os sinais advindos de determinada aplicação, será propagada uma a uma em direção à camada neural de saída do PMC. Portanto, saídas dos neurônios da primeira camada neural de saída serão as próprias entradas daqueles neurônios pertencentes à segunda camada neural escondida. Para a situação da rede ilustrada, as saídas dos neurônios da segunda camada neural escondida serão as respectivas entradas dos neurônios pertencentes à sua camada neural de saída (DA SILVA, SPATTI, & FLAUZINO, p. 93).

Entretanto, o perceptron multicamadas é uma rede neural alimentada por três camadas: camada de entrada que tem função de receber informações externa como por exemplo dados de temperatura; camada intermediarias ou camadas ocultas cuja função extrair comportamento a partir dos dados utilizados na entrada e a camada de saída cuja função é dar respostas ao modelo.

3.4.4 PROCESSO DE TREINAMENTO DO PERCEPTRON MULTICAMADAS

O processo de treinamento de redes neurais artificiais de perceptron de multicamadas utiliza algoritmo *backpropagation* conhecido também como regra Delta generalizada, o algoritmo tem duas fases definidas: a propagação cuja função de verificar o erro e caso o erro for muito grande usa a segunda fase que é retropropagação que tem função de ajustar o erro. A Figura 3.2 apresenta a constituição de duas camadas escondidas, composta de n sinais em sua camada de entrada, tendo n_1 neurônio na primeira camada neural escondida, n_2 neurônios na segunda camada neural escondida e n_3 sinais associados à camada neural de saída (DA SILVA, SPATTI, & FLAUZINO, 2016, pp. 94-95)

Figura 3: Ilustração das duas fases de treinamento da rede *Perceptron* de Multicamadas



Fonte: (FLAUZINO, SILVA e SPATTI, 2016)

A primeira fase a ser aplicada é denominada de “propagação adiante” (*forward*), nessa os sinais $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ de uma amostra do conjunto de treinamento são inseridos nas entradas da rede e são propagados camada a camada até a produção das respectivas saídas. Portanto, a aplicação dessa fase visa tão somente obter as respostas da rede, levando-se em consideração apenas valores atuais de pesos sinápticos e limiares de seus neurônios, os quais permanecerão inalterados durante cada execução (DA SILVA, SPATTI, & FLAUZINO, pp. 95-96).

Conforme Araújo, Neto e Filho, (2018), propriedade primordial de uma rede neural é a sua habilidade de aprender a partir do ambiente e melhorar seu desempenho através da aprendizagem. No entanto, aprendizagem da rede neural artificial consiste na alteração de todos os pesos sinápticos e limiares existentes, a partir da experiência conhecida sobre o fenômeno estudado e esta experiência é representada por um conjunto de dados contendo as entradas e saídas conhecidas para o problema a ser modelado, chamado de conjunto de treinamento. Portanto, processo de treinamento de uma rede neural tem como finalidade de alterar o vetor de pesos sinápticos de forma que o erro seja mínimo.

4. METODOLOGIA

Neste capítulo, os procedimentos metodológicos são destinados na projeção de energia elétrica em regiões da Guiné-Bissau pelo *Weather Spark*. Os procedimentos serão detalhados ao decorrer do presente trabalho:

- a) Coleta e processamento de dados;
- b) Definição e estruturação da RNA;
- c) Treinamento do modelo.

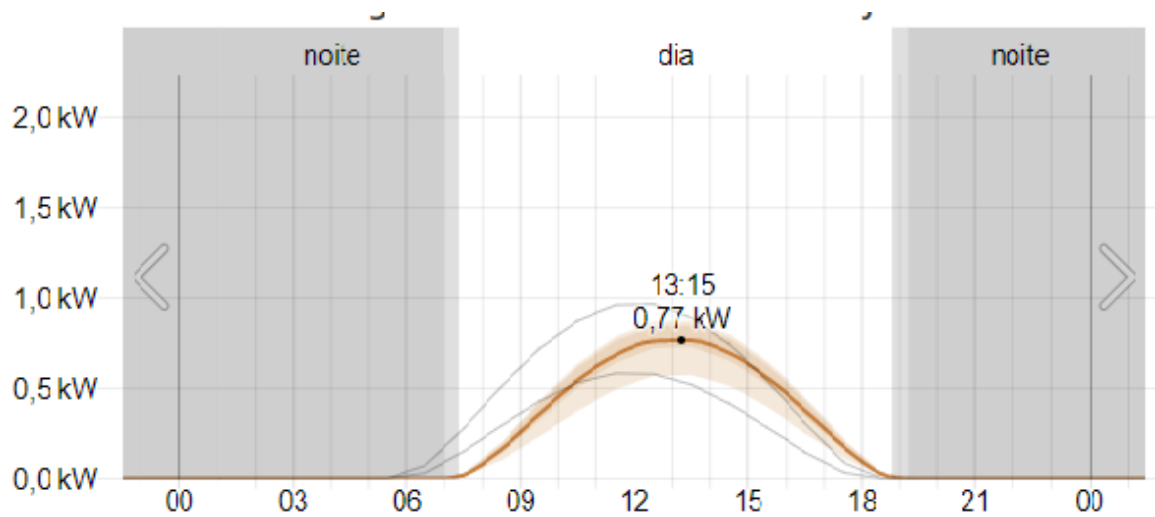
4.1 COLETA E PROCESSAMENTO DOS DADOS

O sistema fotovoltaico na Guiné-Bissau ainda é muito inicial, até agora não tem notícia de um registro significativo de energia gerada pelo sistema. Diante disso, optou-se por estruturar uma RNA de Perceptron de Multicamadas, a partir dos dados coletados de energia no *Weather Spark* (*WeatherSpark.com* é um site confiável que fornece relatórios detalhados do clima típico de 150.165 localidades distribuídas por todo o mundo, *weather Spark, 2020*), nos primeiros quatro meses de 2019 no setor de Catió, região de Tombali na Guiné-Bissau, tomando como referência a energia máxima no período do dia, objetivando-se, portanto, a previsão para geração de energia elétrica nos primeiros 15 dias de mês de maio de 2019 de acordo com intervalos pré-definidos.

Na figura 4, apresenta-se a energia solar de ondas curtas incidente que chega à superfície do solo ao longo de uma área ampla do setor de Catió nomeadamente na região de Tombali na Guiné-Bissau, levando em conta as variações sazonais de duração do dia, de elevação do sol acima do horizonte, de absorção de nuvens e outros elementos atmosféricos. A radiação de ondas curtas inclui a luz visível e a radiação ultravioleta.

A energia solar de ondas curtas incidente por metro quadrado é de 0,77 quilowatt por volta das 13:15h. Por outro lado, o valor correspondente em 9 de abril, o dia mais radiante do ano, é de 0,97 quilowatt (Kw) por volta das 12:15h. O valor correspondente em 3 de outubro, o dia mais escuro do ano, é de 0,58 quilowatt por volta das 11:45h.

Figura 4: Energia solar de ondas curtas em 1 de janeiro



Fonte: Weather Spark, 2020

4.2 DEFINIÇÃO E ESTRUTURAÇÃO DA RNA

A rede proposta neste trabalho é do tipo perceptron multicamadas (PMC) de arquitetura *feedforward*, processo de aprendizagem caracterizado pelo algoritmo backpropagation e com arranjo topológico originário do modelo não linear autorregressivo e a demanda prevista, que é caracterizada pela saída da rede, é avaliada em termos do Erro Quadrático Médio (EQM). Ainda em termos de topologia, adotou-se sendo 60 observações a ordem do preditor, ou seja, serão dez variáveis normalizadas de entrada (amostras passadas) necessárias para prever um horizonte de 15 dias à frente. Os parâmetros complementares da implementação da RNA, estão descritos na Tabela 3.

Tabela 3: parâmetros complementares da RNA

Parâmetros	Descrição/ Valores
Função de ativação	Função sigmoide
Taxa de aprendizagem	0,1
Nº de camadas ocultas	2
Nº de neurônios na primeira camada oculta	5
Nº de neurônios na Segunda camada oculta	4
Nº de neurônios na camada de saída	1
Inclusão de bias a rede	Sim
Critério de parada	Análise do EQM

O algoritmo de Rede Neural Artificial (RNA) Foi desenvolvido utilizando-se o programa Matlab R2018a, uma plataforma computacional. No entanto, a construção da matriz de pesos da RNA, foi gerada aleatoriamente, a partir da distribuição uniforme e a atualização dos pesos, para cada época de treinamento, segue-se pela regra de retropropagação (algoritmo backpropagation) (GUIMARÃES; SANTANA, 2020).

4.3 TREINAMENTO DO MODELO

Normalmente, os dados originalmente coletados são normalizados e particionados em três subconjuntos, porcentagens pré-definidas pelo projetista, para atuarem na fases de treinamento, validação e teste da rede (BOSCARIOLI, PERES & SILVA, 2016).

Entretanto, na fase de treinamento a rede é alimentada utilizando-se em torno de 70% do total de amostras do conjunto de dados, nesse contexto, os pesos de conexões serão ajustados até que a taxa do erro for suficientemente pequena, ou seja menor que um erro admissível, assim o processo de treinamento é interrompido quando a rede apresenta uma boa resposta. Na fase da validação na qual é destinada para o desempenho da rede, há um segundo treinamento, porém com um conjunto menos denso, no caso de proporção de 15%. Após a rede passar pelas fase de

treinamento e validação dos dados que não foram previamente utilizados (15% do total) são inseridos a rede, com a matriz de pesos obtida na fase de treinamento, para confirmar a capacidade de generalização da rede. Caso seja verificado, em cada fase a eficiência da rede quanto a sua capacidade de generalização, o modelo integrado ao sistema computacional da aplicação (LIMA, PINHEIRO & SANTOS, 2014).

Portanto, a escolha de porcentagens não são fixas, pois dependerá de quantidades de dados disponíveis. Diante disso, com série de dados obtidos pelo Weather Spark na Guiné-Bissau, ficaria muito benéfico e viável para prevenir a geração de energia elétrica através de um sistema fotovoltaico, por isso, optou-se por implementar uma RNA para executar apenas a fase de treinamento, analisando o desempenho mediante o critério do EQM.

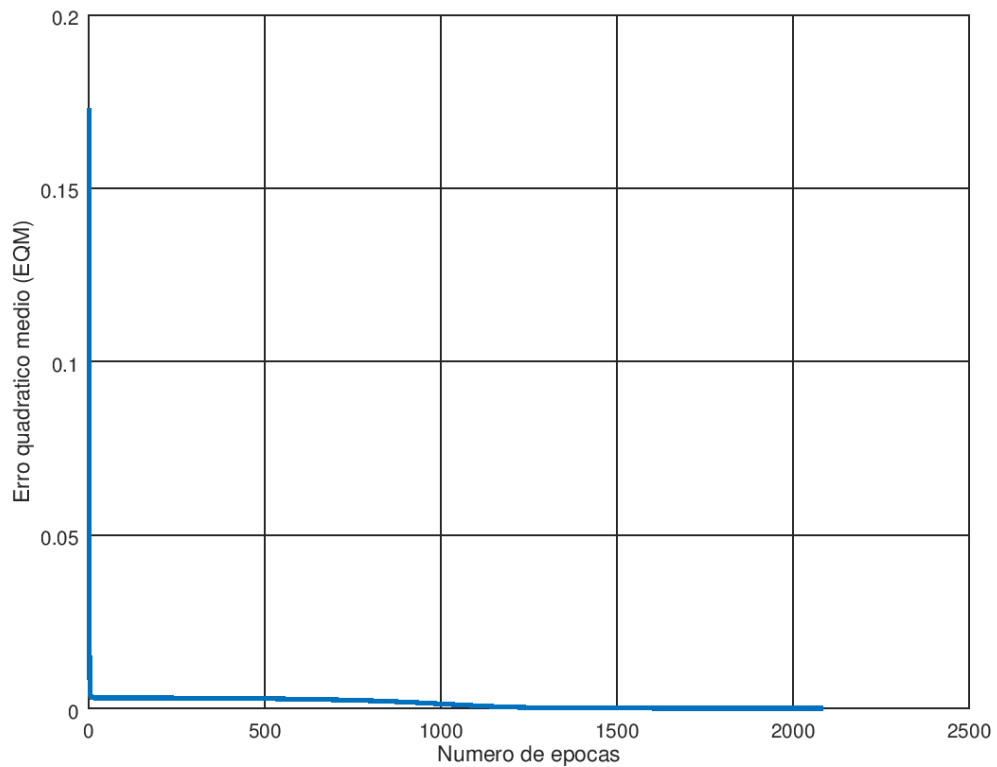
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Como comentado anteriormente, o modelo de rede proposta tem por objetivo prever a geração de energia, com horizonte dos 15 primeiros dias de observações, referente ao mês de maio de 2019 no setor de Catió nomeadamente na região de Tombali na Guiné-Bissau a partir dos dados de energia dos meses anteriores, janeiro a abril na mesma cidade do país, cujas medições foram realizadas em torno do horário de meio dia.

. Ademais, utilizou-se o erro quadrático médio (EQM) como critério de comparação dos dados de saída da rede em relação às amostras da série histórica, referentes aos meses de janeiro a abril, cujo potencial energético é favorável para instalação de sítios solares.

A Figura 4 apresenta o comportamento da curva do EQM em termos do número de épocas de treinamento, ou seja, em termos da quantidade de vezes que as amostras do conjunto de treinamento são inseridas à rede para ajustar a matriz de pesos.

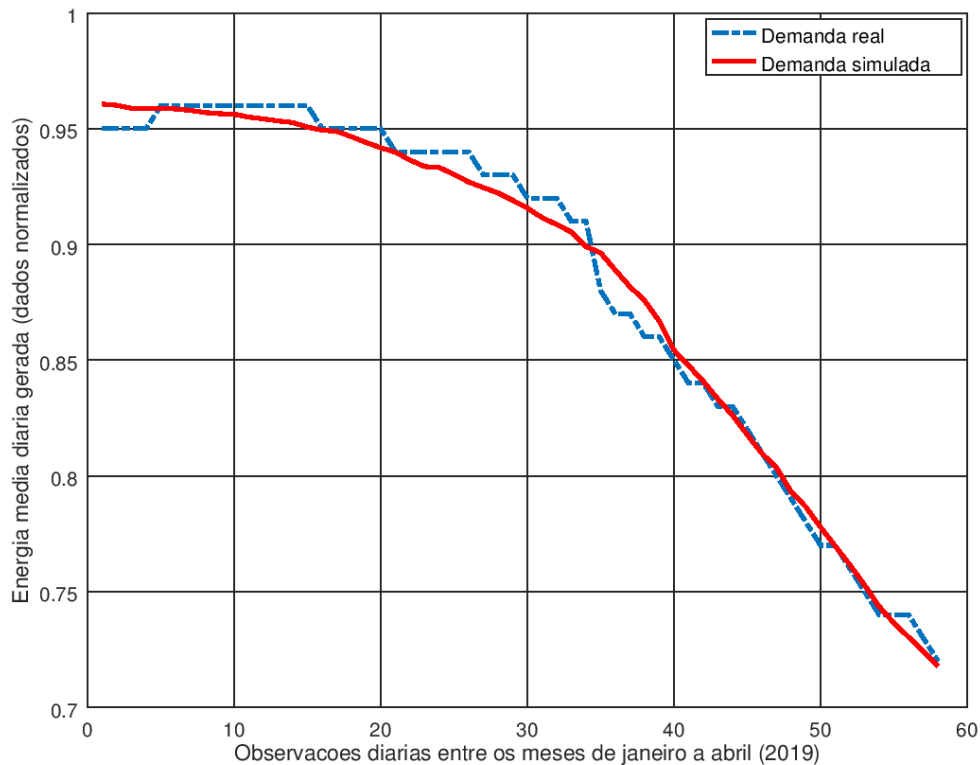
Figura 5: comportamento do EQM



Fonte: Autor, 2020

Observa-se um acentuado decréscimo da curva à medida que os números de épocas são incrementados, estabilizando-se num EQM praticamente nulo, sinalizando que os valores gerados na saída da rede são muito próximos dos valores desejados e, tal afirmação é confirmada na Figura 5, a qual ilustra o resultado do treinamento da rede.

Figura 6: resultado do treinamento da rede

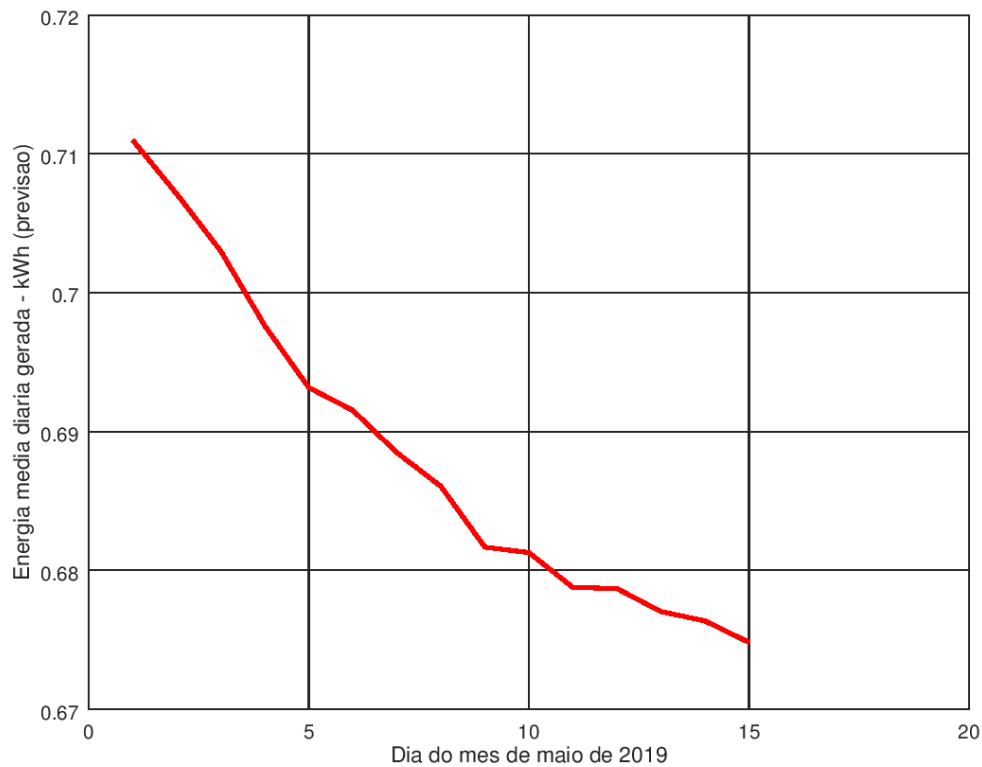


Fonte: Autor, 2020

O treinamento da RNA evidencia o quão próximos são os valores reais e simulados de demanda média para os dias observados entre os meses de janeiro a abril de 2019. Além disso, tal processo de aprendizagem permite observar o comportamento temporal da série histórica, a partir dos parâmetros escolhidos para a execução da rede neural autorregressiva.

Na sequência, a Figura 6 ilustra o resultado num horizonte de previsão de 15 passos à frente que corresponde ao período do dia 8 a 22 de maio de 2019. Importante comentar que a base de dados utilizados neste trabalho não disponibilizou observações de demanda de energia dos sete primeiros dias de todos os meses de 2019. Portanto, as análises iniciam-se a partir do dia 8.

Figura 7: Previsão de energia média para o período de observação



Fonte: Autor, 2020

Como esperado, a curva de demanda média segue um comportamento decrescente ao longo dos primeiros dias de observação do mês de maio de 2019. Tal afirmação também é justificada pelas séries históricas, as quais preveem entre 15 de maio até início de outubro, há uma diminuição significativa de incidência de irradiação solar da região de Tombali no setor de Catió, isto é devido a estação chuvosa que começa no mês de maio e termina no final de outubro.

Por fim, como base de dados possui amostras apenas do ano de 2019, os resultados de previsão podem não ser tão precisos devido poucos dados disponibilizados, porém são suficientes para estimar o comportamento futuro do sistema em questão. Além disso, o modelo proposto é ajustável para a inserção de uma maior série histórica, dessa forma, poderá ser utilizado como simulador computacional de previsão de demanda de energia elétrica para qualquer região de Guiné Bissau.

5. CONCLUSÃO

O presente trabalho resumiu-se em desenvolver uma metodologia de projeção de geração de energia elétrica, para o horizonte dos primeiros 15 dias do mês de maio de 2019, dado uma base de dados com as medições de geração de energia dos quatro primeiros meses do mesmo, tendo como objeto a região de Tombali no sector de Catió na Guiné-Bissau. Diante da base de dados disponíveis no repositório *Weather Spark* referentes as medições de janeiro a abril, período no qual há maior incidência solar na região, implementou-se, com sucesso, uma rede neural artificial do tipo não linear autorregressiva, garantindo assim, que amostras anteriores refletissem o comportamento temporal da série histórica.

Como esperado, o modelo proposto previu, satisfatoriamente a demanda de energia solar para os 15 primeiros dias do mês de maio de 2019, cuja validação do modelo foi garantida excelentes resultados no processo de aprendizagem e pela obtenção de um EQM praticamente nulo, mesmo para uma pequena quantidade de amostras.

Por fim, como perspectiva de estudo futuro, pretende-se prever, para os meses de 2020, a geração de energia elétrica de sistemas com potencial solar para outras regiões na Guiné-Bissau, utilizando-se, basicamente, o mesmo modelo computacional, porém com uma maior série histórica.

REFERÊNCIAS

Agenda de ação para a energia sustentável para todos na Guiné-Bissau Período 2015-2030; 2017; pag. 41. Acesso 13 de janeiro de 2020 às 20h18

(https://www.se4all-africa.org/fileadmin/uploads/se4all/Documents/Country_AAs/web_agenda_de_acao_optimize_d.pdf)

ALGORITMO DE LEVENBERG-MARQUARDT PARA ANÁLISE DE GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA DE UM SISTEMA FOTOVOLTAICO. **Revista Produção Online**, Florianópolis, Sc, v. 17, n. 4, p.1204-1217, 2017.

ARAÚJO, Carla Beatriz Costa de; DANTAS NETO, Silvano Adonias; SOUZA FILHO, Francisco de Assis. UTILIZAÇÃO DOS PERCEPTONS MULTICAMADAS PARA PREVISÃO DE VAZÕES A PARTIR DE ANOMALIAS DE TEMPERATURAS DA SUPERFÍCIE DO MAR PARA O AÇUDE ORÓS/CE. **Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, Orós/CE, p.1-8, 2018.

ANEEL. Atlas de Energia Elétrica do Brasil: Fontes Renováveis. 3. ed. – Brasília, 2008.

(http://www.aneel.gov.br/documents/656835/14876406/2008_AtlasEnergiaEletricaBrasil3ed/297ceb2e-16b7-514d-5f19-16cef60679fb)

PLANO DE INVESTIMENTO PARA ENERGIA SUSTENTÁVEL DA GUINÉ-BISSAU Período 2015-2030; 2017. Pag. 141. Acesso 13 de janeiro de 2020 às 20:24

http://www.ecreee.org/sites/default/files/documents/news/web_plano_de_investimento_optimized.pdf

FONSECA, R. W. Iluminação natural e consumo energético de edificações não residenciais: aplicação de redes neurais artificiais, 2015. Universidade Federal de Santa Catarina.

FLORÊNCIO, Paulo Henrique Borba. **Aplicação de Redes Neurais Artificiais na Previsão de Demanda de Peças de Reposição de Veículos Automotores**. 2016. 88 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Pontifícia Universidade Católica de Goiás, Universidade Católica de Goiás, Goiás, 2016.

LIMA, I., PINHEIRO, C. A. M., SANTOS, F. A. O., 2014. Inteligência Artificial, Elsevier.

MELO, A. P. UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL ATRAVÉS DA APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS Tese submetida à Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial exigido pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia, 2012. Universidade Federal de Santa Catarina.

MELLIT, A.; KALOGIROU, S. A.; HONTORIA, L.; SHAARI, S. Artificial intelligence techniques for sizing photovoltaic systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 13, n. 2, p. 406–419, 2009. Acesso 17 de dezembro de 2019 Disponível em: (<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032108000051>)

MENDES, Ian Araújo et al. A UTILIZAÇÃO DAS REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS NA PREVISÃO DE RADIAÇÃO SOLAR GLOBAL. **Contecc'2017**, Universidade Federal de Pará, p.1-5, 2017.

Ministério de energia e indústria, agenda de ação para a energia sustentável para todos na GUINÉ-BISSAU Período 2015-2030; acesso 20 de dezembro de 2019 (https://www.se4all-africa.org/fileadmin/uploads/se4all/Documents/Country_AAs/web_agenda_de_acao_optimize_d.pdf)

PINHEIRO, ELISÂNGELA; LOVATO, ADALBERTO; RUTHER, Ricardo. APLICABILIDADE DE REDE NEURAIIS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE GERAÇÃO DE ENERGIA DE UM SISTEMA CONECTADO A REDE ELÉTRICA. **Revista Brasileira de Energia Renováveis**, Santa Catarina, p.876-892, 2017.

SILVA, Ivan Nunes da; SPATTI, Danilo Hernane; FLAUZINO, Rogério Andrade. **Rede Neurais Artificiais: Para Engenharia e Ciência Aplicada**: Fundamentos teóricos e aspecto práticos. 2. ed. São Paulo: Artliber Editora Ltda., 2016. 135 p.

GOLDEMBERG, JOSÉ; LUCON, Oswaldo. Energia e meio ambiente no Brasil. **Estudos Avançados**, Usp, p.1-14, 2007.

GUIMARÃES, Antônio Alisson Pessoa; SANTANA, Marília Facundo. Predição de Demanda de Energia para Curto prazo de um Sistema Fotovoltaico de Minigeração Instalado no campus de Auroras (UNILAB-CEARÁ). **Congresso Brasileiro de Energia Solar**, Redenção-ce, p.1-10, 2020.

WWF Brasil, Desenvolvimento Sustentável. Acesso 15 de Dezembro de 2019 disponível em: https://www.wwf.org.br/natureza_brasileira/questoes_ambientais/desenvolvimento_sustentavel/

SILVA, L. A.; PERES, S. M.; BOSCARIOLI, C. Introdução à mineração de dados: com aplicações em R. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

VELÁZQUEZ, S.; CARTA, J. A.; MATÍAS, J. M. Influence of the input layer signals of ANNs on wind power estimation for a target site: A case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 15, n. 3, p. 1556–1566, 2011.

KALOGIROU, Soteris A.; ŞENCAN, Arzu. **Técnicas de Inteligência Artificial em aplicações de energia solar**. Limassol, Universidade de Tecnologia de Chipre, Departamento de Engenharia Mecânica e Materiais Ciências e Engenharia, p.316-340, 2010. Acesso 15/ de dezembro de 2019 Disponível em: <http://cdn.intechweb.org/pdfs/12231.pdf>

Weather Spark, Condições meteorológicas características de Guiné-Bissau, 2020, acesso 13 de janeiro de 2020 às 20:10
<https://pt.weatherspark.com/td/31647/Condi%C3%A7%C3%B5es-meteorol%C3%B3gicas-m%C3%A9dias-em-Bissau-Guin%C3%A9-Bissau-hoje#Sections-SolarEnergy>

