



**UNIVERSIDADE DA INTEGRAÇÃO INTERNACIONAL DA LUSOFONIA AFRO-
BRASILEIRA**

INSTITUTO DE ENGENHARIAS E DESENVOLVIMENTO SUSTENTAVEL

CURSO DE ENGENHARIA DE ENERGIAS

HUGO HERMANO DA COSTA CASTRO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAÇÃO DE
RADIÇÃO SOLAR: UM ESTUDO DE CASO PARA REGIÃO DO MACIÇO DE
BATURITÉ**

ACARAPE-CE

2018

HUGO HERMANO DA COSTA CASTRO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAÇÃO DE
RADIAÇÃO SOLAR: UM ESTUDO DE CASO PARA REGIÃO DO MACIÇO DE
BATURITÉ**

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

ACARAPE-CE

2018

Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira
Sistema de Bibliotecas da UNILAB
Catalogação de Publicação na Fonte.

Castro, Hugo Hermano da Costa.

C35a

Aplicação de redes neurais artificiais para estimação de radiação solar: um estudo de caso para região do Maciço de Baturité / Hugo Hermano da Costa Castro. - Acarape, 2018.
45f: il.

Monografia - Curso de Engenharia de Energias, Instituto de Engenharias e Desenvolvimento Sustentável, Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, Redenção, 2018.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Alisson Pessoa Guimarães.

1. Energia Solar. 2. Rede neurais (Computação). 3. Modelos matemáticos. I. Título

CE/UF/BSP

CDD 621.473

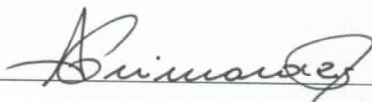
HUGO HERMANO DA COSTA CASTRO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAÇÃO DE
RADIÇÃO SOLAR: UM ESTUDO DE CASO PARA REGIÃO DO MACIÇO
DE BATURITÉ**

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.

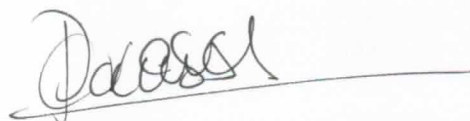
Aprovado em 03/08/2018.

BANCA EXAMINADORA



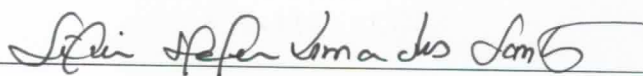
Prof. Dr. Antônio Alisson Pessoa Guimarães (Orientador)

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



Prof. Dr. Carlos Alberto Caceres Coaquira

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



Prof. Dra. Sílvia Helena Lima dos Santos

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

Aos meus pais

A minha família e

Aos meus amigos.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus pelas bênçãos recebidas.

Aos meus pais, Hugo nascimento de Castro, Maria Hosana Cavalcante da Costa Castro, por todo apoio e dedicação oferecidos.

A minha irmã Heloisa Castro e aos demais familiares que me apoiaram durante toda minha jornada acadêmica.

Aos colegas e amigos de turma, que fiz ao longo dos anos na Unilab. Proporcionando bons momentos de distração e também de aprendizado e companheirismo.

A meu professor orientador Antônio Alisson Pessoa Guimarães, por todas as contribuições acerca deste trabalho, sempre com atenção e dedicação. Transmitindo conhecimentos. Juntamente com outros professores que auxiliaram no projeto.

A todos que conheci no período de graduação e de alguma forma contribuíram de forma positiva para o meu desenvolvimento.

Aos meus professores, por contribuírem com ensinamentos valiosos.

Ao instituto de Engenharias e Desenvolvimento Sustentável (IEDS) e a Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, que por meio de sua gestão auxiliou os estudantes, afim de se obter um ambiente de aprendizado de excelência.

Em todo o espaço há energia. É só uma questão de tempo até que os homens tenham êxito em associar seus mecanismos ao aproveitamento desta energia.

(Nikola Tesla)

RESUMO

Sabe-se da relevância de dados acerca da radiação solar em algumas áreas, como a de energias renováveis. Entretanto, nem sempre os dados de previsão solar, estão disponíveis para áreas que se deseja estudar. A fim de contornar esse problema, faz-se necessário o desenvolvimento de modelos analíticos de estimação que possam responder de forma eficaz aos métodos científicos convencionais. Vale ressaltar que, o conhecimento preciso destes dados relacionados à radiação solar é de fundamental importância, para o planejamento energético, para a implantação e desenvolvimento de projetos de plantas fotovoltaicas. Neste contexto, este documento compreende o estudo de desenvolvimento de um algoritmo capaz de estimar a radiação solar, através da modelagem computacional baseada em Redes Neurais Artificiais (RNA) para uma possível aplicação na região do maciço de Baturité. Fornecendo uma ferramenta útil, capaz de gerar dados de radiação, contribuindo positivamente para o desenvolvimento de mais projetos no setor de geração elétrica fotovoltaica.

Palavras-chave: Energia Solar, Modelagem Computacional, Rede Neurais Artificiais.

ABSTRACT

It is known the relevance of data about solar radiation in some areas, such as renewable energy. However, solar forecast data are not always available for areas to study. In order to circumvent this problem, it is necessary to develop analytical models of estimation that can respond effectively to conventional scientific methods. It is worth mentioning that the precise knowledge of these data related to solar radiation is of fundamental importance, for the energy planning, for the implantation and development of projects of photovoltaic plants. In this context, this document includes the development of an algorithm capable of estimating solar radiation, through computational modeling based on Artificial Neural Networks (RNA) for a possible application in the Baturité massif region. Providing a useful tool, capable of generating radiation data, contributing positively to the development of more projects in the sector of electric photovoltaic generation.

Keywords: Solar Energy, Computational Modeling, Artificial Neural Network.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 . Panorama das energias renováveis no mundo no ano de 2015	19
Figura 2. Evolução da solar solar de 2005 a 2015	20
Figura 3. Evolução da energia solar térmica de 2005 a 2015	21
Figura 4: Países com maior potência instalada em 2015	21
Figura 5: Energia solar no Brasil.	22
Figura 6. Comparação radiação solar	23
Figura 7: Neurônio artificial.	26
Figura 8: Rede neural artificial.	26
Figura 9: Gráfico de temperatura, regressão linear e curva de nível. setembro	33
Figura 10: Gráfico de superfície de temperatura, setembro	33
Figura 11: Gráfico de umidade relativa, regressão linear curva de nível setembro	34
Figura 12: Gráfico de superfície de umidade, setembro	35
Figura 13: Gráfico de temperatura, regressão linear e curva de nível, outubro	36
Figura 14: Gráfico de superfície de temperatura, outubro	36
Figura 15: Gráfico de umidade relativa regressão linear, curva de nível outubro	37
Figura 16: Gráfico de superfície de umidade, outubro	37
Figura 17: Gráfico de temperatura regressão linear, curva de nível, novembro	38
Figura 18: Gráfico de superfície de temperatura, novembro	38
Figura 19: Gráfico de umidade relativa regressão linear curva de nível novembro	39
Figura 20: Gráfico de superfície de umidade, novembro	39
Figura 21: Gráfico de temperatura, regressão linear e curva de nível, dezembro	40
Figura 22: Gráfico de superfície de temperatura, dezembro	40

Figura 23: Gráfico de umidade relativa regressão linear curva de nível dezembro 41

Figura 24: Gráfico de superfície de umidade dezembro 41

LISTA DE ABREVIACOES

EPIA European Photovoltaic Industry Association

JRC Joint Research Centre

Ren21 Renewable Energy Policy Network For The 21st Century

RNA Redes Neurais Artificiais

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1: Método gradiente

31

SUMARIO

1 Introdução	15
2 Objetivos	17
2.1 Objetivo geral	17
2.2 Objetivos específicos	17
3. Fundamentação Teórica	18
3.1 Energia solar e meio ambiente	18
3.2 Energia solar e o desenvolvimento sustentável	18
3.3 Panorama da geração solar	19
3.4 Aplicações da energia solar	23
3.5 Modelos de previsão	24
3.5.1 Redes Neurais Artificiais	25
3.5.2 Lógica fuzzy	27
3.5.3 Correlação canônica	27
3.6 Componentes e funcionamento	28
3.6.1 Placas fotovoltaicas	28
3.6.2 Sistemas de armazenamento de energia	29
3.6.3 Conversores CC-CC	29
3.6.4 Inversores	29
3.6.5 Controladores	29
4 Metodologia	30
5 Resultados e discussões	32
6. Conclusão	42

1 INTRODUÇÃO

Devido o aumento do interesse na conservação e proteção ambiental, o mundo atualmente está se movendo para uma nova era: transição da dependência quase total do combustível fóssil para uma maior utilização de fontes renováveis de energia. Portanto, a preservação do meio ambiente requer mais pesquisas sobre os diferentes recursos energéticos indispensáveis à vida humana.

Um desses recursos atualmente estudados é a energia renovável, em que a energia solar tem um lugar importante, a qual tem um impacto benéfico no que diz respeito à visão técnica, ambiental e política.

Segundo a European Photovoltaic Industry Association (EPIA, 2018), nos últimos anos, se teve um crescimento expressivo nos investimentos em geração de energia elétrica a partir da implantação de parques geradores de energia solar em várias partes do mundo. A capacidade total fotovoltaica instalada em todo o mundo atingiu mais de 402,5 GW no final de 2017. Além disso, a energia solar é atualmente, depois de hidroeletricidade e eólica, o quarto tipo de energia renovável mais importante em termos de parques instalados globalmente. Especificamente, a taxa de crescimento em 2017 chegou a quase 25%.

No que diz Joint Research Centre (JRC, 2011), as taxas de crescimento anuais ao longo dos últimos dez anos foram mais de 40%, em média, o que torna o setor fotovoltaico uma das indústrias de mais rápido crescimento no presente. Paralelamente, a capacidade de mercado do setor fotovoltaico chinês em 2010 estava entre 500-700 MW, elevando a capacidade instalada acumulada de cerca de 1 GW (WANG et al., 2012). Este foi um aumento significativo de 160 MW em comparação com 2009, mas ainda são apenas 5 a 7% da total produção da China no sistema energético. Ainda segundo Wang et al. (2012), o novo plano de desenvolvimento de energias renováveis elaborado pelo governo chinês propõe a instalação de outros parques geradores de energia solar que produzirão uma capacidade de 20 GW até 2020.

No Brasil e, particularmente, no estado do Ceará se observa através de jornais e outros meios de telecomunicações essa tendência mundial, de aumento nos investimentos na geração de energia solar, apesar de ser um movimento ainda tímido. Em meio ao clima semiárido do Estado, o município de Tauá foi escolhido para sediar a Usina Solar de Tauá por apresentar vantagens técnicas sobre os demais. A cidade, a cerca de 360 quilômetros da capital Fortaleza,

passou por um processo seletivo rigoroso. Tauá concorreu com outros dois municípios cearenses: Irauçuba e Sobral, ambos privilegiados por uma intensa radiação solar. Contudo, Tauá foi o município escolhido, caracterizado por receber uma média de 177,7 horas de radiação solar efetiva, por mês, no primeiro semestre do ano, e 244,8 horas de radiação solar efetiva no segundo semestre (SOLAR TAUÁ, 2012).

Segundo nota da imprensa local (JORNAL TRIBUNA DO CEARÁ, 2013), o Ceará investiu cerca de 80 milhões de reais para instalação uma nova usina no estado, sendo esta no município de Russas que se localiza a 160 quilômetros da capital. Tal usina terá capacidade para abastecer uma cidade com cerca de 100 mil habitantes, cuja instalação terá uma potência estimada de 10 MW.

Através do que foi exposto, ferramentas de estimativa precisas de radiação solar são fundamentais na concepção de sistemas solares. Em um contexto geral, ao utilizar energia solar exige-se uma estimativa exata da radiação solar em locais propostos. Esta estimativa normalmente é possível através de equipamentos de medição, mas estes dispositivos não estão disponíveis em alguns lugares remotos ou zonas rurais, que poderiam ter potencial a ser aproveitado. Para tais situações, faz-se uso de ferramentas matemáticas como modelos de previsões, os quais proporcionam boas estimativas do potencial de energia solar.

A climatologia e a meteorologia são parâmetros fundamentais na indicação da quantidade de radiação solar na região selecionada. Por sua vez, a aplicação de redes neurais artificiais (RNAs) pode ser uma ferramenta valiosa na determinação dos efeitos de parâmetros climáticos, conseqüentemente, apresentar resultados de previsão de radiação solar plausíveis. Em linhas gerais, uma RNA fornece uma maneira computacionalmente eficiente de determinação empírica, adotando um relacionamento possivelmente não linear entre as variáveis de entrada e uma ou mais variáveis de saída.

Além disso, tal recurso computacional é aplicado em problemas de modelagem voltados a identificação, otimização, previsão e controle de sistemas complexos, dentre outros. Conseqüentemente, diante das variáveis propostas, ela pode ser utilizada para prever a radiação solar em uma determinada área, o qual é objeto de estudo.

2 Objetivos

2.1 Objetivo geral

O trabalho tem por objetivo o desenvolvimento de um algoritmo que utilizando redes neurais artificiais possa fornecer uma estimativa de radiação solar na Região do Maciço de Baturité.

2.2 Objetivos específicos

Têm-se os seguintes objetivos específicos:

- Analisar algumas variáveis climáticas e verificar a relação destas com a radiação, no caso variáveis de temperatura e umidade relativa;
- Realizar um estudo de revisão da literatura acerca de RNA;
- Realizar um estudo de revisão da literatura acerca da energia solar;
- Desenvolver uma RNA simples e verificar o seu desempenho.

3. Fundamentação Teórica

3.1 Energia Solar e meio ambiente

Atualmente, a demanda energética apresenta um crescimento vertiginoso, devido à necessidade de atender as atividades da humanidade. O ser humano tem se voltado para a natureza buscando nela alternativas energéticas que podem ser capazes de fornecer a energia para sustentar o seu crescimento tecnológico e social (ALDABÓ, 2012). Devido a isto, alternativas energéticas provindas dos recursos naturais estão sendo pesquisadas.

Dentro desse contexto, a energia solar transformada em eletricidade por meio do uso de sistemas de aproveitamento solar, constitui-se em uma das fontes renováveis mais interessantes e promissoras mundialmente. Entretanto apesar de ser uma fonte renovável de energia, a energia solar apresenta também impactos ambientais. Entretanto ela é considerável uma alternativa limpa, considerando que quando em operação não causa grandes impactos nocivos ao meio ambiente, como a emissão de gases poluentes.

3.2 Energia Solar e o desenvolvimento sustentável

O desenvolvimento sustentável pode ser definido como o desenvolvimento capaz de suprir as necessidades das atuais gerações atuais sem comprometer a capacidade de atender a necessidade das futuras gerações (WWF BRASIL, 2018). Para este objetivo ser alcançado deve se planejar os usos dos recursos naturais disponíveis, havendo a criação de estudo de novas tecnologias para o aproveitamento destes recursos.

Uma das grandes problemáticas do desenvolvimento sustentável é com relação ao setor energético. Atualmente, a grande maioria da geração de energia é baseada em fontes não renováveis e com impacto ambiental considerável.

Existem benefícios socioeconômicos trazidos pelas energias renováveis, por exemplo: a inovação tecnológica e o desenvolvimento industrial; a geração distribuída e a universalização do acesso à energia; o desenvolvimento regional e local e a criação de empregos (SIMAS, 2013). Projetos de energias renováveis em áreas rurais, especialmente em áreas que carecem de desenvolvimento econômico, podem trazer diversos benefícios para a comunidade. Características socioeconômicas de muitas regiões, como alto desemprego, falta de alternativas de desenvolvimento econômico e altas taxas de migração da população economicamente ativa, fazem que seja vantajoso o investimento nessas tecnologias.

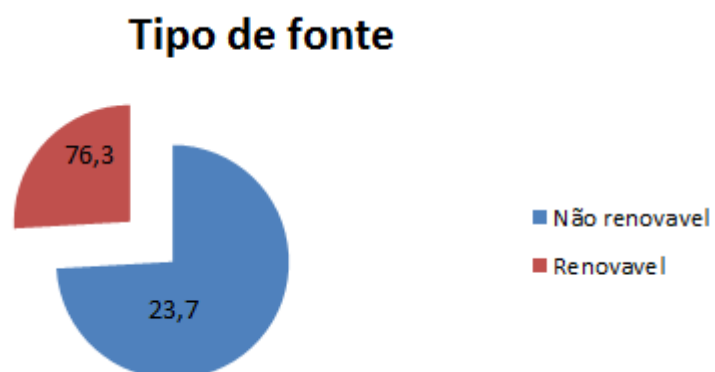
As usinas de geração de energias renováveis são frequentemente menores e mais dispersas que usinas tradicionais, e por esse motivo encontram-se muitas vezes situadas em áreas rurais de baixa densidade demográfica. Devido a essa característica, a construção dessas usinas demanda maior quantidade de mão de obra, e gera potencial para a capacitação e emprego de populações rurais em diversas localidades.

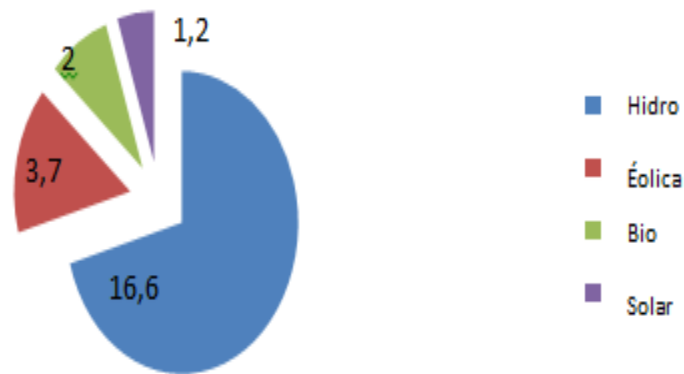
Apesar do potencial de benefícios, tanto sociais como econômicos, o incentivo às fontes renováveis de energia não deve ser considerado como uma política de desenvolvimento, mas sim uma prática que, se aplicada em conjunto com outras políticas sociais, terá a capacidade de colaborar positivamente para o crescimento dessas comunidades, bem como trata uma maior qualidade de vida aos residentes desta região.

3.3 Panorama da geração solar

Atualmente a maior parte da energia elétrica, ainda é provinda de fontes não renováveis, entretanto fontes renováveis estão crescendo significativamente nos últimos anos, devido aos avanços tecnológicos e políticas de incentivo, tornando esse tipo de geração mais competitivo com as outras opções. Abaixo temos dados atualizados do panorama das energias renováveis em escala global. Neles é perceptível a notória diferença entre o uso de fontes renovável e não renovável, bem como quais dentre as renováveis são mais utilizadas.

Figura 1 . Panorama das energias renováveis no mundo no ano de 2015

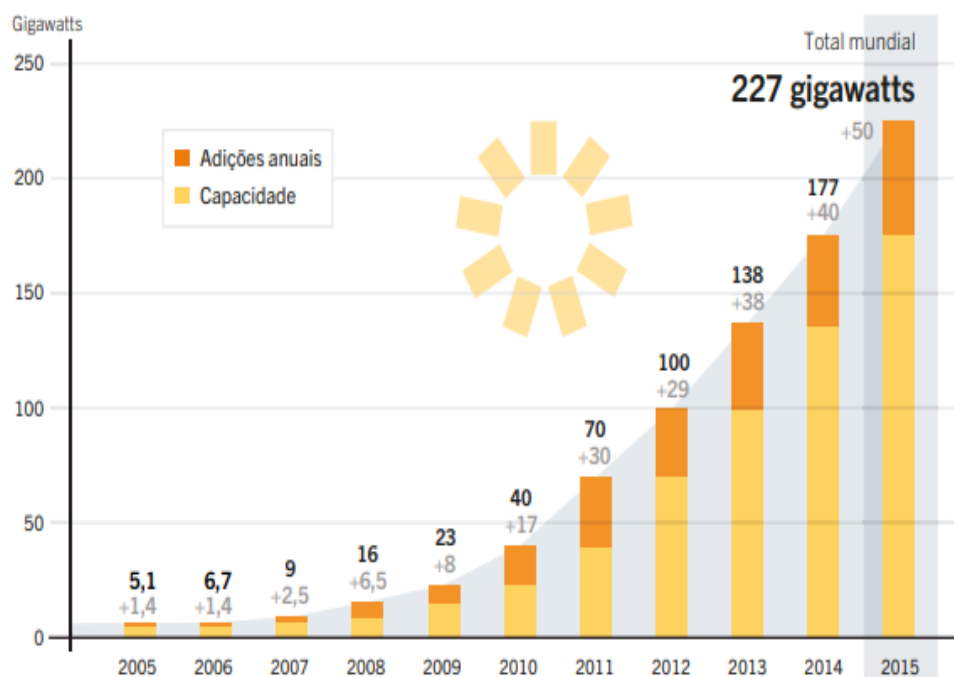




(Fonte: RENEWABLE ENERGY POLICY NETWORK FOR THE 21ST CENTURY (REN21), 2015).

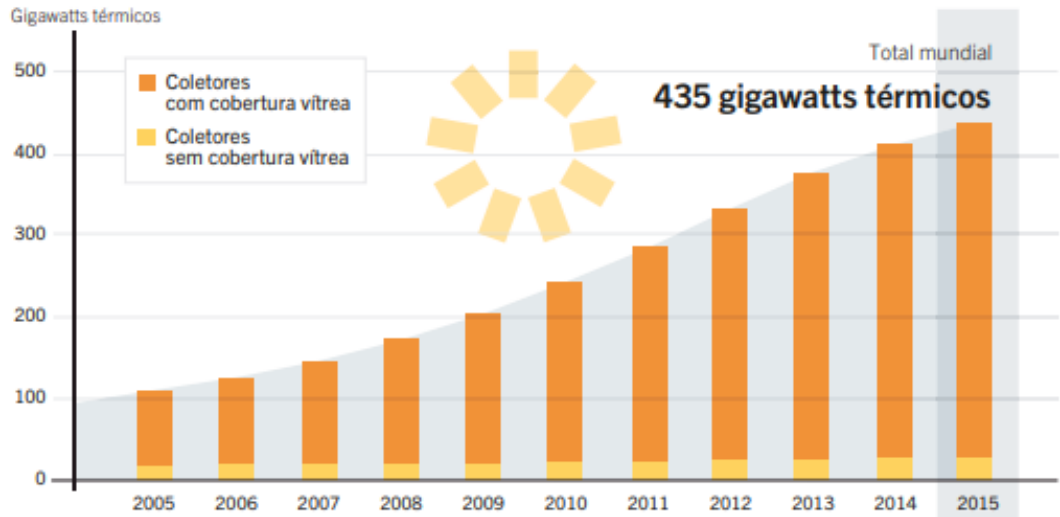
Ocupando o quarto lugar dentre as renováveis temos a energia solar, tendo uma porcentagem considerável na matriz mundial. Vale ressaltar também o grande crescimento em investimentos nesta área, sendo que a tendência é de que estes valores continuem crescendo. Abaixo temos um gráfico ilustrando a evolução da energia solar nos últimos anos e sua capacidade instalada, distribuídas entre vários países do globo.

Figura 2. Evolução da energia solar fotovoltaica de 2005 a 2015



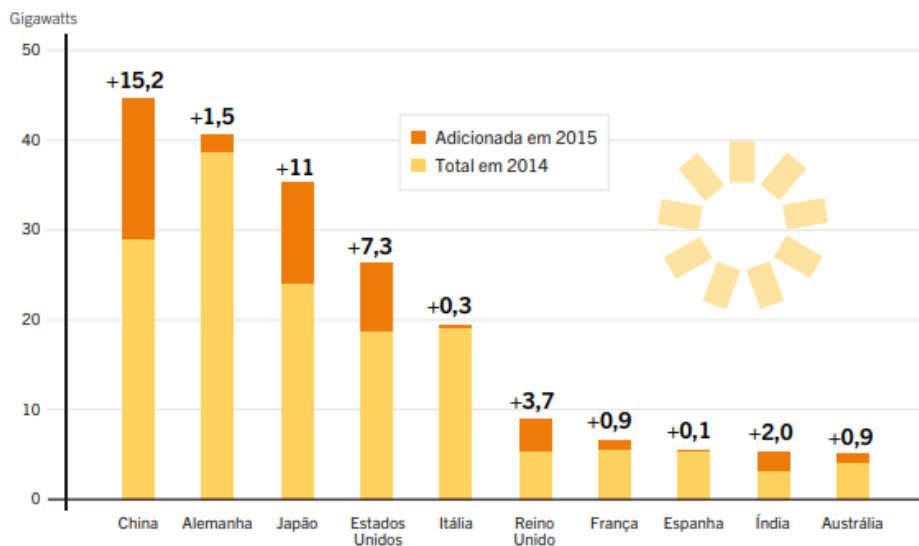
(Fonte: RENEWABLE ENERGY POLICY NETWORK FOR THE 21ST CENTURY (REN21), 2015).

Figura 3. Evolução da energia solar térmica de 2005 a 2015



Fonte: RENEWABLE ENERGY POLICY NETWORK FOR THE 21ST CENTURY (REN21), 2015).

Figura 4. Países com maior potência instalada em 2015.



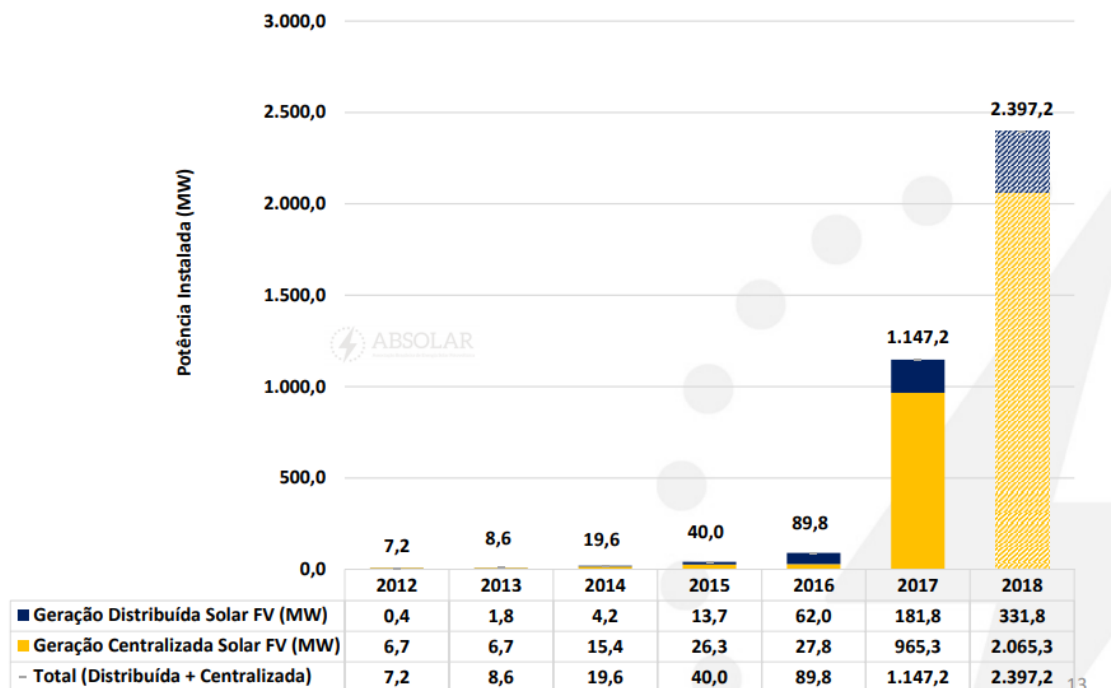
(Fonte: RENEWABLE ENERGY POLICY NETWORK FOR THE 21ST CENTURY (REN21), 2015).

Os motivos que levaram estes países a possuírem uma maior capacidade instalada podem ser o potencial disponível no território, a tecnologia disponível, a extensão territorial, incentivos e políticas energéticas.

A energia solar é uma fonte de energia que atualmente vem ganhando um grande desenvolvimento tecnológico, aumentando assim sua viabilidade econômica.

No Brasil a situação é parecida com a tendência mundial, se tem o surgimento de novos empreendimentos de geração solar. Isto pode ser observável pela imagem abaixo

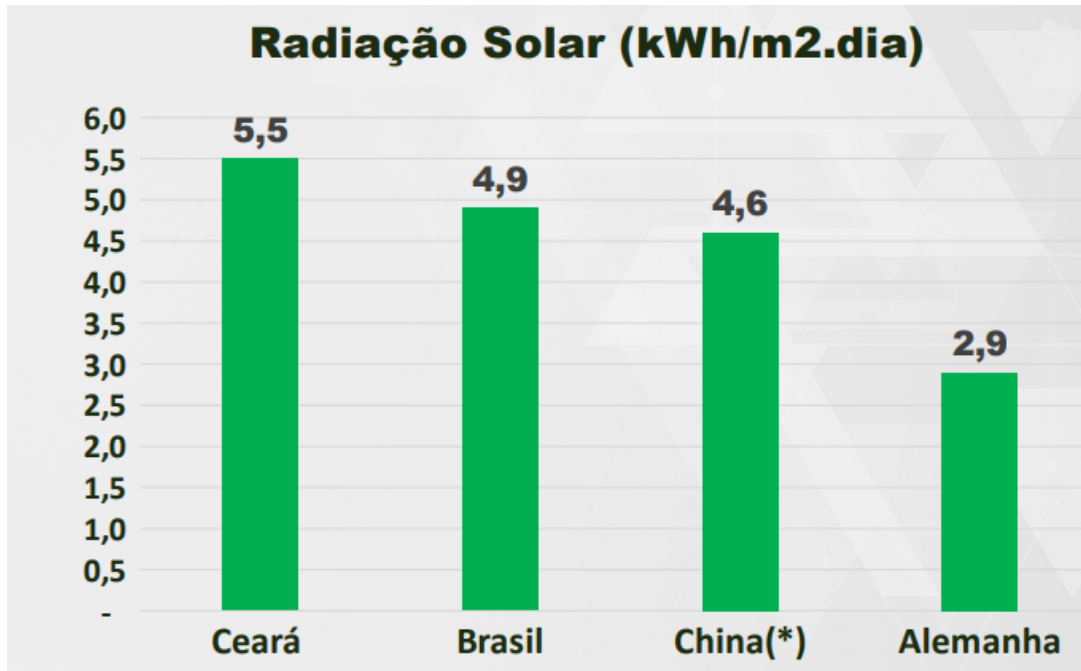
Figura 5. Energia solar no Brasil.



(Fonte: ABSOLAR)

Nota-se o crescimento vertiginoso da potencia instalada nos últimos anos. A tendência é que isto se mantenha. Abaixo temos outro gráfico comparando a radiação a qual o estado do Ceará é submetido com relação a alguns países.

Figura 6. Comparação radiação solar



(Fonte: SEMACE)

Neste gráfico é notável o grande potencial do estado do ceara em sistema de aproveitamento energético solar. Sendo um local propício a novos investimentos na área.

3.4 Aplicações da energia solar

A energia solar está livremente disponível e pode-se utilizá-la para atenuar nossa dependência energética de hidrocarbonetos. Com relação aos possíveis métodos de aproveitamento desta fonte, pode-se citar os sistemas hélio-térmico, a termo solar e o fotovoltaico.

No primeiro, a irradiação solar é convertida em calor que é utilizado em usinas termelétricas para a produção de eletricidade. Essa tecnologia utiliza espelhos para concentrar energia do sol e convertê-la em calor de alta temperatura para produzir vapor que aciona as turbinas para gerar energia elétrica.

No caso termo solar, tem-se um mecanismo de transferência do calor do sol para aquecimento de água e ar através de coletores térmicos. Apesar de não ser uma geração de eletricidade propriamente dita, seu uso é importante por ser capaz de reduzir o consumo elétrico, notadamente no horário de pico da carga.

Por fim, para o sistema fotovoltaico tem-se a célula fotovoltaica que é a unidade fundamental do processo de conversão. Estas células são componentes óptico-eletrônicos que

convertem diretamente a radiação solar em eletricidade. São basicamente constituídas de materiais semicondutores, sendo o silício o material mais empregado. Ao incidir a luz sobre a célula fotovoltaica, os fótons que a integram chocam-se com os elétrons da estrutura do silício tipo P dando-lhes energia e transformando-os em condutores. Devido ao campo elétrico gerado, os elétrons são orientados e fluem, gerando assim um fluxo de elétrons (corrente elétrica) na conexão. Enquanto a luz continuar a incidir na célula, o fluxo de elétrons se manterá. A intensidade da corrente gerada variará proporcionalmente conforme a intensidade da luz incidente.

3.5 Modelos de previsão.

A Procura de métodos, baseados em modelos para a previsão de curto, médio e longo prazo, passou a despertar especial interesse, tanto de gestores quanto de pesquisadores nas mais diversas áreas.

Os modelos tradicionais de previsão estatísticos, ainda hoje são comumente usados. Entretanto, devido ao acelerado avanço tecnológico observado nas duas últimas décadas, as pesquisas passaram a ser direcionadas para o uso de ferramentas mais sofisticadas para desempenhar a tarefa de fazer previsões.

Um exemplo disto é visto no trabalho de Guarnieri et al. (2007), para a estimativa de radiação solar incidente, foi proposto o uso de redes auto organizáveis em um modelo de estrutura hierárquica via redes neurais e, paralelamente, o modelo estatístico de Regressão Linear de múltiplas variáveis, com a proposta de comparar tais resultados e testar a eficiência de cada método.

Portanto, prever radiação solar, mesmo com um dia de antecedência, envolve muitas incertezas. Parte da incerteza é relacionada ao fato de a incidência de radiação solar na superfície terrestre ser dependente das condições meteorológicas, especialmente nuvens, envolvendo processos físicos não lineares de transmissão de radiação. Outra parcela de incertezas é relacionada à própria imprecisão na obtenção de previsões das condições de tempo futuros pelos modelos numéricos, bem como de propriedades óticas do estado atmosférico futuro, devido à natureza caótica e não-linear da evolução do tempo meteorológico (GUARDIERI et al., 2007). Apesar de tais incertezas, alguns modelos numéricos de previsão possuem códigos de parametrização de radiação, uma vez que a

energia solar alimenta a quase totalidade dos processos atmosféricos e atua como uma força em movimentos de ar de diferentes escalas.

A natureza incerta da radiação solar e as habilidades da modelagem das Redes Neurais Artificiais têm inspirado a aplicação de técnicas de RNA para prever a radiação solar. Geralmente, as redes neurais têm sido aplicadas com sucesso em várias áreas de aplicação, tais como: Matemática, Engenharia, Economia, Meteorologia, etc. Obviamente, há uma larga variedade de aplicações incluindo: o reconhecimento de padrões, problema de classificação, aproximação de funções e previsões, problema de otimização e controle, compressão de dados, diagnósticos, detecção de falhas, processamento de digital de sinais, dentre outros (HAYKIN, 1994).

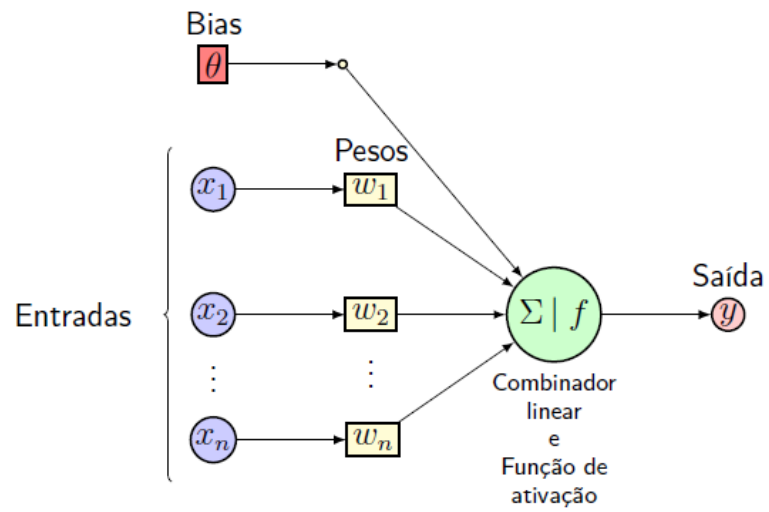
3.5.1 Redes neurais artificiais.

Uma rede neural é um sistema inteligente que tem a capacidade de aprender, memorizar, e criar relações entre dados (HAYKIN, 1994). Fora isto, é um tipo de técnica de Inteligência Artificial que imita o comportamento do cérebro humano. As RNAs têm a capacidade de modelar sistemas lineares e não-lineares, sem a necessidade de fazer pressupostos implicitamente como na maioria das abordagens estatísticas.

Mais detalhadamente, a rede geralmente consiste de uma camada de entrada, algumas camadas ocultas e uma camada de saída. Na sua forma mais simples, cada neurônio é conectado a outros neurônios de uma camada anterior através de pesos sinápticos adaptáveis. Na sequência, durante o processo de treinamento, os pesos de conexão são modificados de certa maneira, usando um método de aprendizagem adequado. A rede utiliza um modo de aprendizagem, no qual uma entrada é apresentada para a rede, juntamente com a saída desejada e as ponderações são ajustadas de modo a que a rede tenta produzir o resultado desejado. Portanto, os pesos, após o treinamento contêm informações significativas.

Abaixo temos ilustrada uma imagem de neurônio artificial genérico, nele estão representados os componentes mais básicos da estrutura, que são entrada de dados, variáveis e bias, onde este ultimo é um valor adicionado afim de fazer o neurônio convergir a um valor mais rapidamente. Também se tem a função de ativação e a saída de dados

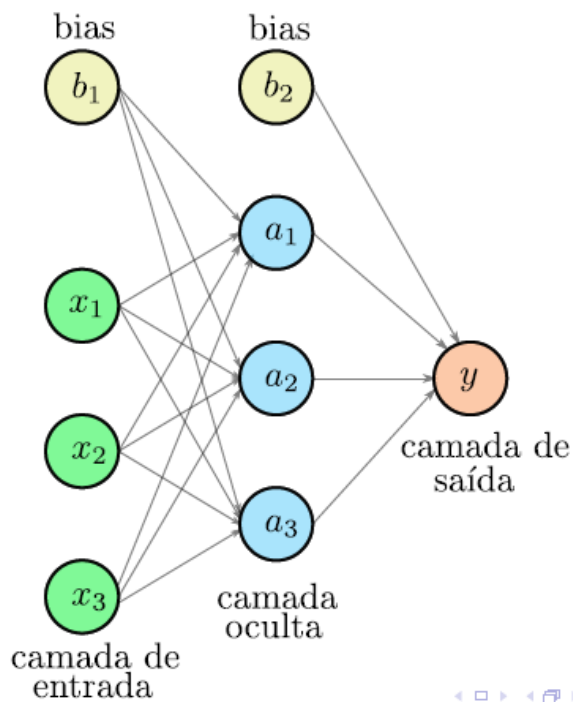
Figura 7: Neurônio artificial.



(Fonte: GUIMARÃES, 2016)

Tem-se abaixo a estrutura genérica de uma rede neural simples, nela encontram-se três camadas, uma de entrada, uma oculta e uma de saída.

Figura 8: Rede neural artificial.



(Fonte: GUIMARÃES, 2016)

O sistema de redes neurais foi o utilizado no trabalho, por possuir características interessantes, como: capacidades de aprendizagem, qualidade superior. Apesar na necessidade de um grande volume de dados para alimentar a rede, sua implementação parece ser viável.

3.5.2 Lógica fuzzy.

A lógica fuzzy, também conhecida como lógica nebulosa ou difusa, é uma técnica da área de inteligência computacional que nos permite representar modelos que contenham certo grau de incerteza ou imprecisão, características de situações do mundo real. Estas técnicas nos permitem codificar softwares que representem algoritmos mais próximos da forma como funciona o raciocínio humano, obtendo resultados satisfatórios uma vez que valores limítrofes e incertezas do modelo não são ignorados. Na lógica fuzzy, diferentemente da lógica clássica, um elemento pode pertencer parcialmente a um conjunto.

O surgimento do conceito de conjuntos fuzzy é atribuído à Lotfi Zadeh, da Universidade da Califórnia, que, em 1965, lançou o artigo “Fuzzy Sets”, introduzindo o assunto no meio acadêmico. Os precursores no uso prático desta técnica em projetos são os japoneses, construindo um dos primeiros sistemas de controle fuzzy de uso crítico na estrada de ferro de Sendai, no Japão, no ano de 1987, controlando aceleração, frenagem e parada das composições nas estações metroviárias.

Sistemas baseados em lógica fuzzy podem ser utilizados em praticamente todas as áreas de conhecimento, como engenharia, matemática, biologia, medicina, etc. Como exemplos de sua utilização prática, podem ser citados os seguintes tipos de sistemas: de controle embarcado, de apoio à decisão, de reconhecimento de faces ou de padrões, de diagnóstico médico, de previsão do tempo, de cálculo e gerenciamento de risco, de controle de tráfego, de condução de veículos autônomos e de diversas outras finalidades.

3.5.3 Correlação canônica.

A análise de regressão múltipla é uma técnica multivariada que pode prever o valor de uma única variável dependente (métrica) a partir de uma função linear de um conjunto de variáveis independentes. Para alguns problemas de pesquisa, o interesse pode não se concentrar em uma única variável dependente; em vez disso, o pesquisador talvez esteja interessado em relações entre conjuntos de múltiplas variáveis dependentes e múltiplas variáveis independentes.

A análise de correlação canônica é um modelo estatístico multivariado que facilita o estudo de inter-relações entre conjuntos de múltiplas variáveis dependentes e múltiplas variáveis independentes. Ao contrário da regressão múltipla, que prevê uma única variável dependente a partir de um conjunto de variáveis independentes múltiplas, a correlação canônica simultaneamente prevê múltiplas variáveis dependentes a partir de múltiplas variáveis independentes. A correlação canônica apresenta o menor número de restrições sobre os tipos de dados nos quais ela opera.

Como as outras técnicas impõem restrições mais rígidas, em geral crê-se que a informação obtida a partir delas é qualidade e pode ser apresentada de uma maneira melhor para a interpretação. Por essa razão, muitos pesquisadores consideram a correlação canônica como uma última alternativa, a ser usada quando todas as outras técnicas de nível mais alto forem descartadas. Mas em situações com múltiplas variáveis dependentes e independentes, a correlação canônica é a técnica multivariada mais adequada e poderosa.

Ela obteve aceitação em muitas áreas e representa uma ferramenta útil para a análise multivariada, particularmente porque aumentou o interesse na consideração de múltiplas variáveis dependentes.

3.6 Componentes e funcionamento de um sistema fotovoltaico genérico

.Um sistema solar mais usual em nossa região é o baseado em placas fotovoltaicas, no seguinte tópico trataremos dos componentes que comumente compõem este sistema:

- Sistema gerador, geralmente placas fotovoltaicas;
- Sistema de armazenamento de energia (geralmente baterias de ácido e chumbo);
- Inversores;
- Controladores.

3.6.1 Placas fotovoltaicas

É o dispositivo responsável pela conversão de radiação solar em eletricidade. O seu funcionamento se dá através do efeito fotovoltaico, que pode ser exemplificado da seguinte maneira: quando os fótons atingem uma célula dos dispositivos fotovoltaicos, podem ser refletidas ou absorvidas, ou eles podem passar direto. Apenas os fótons absorvidos geram

eletricidade. Quando isso acontece, a energia do fóton é transferida para um elétron em um átomo da célula. Com sua energia recém-descoberta, o elétron é capaz de escapar de sua posição normal associada a esse átomo se tornar parte da corrente em um circuito elétrico. Deixando esta posição, o elétron faz com que um "buraco" para trás. Propriedades elétricas especiais da célula fotovoltaica podem fornecer a tensão necessária para conduzir a corrente através de uma carga externa (por exemplo, uma lâmpada).

3.6.2 Sistemas de armazenamento de energia

Os sistemas de aproveitamento solar quando não interligados a rede elétrica necessitam de um sistema de armazenagem de energia, que pode ser através da acumulação de energia em bloco de baterias, em aplicações domésticas geralmente se recorre a baterias de ácido e chumbo. A maior desvantagem da utilização de baterias é o alto preço. Basicamente existem dois arranjos de baterias que geralmente são utilizados. As baterias de monobloco e as estacionárias (ELETROVENTO, 2018)

3.6.3 Conversores CC-CC

São estruturas estáticas feitas de chaves ativas e idealmente sem perdas que convertem uma tensão contínua em outra com certa magnitude. O dispositivo semiconductor opera a uma frequência alta, quando comparado com variações na tensão de entrada. É possível o uso de filtros passa-baixa para retirar componentes indesejáveis na tensão devido ao chaveamento.

Os conversores CC-CC são usados em fontes para computadores, TV, vídeos, aplicam-se também em tração e carros elétricos. Têm ampla aplicação como reguladores de tensão contínua, carregadores de bateria. Aplicados também em sistemas para aproveitamento de energias renováveis. Geralmente tem funções de elevação ou redução da tensão e também isolamento.

3.6.4 Inversores

A grande maioria dos aparelhos eletrônicos residenciais funcionam em corrente alternada (CA), a energia armazenada em baterias fornece corrente contínua(CC), dessa forma é necessária a utilização de um inversor para converter a energia armazenada de CC para CA. Vale ressaltar que este inversor deve tratar a energia de forma a deixá-la no nível de tensão e frequência adequados ao uso. No nosso caso seria a frequência de 60Hz e tensão de 220V.

3.6.5 Controladores

Os controladores são circuitos eletrônicos que atuam sobre os sistema de forma a tornar sua saída constante não importando os efeitos externos ao qual o sistema esteja submetido. No caso estamos tratando de um sistema de geração solar, nossa saída seria a potência entregue a carga, seja ela bateria ou a rede elétrica, sendo que esta potencia deve seguir os parâmetros necessários estabelecidos. Desta forma a problemática é entregar um mesmo nível de potencia dentro das especificações a alguma carga, mesmo havendo variações. Neste contexto temos controladores para as funções de extração de máxima potencia, controle de carga e proteção.

Controlador de carga

Dispositivo responsável por controlar a carga recebida pelas baterias, com a função de proteção, evitando o sobre carregamento destas. Também pode ser aplicado a sistemas interligados a rede, neste caso a função é adequar a tensão gerada as condições impostas pela concessionária de energia.

Sistema de extração de máxima potencia

Para cada nível de radiação específico a um determinado de valor de potencia máximo, para esse dado específico, damos a nomenclatura de ponto de máxima potencia. Existem sistemas de controle especializados no rastreamento deste ponto de máxima potencia. a utilização deste método fornece uma maior eficiência ao sistema, já que através deste será possível extrair a maior quantidade de potencia para cada nível de velocidade (Ramos, 2018).

4 METODOLOGIA

Foram desenvolvidas duas redes neurais simples, ambas constituídas de uma camada de entrada com uma variável, uma camada intermediária e uma camada de saída em que apresenta a comparação com a radiação solar. Vale ressaltar que ainda se tem a variável bias, que tem como finalidade facilitar a convergência dos dados.

Utilizaram-se, para a realização deste estudo, o período compreendido entre 31 de janeiro de 1995 a 31 de dezembro de 2014 de dados diários de umidade relativa e temperatura. Foram feitos gráficos dos meses finais do ano, de setembro a dezembro.

Os dados meteorológicos foram coletados por meio de uma estação meteorológica automática pertencente ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), a fim de usá-los como parâmetros de entrada para a rede neural artificial (RNA).

A previsão de radiação solar depende então do conhecimento antecipado das condições atmosféricas futuras, que, com certo grau de incerteza, pode ser suprido a partir das várias variáveis meteorológicas previstas pelos modelos numéricos de previsão de tempo para modelar a radiação solar incidente à superfície.

Para a aprendizagem da rede a função de ativação utilizada foi a do grupo de funções de ativação parcialmente diferenciáveis. Em que não existe pontos com derivadas de primeira ordem. Desta forma, selecionou-se a do tipo função de ativação rampa simétrica. Sendo assim os valores retornados pela aplicação da função de ativação rampa simétrica foram definidos no intervalo [-1, 1].

O sistema desenvolvido se baseia na regra ADALINE, onde este trata-se de uma generalização do Perceptron, aplicadas as entradas e saídas contínuas. A aplicação da regra delta neste trabalho assegurou convergência assintótica do erro quadrático para o valor mínimo, isto é, quando o número de iterações tende ao infinito, o erro tende ao valor mínimo. Sendo assim, a eficiência do método do gradiente depende diretamente da escolha do ponto de partida $w(0)$ e do passo η . Onde η representa a taxa de aprendizado que mede o passo adotado pela rede em busca do ponto de convergência (mínimo global), as variáveis d_j , s_j e x_i , representam respectivamente o valor alvo para o exemplo de treinamento, a saída gerada pelo neurônio, a entrada de dados a qual será associada ao novo peso. Seguindo a expressão abaixo.

$$\Delta w_{ij} = \eta \cdot (d_j - s_j) \cdot x_i \quad (1)$$

Desta forma, para verificar o êxito da previsão, alguns passos foram executados e estes, estão descritos abaixo:

Reconhecimento e aquisição dos dados:

Visando utilizar somente variáveis pertinentes com o objetivo de fazer a rede neural artificial (RNA) aprender por adaptação, verificou-se através de revisão bibliográfica qual o melhor conjunto de dados que poderiam ser utilizados.

Desta forma, uma metodologia utilizada foi à busca por dados meteorológicos disponíveis junto aos órgãos governamentais de meteorologia, tais como: INMET (Instituto

Nacional de Meteorologia), NOAA (National Oceanic & Atmospheric Administration), FUNCEME(Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos).

Pré-processamento dos dados:

Após a primeira etapa, fez-se necessário que os dados obtidos fossem padronizados, a fim de evitar erros ao serem inseridos como sinais de entrada na rede neural. Normalizar os dados e preenchimento de falhas de dados e análise de variáveis de insignificância estatística foram realizadas;

Exploração e construção da rede:

Nessa etapa, considerando os passos para um bom funcionamento da rede neural artificial, construiu-se o algoritmo utilizando o software MATLAB. Para isso, o algoritmo obedeceu à estrutura de RNA adotada através do número específico de parâmetros de entrada, pesos sinápticos, combinador linear, limiar de ativação (bias), potencial de ativação, função de ativação onde os dados em todas as variáveis foram normalizados para os resultados ficassem entre -1 e 1 e, assim, produzindo um sinal de saída (radiação solar).

Treinamento da rede:

A maioria dos modelos de redes neurais possui alguma regra de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Em outras palavras, elas aprendem através de exemplos. Para o estudo, utilizou-se a arquitetura de camada simples onde uma única variável de entrada, bias, uma camada oculta e uma camada de saída (radiação solar).

Análise dos resultados:

Com todas as etapas terminadas, analisaram-se todos os resultados obtidos.

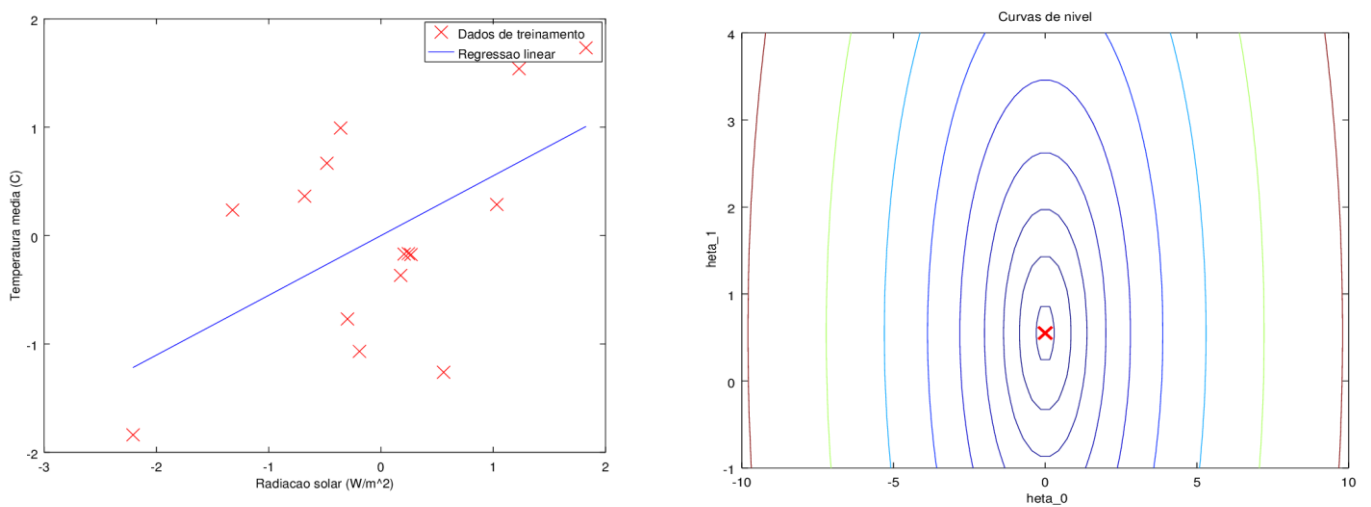
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A utilização da configuração de RNA escolhida apresentou um desempenho satisfatório, apesar que foi usada uma mínima configuração possível, em que em sua estrutura foi constituída de uma camada de entrada com uma variável, uma camada intermediária e uma camada de saída em que apresenta a comparação com a radiação solar. O fluxo de informações obtidas seguiu a mesma direção, ou seja, indo do sinal de entrada ao sinal de saída.

Com a parametrização dos dados encontrados, pode-se verificar a possibilidade da rede neural artificial aprender por adaptação utilizando as variáveis de umidade relativa e temperatura no período de 31 de janeiro de 1995 a 31 de dezembro de 2014. Com isto, alguns gráficos foram gerados levando em consideração o sinal de saída, a radiação solar. Temos a seguir os gráficos do mês de setembro:

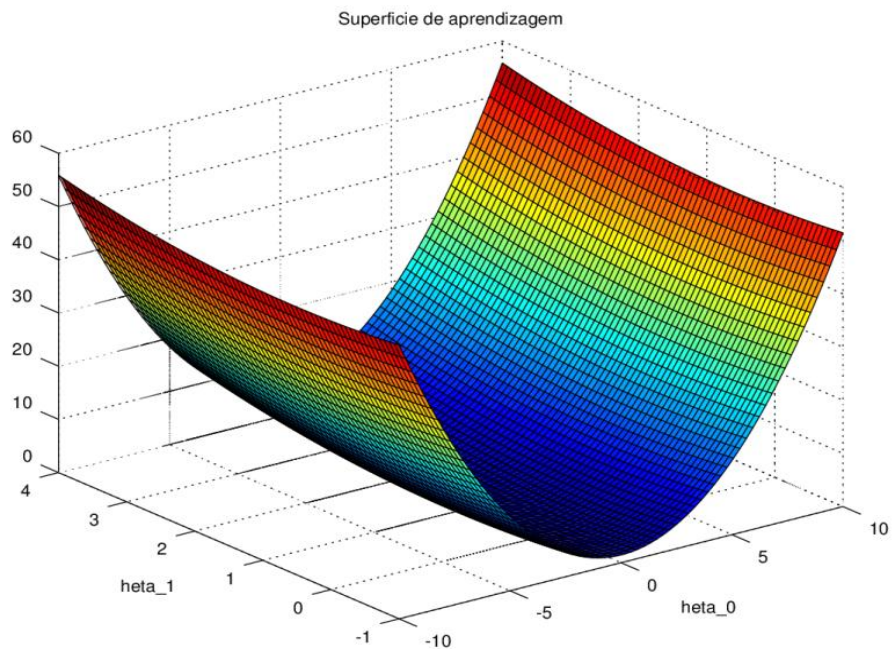
Mês de setembro

Figura 9: Gráfico de temperatura, regressão linear e curva de nível.



Fonte: Autor

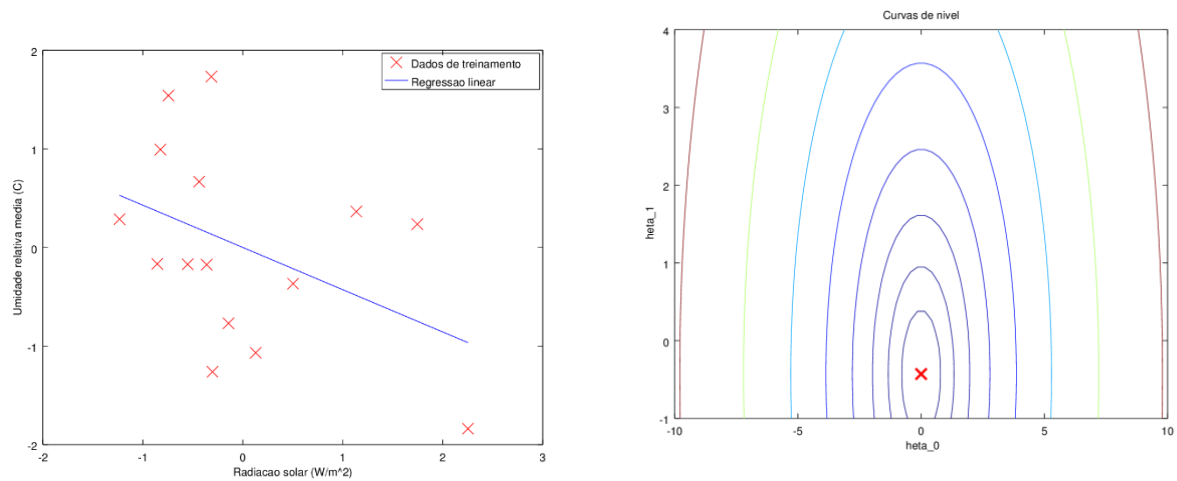
Figura 10: Gráfico de superfície de temperatura



Fonte: Autor

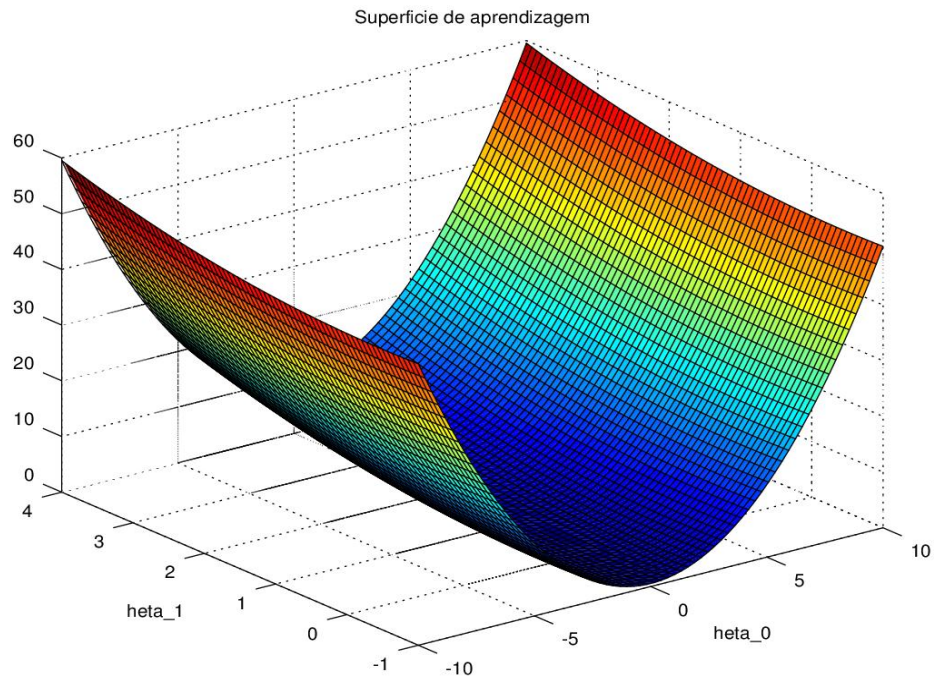
Nos gráficos de regressão linear, é possível observar a tendência dos pontos a se aproximarem da linha, também é visível que a relação ente temperatura e radiação esta coerente, maiores taxas de radiação estão relacionadas com maiores taxas de humidade, com relação à curva de nível e ao gráfico de superfície, nota-se que ambos estão tendendo para valores mínimos, oque demonstra que o erro esta sendo reduzido. Os resultados mostrados nos gráficos do mês de setembro com relação à temperatura foram semelhantes aos que serão exibidos posteriormente para os próximos meses outubro, novembro e dezembro, algumas diferenças sutis são encontradas, que provavelmente ocorreram devido à variabilidade climática ao longo do período de estudo. O mesmo se aplica para o gráfico de erro, ambos tendem a valores mínimos.

Figura 11: Gráfico de umidade relativa, regressão linear e curva de nível,



Fonte: Autor

Figura 12: Gráfico de superfície de umidade

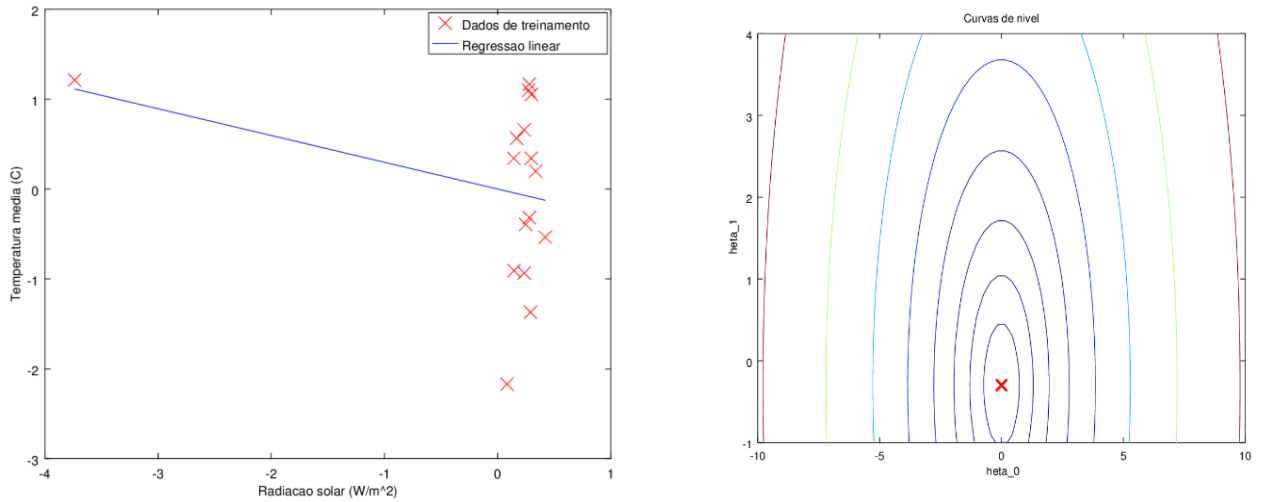


Fonte: Autor

Nos gráficos de regressão linear, é possível observar a tendência dos pontos a se aproximarem da linha, também é visível que a relação entre umidade relativa e radiação está coerente, menores taxas de radiação estão relacionadas com maiores taxas de umidade, com relação à curva de nível e ao gráfico de superfície, nota-se que ambos estão tendendo para valores mínimos, o que demonstra que o erro está sendo reduzido. Os resultados mostrados nos gráficos do mês de setembro com relação à umidade relativa foram semelhantes aos que serão exibidos posteriormente para os próximos meses outubro, novembro e dezembro, algumas diferenças sutis são encontradas, que provavelmente ocorreram devido à variabilidade climática ao longo do período de estudo. O mesmo se aplica para o gráfico de erro, ambos tendem a valores mínimos.

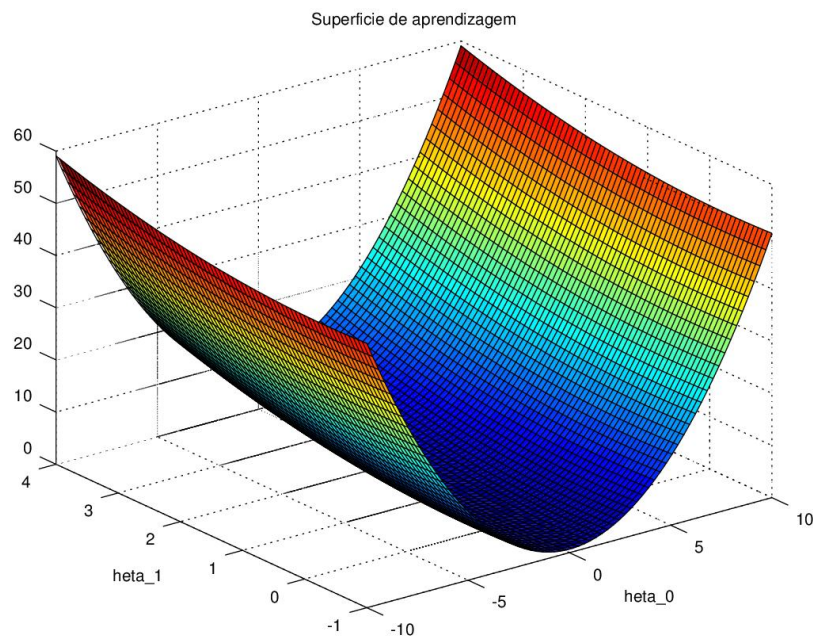
Mês de Outubro

Figura 13: Gráfico de temperatura, regressão linear e curva de nível.



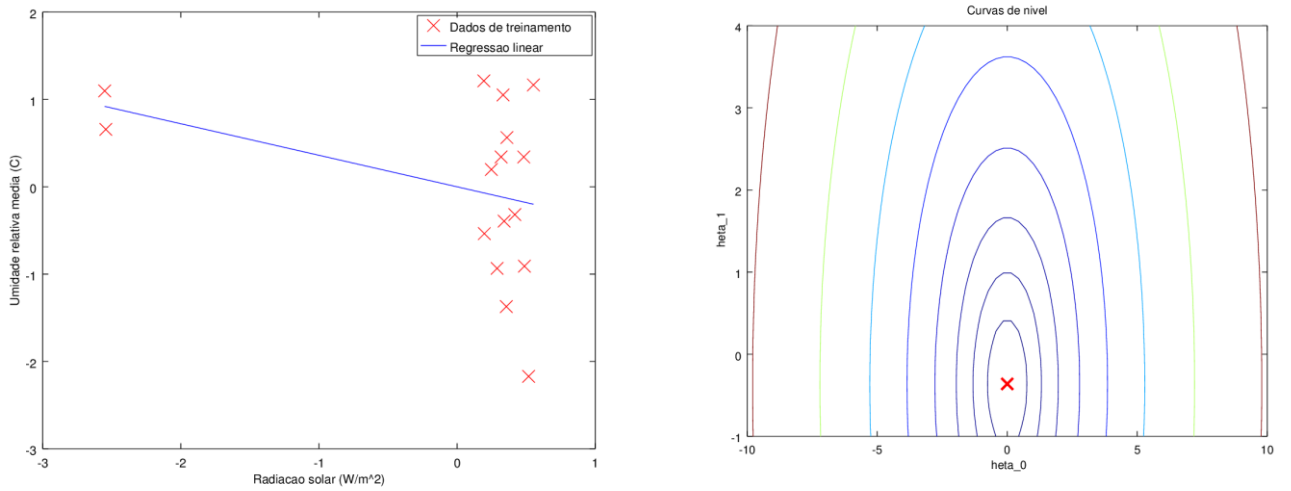
Fonte: Autor

Figura 14: Gráfico de superfície de temperatura



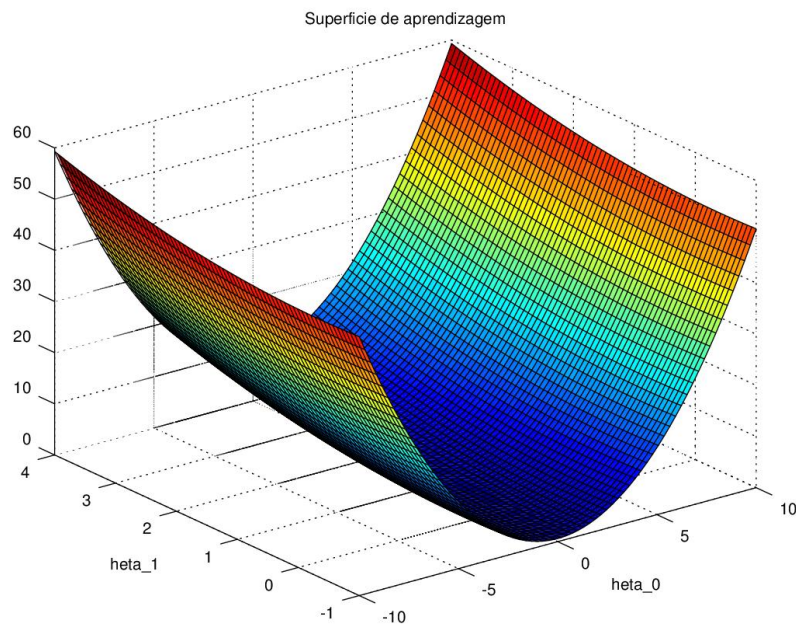
Fonte: Autor

Figura 15: Gráfico de umidade relativa, regressão linear e curva de nível.



Fonte: Autor

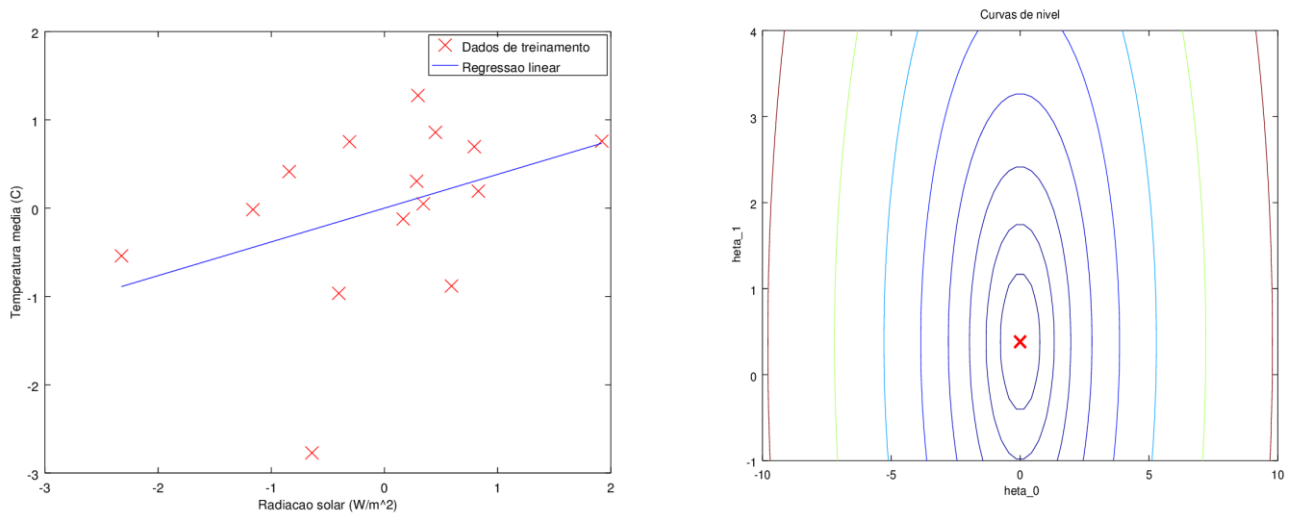
Figura 16: Gráfico de superfície de umidade relativa



Fonte: Autor

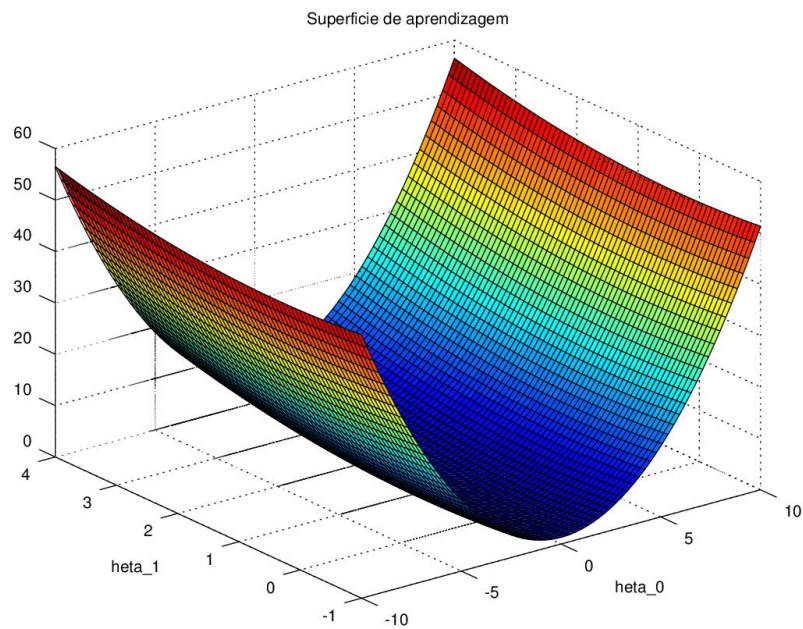
Mês de Novembro

Figura 17: Gráfico de temperatura, regressão linear e curva de nível.



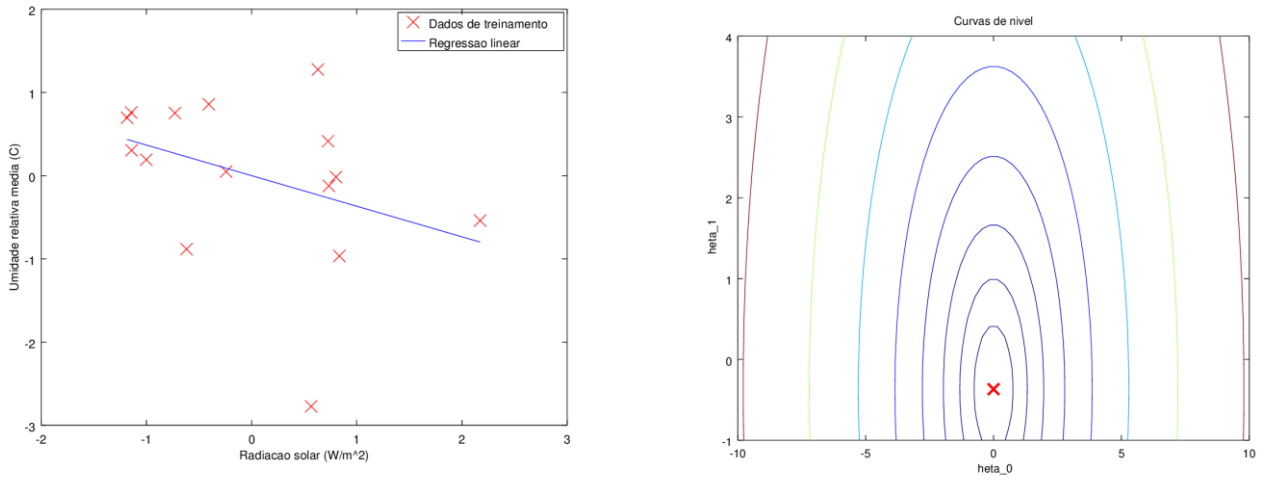
Fonte: Autor

Figura 18: Gráfico de superfície de temperatura



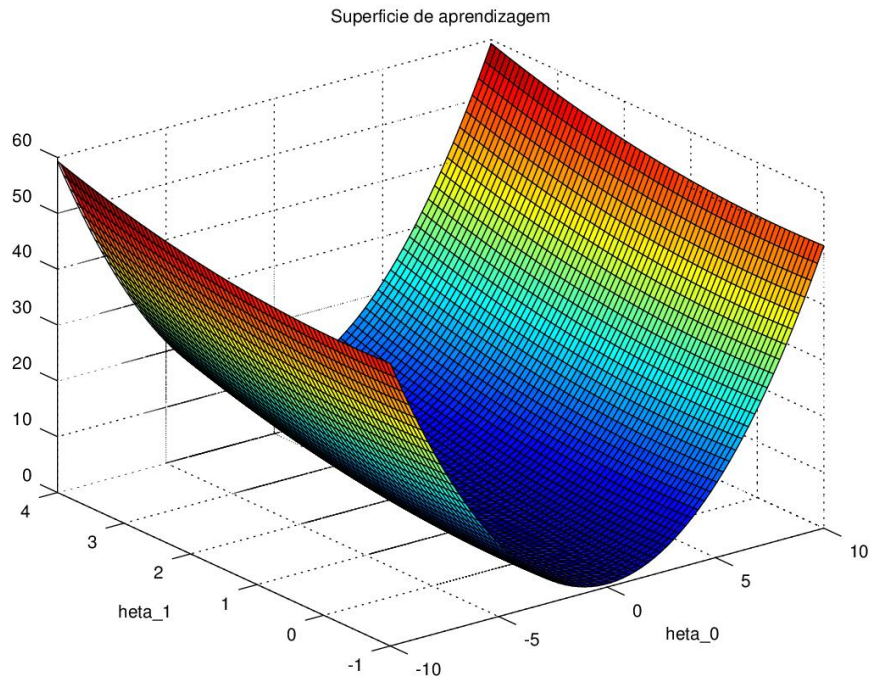
Fonte: Autor

Figura 19: Gráfico de umidade relativa, regressão linear e curva de nível.



Fonte: Autor

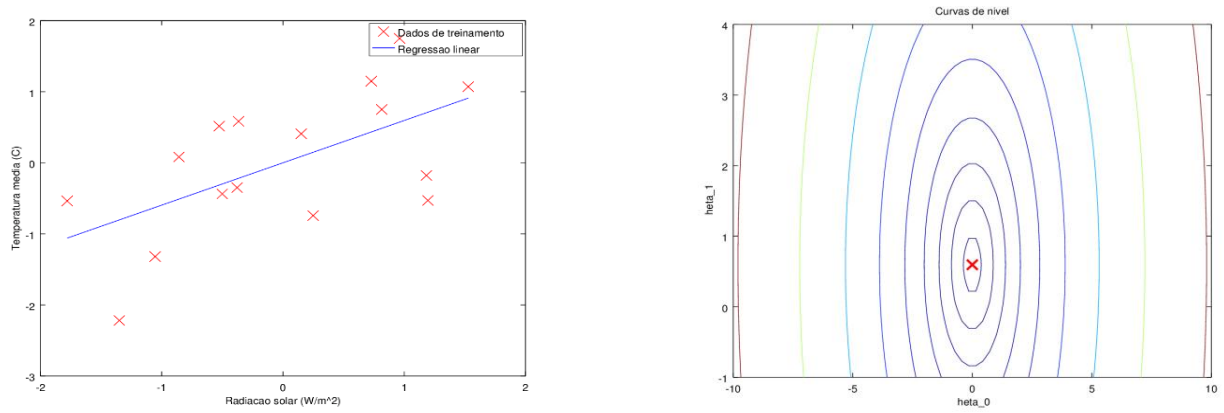
Figura 20: Gráfico de superfície de umidade relativa



Fonte: Autor

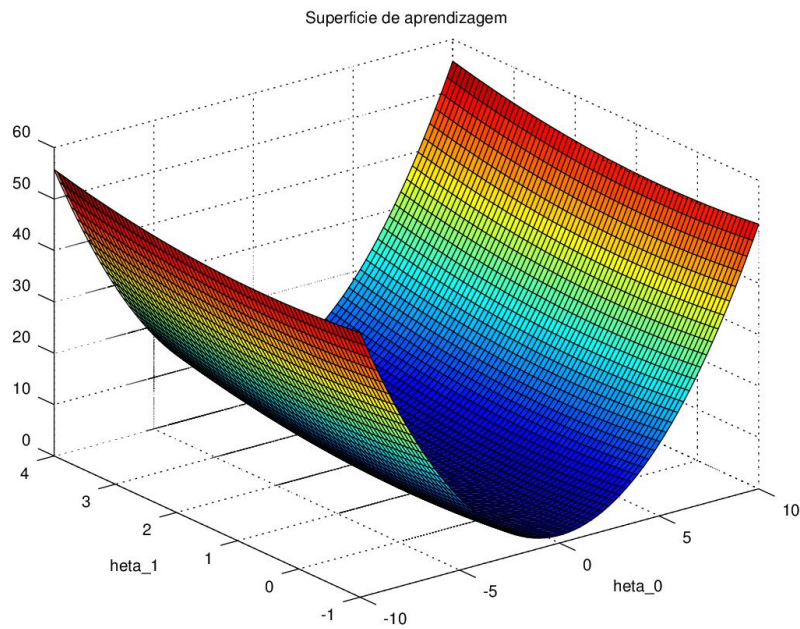
Mês de Dezembro

Figura 21: Gráfico de temperatura, regressão linear e curva de nível.



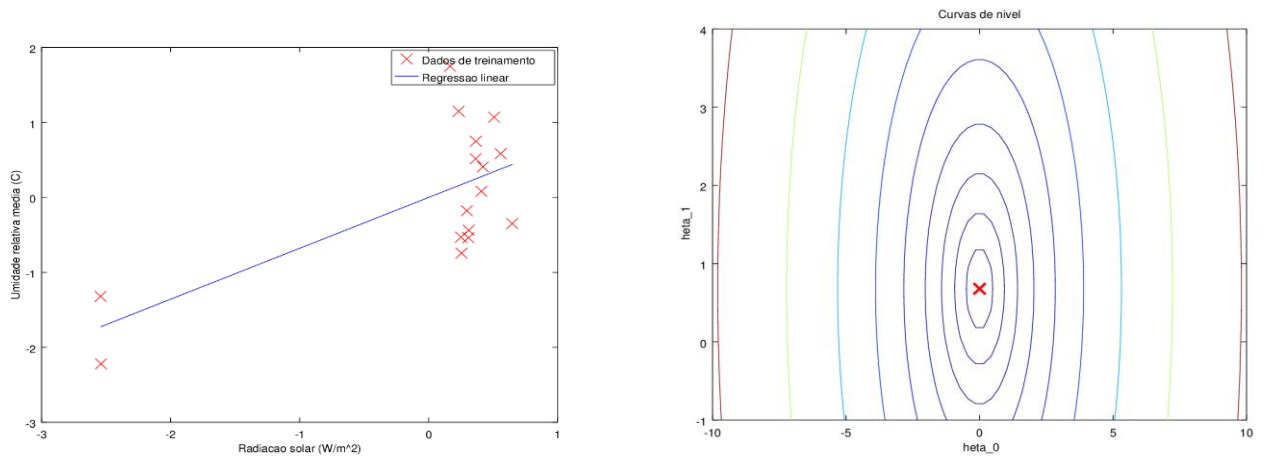
Fonte: Autor

Figura 22: Gráfico de superfície de temperatura



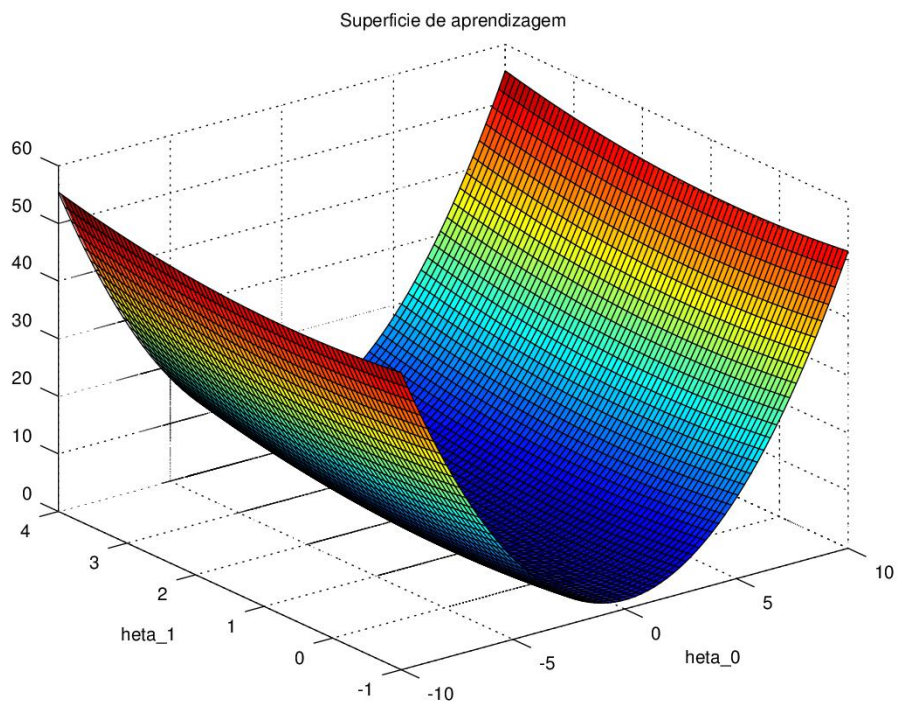
Fonte: Autor

Figura 23: Gráfico de umidade relativa, regressão linear e curva de nível.



Fonte: Autor

Figura 24: Gráfico de superfície de umidade relativa



Fonte: Autor

Com base nos resultados obtidos pelos gráficos, observa-se que a visualização do treinamento de RNAs mostrou a minimização do erro, desta forma, permite que a

interpretação seja que a rede está se adequando aos dados de treinamento, podendo gerar uma previsão de radiação solar com erros aceitáveis.

Como se tratam de período diferentes do ano percebe-se que as relações entre a temperatura e radiação, e umidade e radiação, acabam se modificando um pouco ao longo de cada período.

Também é notável que os resultados mostrados se tornam coerentes, para maiores valores de temperatura, se encontra maiores taxas de radiação, o oposto ocorre quando se analisa a umidade, também é possível verificar que a uma aproximação entre os pontos de radiação estão próximos da linha de tendência do gráfico de regressão linear, havendo apenas algumas exceções

Também, pode-se analisar os gráficos de superfície encontrados e verificar que os valores de erro para todos os conjuntos possíveis de pesos e bias definem uma superfície no espaço de pesos denominada de superfície de erro. A superfície de erro possui, potencialmente, uma grande quantidade de mínimos locais, sugerindo que os algoritmos de treinamento estão sujeitos a ficarem presos em mínimos locais da superfície de erro.

6. CONCLUSÃO

A partir do estudo de caso, foi possível desenvolver um algoritmo capaz de estimar com boa precisão a radiação solar para a localidade do Maciço de Baturité. A metodologia proposta mostrou-se eficiente para avaliar os parâmetros empíricos da regressão da equação com rapidez e simplicidade, permitindo a determinação da intensidade de fluxo de radiação solar diária no local em estudo.

Desta forma, a aplicação da regra delta assegura convergência assintótica do erro quadrático para o valor mínimo e, ainda, que a eficiência do método do gradiente depende diretamente da escolha dos sinais de entrada e do passo η . A superfície de erro $E(w)$ poderá ter algumas direções acentuadamente mais planas que outras, fazendo com que a convergência seja mais rápida em uma situação do que em outra.

Como proposta para investigações futuras, têm-se a implementação de um sistema que trabalhe simultaneamente com mais de uma variável, ou o estudo de outras variáveis, para o

mesmo sistema. Também pode-se utilizar com outras localidades do estado. E com isto fazer comparações.

7-REFERÊNCIAS

ABSOLAR, Energia solar fotovoltaica, panorama, oportunidades e desafios. Disponível em: <http://ons.org.br/AcervoDigitalDocumentosEPublicacoes/02-Setor-Dr.RodrigoLopesSuaia-Absolar.pdf> acessado em: 2 de março de 2018

ALDABÓ, Ricardo. Energia eólica. 2. ed. São Paulo: Artliber Editora, 2012.

ELETROVENTO. Disponível em: <http://www.eletrovento.com.br> acessado em: 3 de março de 2018

EPIA, European Photovoltaic Industry Association, disponível em: www.epia.org acessado em 15 de março de 2018.

FUNCEME, Fundação de Recursos Hídricos Cearense disponível em: <http://www.funceme.br> acessado em 15 de março de 2018.

GUARNIERI, R. A.; PEREIRA. E. B.; MARTINS, F. R.; CHAN, C. S. Previsões de Radiação Solar Utilizando Modelo de Mesoescala: Refinamento com Redes Neurais. I Congresso Brasileiro de Energia Solar, Fortaleza-CE, Abril, 2007.

GUIMARÃES. A,A,P. Noções de redes neurais artificiais. 2016. 53 slid.

HAYKIN, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan, New York, NY, USA, 1994.

INMET. Instituto Nacional de Meteorologia, disponível em: <http://www.inmet.gov.br/> acessado em 12 de fevereiro de 2018

JOINT RESEARCH CENTRE (JRC). Solar Cell Production and Market Implementation of Photovoltaics; PV Status Report; Publications Office of the European Union: Ispra, Italy, 2011.

NOOA, National Oceanic & Atmospheric Administration, disponível em: <http://www.noaa.gov> acessado em 10 de março de 2018.

RAMOS, I.O. Estudo De Um Sistema Eólico De Pequeno Porte Interligado A Rede Elétrica Com Rastreamento Do Ponto De Máxima Potencia, Acarape, Unilab, 2018.

Ren21, Situação das energias renováveis. Disponível em http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2016/11/REN21_GSR2016_KeyFindings_port_02.pdf, acessado em: 3 de março de 2018.

SIMAS.M. Energia eólica, Energia, Geração de empregos e desenvolvimento sustentável, São Paulo, USP, 2013.

SEMACE. Panorama das energias renováveis, disponível em: <http://www.semace.ce.gov.br/wp-content/uploads/2018/05/JURANDIR.pdf>, acessado em 12 de março de 2018

SOLAR TAUÁ. Preparando-se Para o Futuro. Energia, MPX. Rio de Janeiro, 2012.

Tribuna do Ceará, disponível em: <http://tribunadoceara.uol.com.br> acessado em 16 de março de 2018.

WANG, F.; MI, Z.; SU, S.; Zhao H. Short-Term Solar Irradiance Forecasting Model Based on Artificial Neural Network Using Statistical Feature Parameters. Energies, 2012, n. 5, p. 1355-1370.

WWF Brasil, Desenvolvimento Sustentável. Disponível em: https://www.wwf.org.br/natureza_brasileira/questoes_ambientais/desenvolvimento_sustentavel/, acessado em: 11 de março de 2018.