

Estimativa da irradiância solar horaria baseada em dados de  
temperatura do ar no Brasil

**BARBARA DE OLIVEIRA SILVA**

Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro

CAMPOS DOS GOYTACAZES – RJ

Agosto - 2023

Estimativa da irradiação solar horaria baseada em dados de temperatura  
do ar no Brasil

**BARBARA DE OLIVEIRA SILVA**

“Dissertação apresentada ao Centro de Ciências e Tecnologias Agropecuárias da Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Produção Vegetal”

Orientador: Prof. Elias Fernandes de Sousa

CAMPOS DOS GOYTACAZES – RJ

Agosto - 2023

## FICHA CATALOGRÁFICA

UENF - Bibliotecas

Elaborada com os dados fornecidos pela autora.

null.

Estimativa da irradiância solar horaria baseada em dados de temperatura do ar no Brasil /  
Barbara de Oliveira Silva. - Campos dos Goytacazes, RJ, 2023.

64 f. : il.

Inclui bibliografia.

Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) - Universidade Estadual do Norte  
Fluminense Darcy Ribeiro, Centro de Ciências e Tecnologias Agropecuárias, 2023.

Orientador: Elias Fernandes de Sousa.

1. Irrigação. 2. Agrometeorologia. 3. Radiação Solar. 4. Modelagem Climática. 5. Clima  
Brasileiro. I. Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro. II. Título.

CDD - 630

Estimativa da irradiação solar horaria baseada em dados de temperatura  
do ar no Brasil

**Barbara de Oliveira Silva**

Dissertação apresentada ao Centro de Ciências e Tecnologias Agropecuárias da Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Produção Vegetal.

Aprovada em: 04/08/2023

Banca Examinadora:

---

Prof. José Carlos Mendonça (D. Sc., Produção Vegetal) - UENF

---

Prof. Geraldo de Amaral Gravina (D. Sc., Fitotecnia) - UENF

---

Prof. Claudinei Martins Guimarães (D. Sc., Engenharia Agrícola) – IfGoiano  
(Coorientador)

---

Prof. Elias Fernandes de Sousa (D. Sc., Produção Vegetal) - UENF  
(Orientador)

Aos meus pais Darlene e Roberto, a minha  
irmã Roberta e aos meus avós Hélio, Alahir  
e Marizete (*in memoriam*),

dedico.

## AGRADECIMENTOS

Ao pensar em agradecer qualquer pessoa que tenha passado por toda a minha caminhada até aqui, torna-se impossível não começar por aqueles que sempre estiveram do meu lado e pra sempre estarão, por isso, meu mais sincero e amoroso muito obrigada a minha mãe Darlene Amorim de Oliveira, meu pai Roberto Gonçalves Silva e minha irmã Roberta de Oliveira Silva, eu nada seria sem vocês.

Ainda em se tratando de laços de família também agradeço ao meu avô Hélio de Oliveira, minhas avós Alahir Amorim de Oliveira e Marizete Gonçalves Silva, que mesmo não estando mais fisicamente ao meu lado durante essa caminhada me fizeram quem eu sou hoje, me moldaram como ser humano e que eu tenho certeza que nada seria sem a luz de vocês pra guiar meu caminho.

Agradeço imensamente as melhores pessoas que eu poderia ter conhecido e dividido essa caminhada, as pessoas que estavam lá nos meus momentos de glória e nas minhas derrotas, que secaram as minhas lágrimas e que me apoiaram em cada passo que eu dei durante todos os períodos desde a graduação até agora, as musas da minha vida Anna Elisa Athayde, Beatriz Salles, Gabriela Martins, Julia Menezes e Renata Monteiro, obrigada por estarem aqui. Agradeço especialmente a Beatriz Salles que me ajudou em todos os momentos, não me deixou esmorecer, secou minhas lágrimas e não me deixou desistir, acreditou em mim quando eu mesma não estava mais acreditando, foi colo e afago todas as vezes que precisei., além de continuar me mostrando o melhor lado da vida a duas.

Por falar em gratas surpresas, que quase pegaram trauma de planilha comigo, mas que se não fossem elas, provavelmente eu não entregaria esse trabalho, então Layara Lourenço, Tatiana Nery, Tatiane Feitoza, Thais Milena Vale e Rafaela Guerra, vocês merecem esse trabalho tanto quando eu.

Ao meu orientador Elias de Sousa Fernandes, que acreditou em mim, me ajudou imensamente em todas as etapas deste processo e todos os integrantes do laboratório também meu muito obrigada. Agradeço a Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro pela possibilidade de realizar esse sonho, ao Programa de Pós Graduação em Produção Vegetal por todo apoio e auxílio, agradeço a CAPES por fomentar a minha bolsa que me possibilitou realizar esse experimento.

## SUMÁRIO

<b>RESUMO</b> .....	<b>v</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>vii</b>
<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>1</b>
<b>2. REVISÃO DE LITERATURA</b> .....	<b>4</b>
2.1. Climas do Brasil .....	4
2.2. Irradiância solar ( $R_s$ ).....	6
2.3. Temperatura do ar ( $T_{ar}$ ) .....	8
2.4. Método de Angstrom-Prescott.....	10
2.5. Método de Hargreaves-Samani (HS) .....	11
2.6. Método de Bristow e Campbell (BC) .....	12
<b>3. MATERIAL E MÉTODOS</b> .....	<b>14</b>
3.1 Local e dados utilizados .....	14
3.2 Modelo proposto para cálculo irradiância solar global horária.....	16
3.3 Relação da depleção térmica horária com a irradiância global .....	17
3.4 Análise estatística.....	17
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	<b>21</b>
4.1 Performance do modelo em oposição aos dados observados .....	21
4.2 Eficiência do modelo em oposição aos dados observados .....	29
<b>5. CONCLUSÕES</b> .....	<b>39</b>
<b>6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	<b>40</b>

## RESUMO

SILVA, Barbara de Oliveira. M.Sc., Universidade Estadual do Norte Fluminense Darcy Ribeiro; julho de 2023. Orientador: Prof. Elias Fernandes de Sousa

O Brasil é um país de grande extensão territorial e por isso é importante criar um modelo que possibilite estimar a irradiância solar global em escala horaria e que possua representação regional e nacional. Entre os fatores que possibilitam o desenvolvimento do setor agropecuário está o manejo da irrigação, que quando realizado de forma correta gera ganhos. Porém para realizar um bom manejo da irrigação, podem ser utilizados três formas: o manejo via clima, via planta e via balanço hídrico, os mais utilizados de forma geral são o via clima e via balanço hídrico. Em função disso e em virtude da dificuldade de obtenção de alguns dados meteorológicos, é necessário analisar as características do clima de cada região. Diante disso, o presente trabalho tem por objetivo, utilizando dados meteorológicos de todos os climas do Brasil, propor um modelo matemático que possibilite estimar a irradiação solar global horaria. Foram utilizados os 9 climas do Brasil e escolhidos para cada um dos climas ao menos 3 cidades com estações meteorológicas automáticas, dessas estações foram obtidos 11 anos de dados meteorológicos que englobavam temperatura e radiação para análise. Os 7 primeiros anos foram usados como calibradores do modelo e os 4 últimos anos foram utilizados para validação do método.

Os coeficientes experimentais utilizados para realizar os ajustes foram  $\alpha = 0,81$  e  $\lambda = 4,72$  e  $\alpha = 0,75$  e  $\lambda = 5,27$ , sendo possível inferir que os coeficientes experimentais adequados são  $\alpha = 0,8$  e  $\lambda = 5,0$ . O modelo proposto se mostrou eficiente principalmente nos anos utilizados para a experimentação, também demonstrou que o ajuste se aplica durante as estações do ano e em todas as regiões do Brasil. É necessário frisar que o modelo proposto pode variar moderadamente de acordo com o clima ao que ele foi submetido e qualidade dos dados.

## ABSTRACT

SILVA, Barbara de Oliveira. M.Sc., State University of the North Fluminense Darcy Ribeiro; July 2023. Advisor: Prof. Elias Fernandes de Sousa.

Brazil is a country with a large territorial extension and therefore it is important to create a model that makes it possible to estimate global solar irradiance on an hourly scale and that has regional and national representation. Among the factors that enable the development of the agricultural sector is irrigation management, which when carried out correctly generates gains. However, to carry out good irrigation management, three ways can be used: management via climate, via plant and via water balance, the most used in general are via climate and via water balance. Because of this and due to the difficulty in obtaining some meteorological data, it is necessary to analyze the climate characteristics of each region. Therefore, the objective of this work, using meteorological data from all climates in Brazil, is to propose a mathematical model that makes it possible to estimate hourly global solar irradiation. The 9 climates of Brazil were used and at least 3 cities with automatic meteorological stations were chosen for each climate. From these stations, 11 years of meteorological data were obtained that included temperature and radiation for analysis. The first 7 years were used as model calibrators and the last 4 years were used to validate the method. The experimental coefficients used to make the adjustments were  $\alpha = 0.81$  and  $\lambda = 4.72$  and  $\alpha = 0.75$

and  $\lambda = 5.27$ , making it possible to infer that the appropriate experimental coefficients are  $\alpha = 0.8$  and  $\lambda = 5.0$ . The proposed model proved to be efficient mainly in the years used for experimentation, it also demonstrated that the adjustment applies during the seasons and in all regions of Brazil. It is necessary to emphasize that the proposed model may vary moderately according to the climate to which it was subjected and the quality of the data.

## 1. INTRODUÇÃO

A radiação solar ( $R_g$ ) é um fator importante em variados processos físicos, químicos e biológicos, como na evapotranspiração, no balanço hídrico e na fotossíntese (Amoresano, Langella e Sabino, 2015; Lu et al, 2018; Gong et al, 2019). A  $R_g$  é também utilizada para simular o crescimento e o rendimento das culturas, estimar evapotranspiração, energia fotovoltaica e construções rurais. Porém as medições de  $R_g$  em estações meteorológicas não apresentam séries longas, as quais são de no máximo 15 anos e quase sempre apresentando falhas (Lima et al., 2019).

Existem quatro modelos possíveis para estimar a  $R_g$ , os quais se baseiam em diferentes variáveis meteorológicas. De acordo com Besharat, Dehghan e Faghieh (2013) esses modelos utilizam a quantidade de radiação solar em um determinado local e em um período de tempo na superfície terrestre. O primeiro modelo de estimativa da  $R_g$  se baseia na quantidade de tempo em que o sol está visível (insolação), o qual demanda dados das horas de brilho solar, podendo ser provenientes de estações meteorológicas ou de modelos matemáticos.

O segundo método utiliza informação da quantidade de nuvens presentes, tendo assim, dados de nebulosidade, que é medida em função da fração de cobertura de nuvens no céu (Besharat, Dehghan e Faghieh, 2013). Ainda Segundo Besharat, Dehghan e Faghieh (2013) tem-se também o modelo com base em temperatura do ar, no qual utiliza-se uma relação entre a temperatura do ar e a

radiação solar incidente. E o último método, aqui citado, leva em consideração as outras variáveis meteorológicas, como umidade relativa, chuva e outros.

Assim, o processo para estimar a  $R_g$  apresenta alguns desafios em função dos custos operacionais e as condições dos instrumentos, além de ser necessário a calibração dos sensores com regularidade para que as medidas a longo prazo sejam confiáveis. Além disso, os instrumentos necessários para realizar a medição da radiação possuem alto custo, especialmente os piranômetros e os radiômetros (Dal Pai e Tieghi, 2022).

OS dados de  $R_g$  são obtidos, normalmente, utilizando-se de estação meteorológicas automáticas. Desta forma, devido a quantidade de dados necessária e ao custo do equipamento, esta estimativa não é plenamente acessível para os produtores rurais (Maroufpoor et al., 2020).

Há modelos para a estimativa da  $R_g$  simplificados que necessitam número reduzido de informações e que têm desempenho aceitável, como os modelos matemáticos (Tao et al., 2018), probabilísticos (Banko et al., 2019; Dong et al., 2020), físicos (Scarpa, Bianco e Taglificio, 2018), estatísticos (Zhang et al., 2019), uso de inteligência artificial (Khosravi et al., 2018) e outros. O modelo estatístico de Angstrom-Prescott (1924), que utilizando as horas de brilho solar, é o método estatístico de referência para a estimativa da  $R_g$ .

Dentre os métodos que utilizam a temperatura do ar, os principais são de Hargreaves e Samani (1985) e Bristow e Campbell (1984), que são amplamente utilizados por serem mais simples. Porém esses métodos possuem uma imperfeição e devem ser calibrados de acordo com as condições climáticas de cada local (Lyra et al., 2016; Lima et al., 2019).

Alguns cientistas apresentaram outros novos modelos ou alterações de modelos que existam, tal como Donatelli e Campbell (1998) que realizou transformações no método de Bristow e Campbell (1984) onde foram introduzidos os efeitos da sazonalidade. Outros pesquisadores que modificaram o método de Bristow e Campbell (1984) foi o Winslow et al. (2001), adicionando o déficit de saturação de vapor para temperatura mínima e máxima.

O modelo de Hargreaves e Samani (1982) foi modificado por Annandale et al., (2002), no qual foi adicionada a altitude. Além desses, tem-se os métodos de Ertekin

e Yaldiz (1999) e Falayi et al. (2008), que utilizam regressões múltiplas e com adição de elementos meteorológicos.

Todos os modelos supracitados permitem a estimativa da irradiância solar global em escala diária, apresentando-se sempre em MJ. m<sup>2</sup>.dia<sup>-1</sup>. Sendo assim, o objetivo inovador da presente pesquisa é a possibilidade de estimativa da R<sub>g</sub> horária.

Para um manejo eficiente da irrigação, deve-se definir corretamente o momento e a lâmina de água a ser disponibilizada para as culturas, o qual pode ser estimado de várias maneiras, com destaque para o manejo via clima, que é o foco do presente estudo. Para isso, é importante estimar a evapotranspiração de referência (ET<sub>0</sub>), sendo essa informação primordial tanto para planejar quanto para projetar os sistemas de irrigação.

Para realizar o cálculo da ET<sub>0</sub> alguns parâmetros meteorológicos são necessários e de suma importância, porém alguns desses, como a radiação solar global, nem sempre são disponibilizados pelas estações meteorológicas, principalmente, pelo valor elevado dos equipamentos de medição. Em decorrência disso, faz-se necessário o desenvolvimento de modelos de estimativas da R<sub>g</sub> menos onerosos.

O Brasil é um país de grande extensão territorial. Por isso, é necessário elaborar métodos de cálculo de R<sub>g</sub> que abranjam toda essa extensão territorial e se adaptem aos mais diferentes climas encontrados no país (Ferreira et al., 2019).

Para cada região, podem haver coeficientes de ajuste, isto é, uma forma de calibrar o conjunto de dados e descrever o que é observado, por. Diante disso, o presente trabalho tem por objetivo, utilizando de dados meteorológicos de estados representativos do Brasil, propor um único modelo matemático e um coeficiente que possibilite estimar a R<sub>g</sub> horária, com base em informações horárias de temperatura do ar.

Faz-se necessário estabelecer uma equação de estimativa da irradiância solar global de referência horária a partir de dados de temperatura e em seguida analisar se o ajuste obtido é aplicável durante as estações do ano e em todas as regiões do Brasil.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

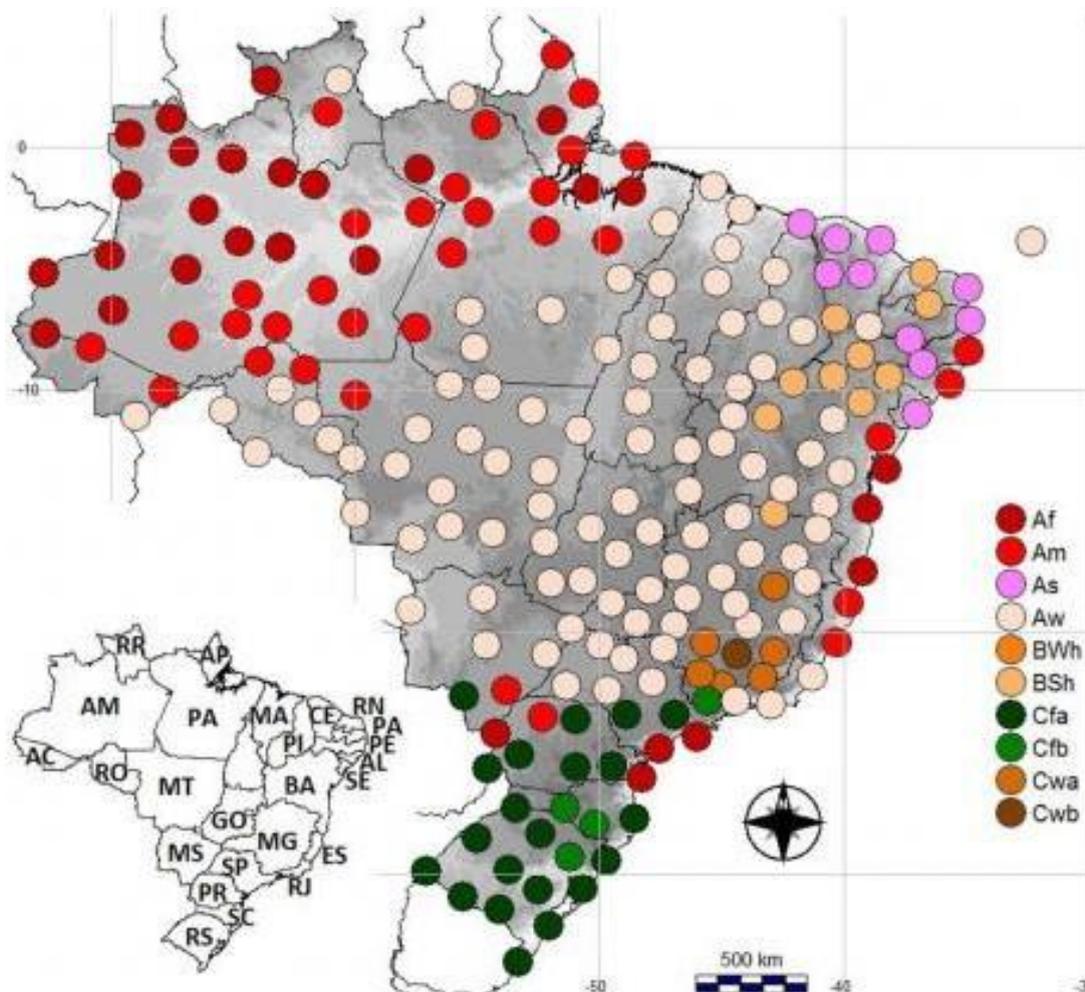
### 2.1. Climas do Brasil

Existem dois grupos de classificações climáticas, as estatísticas, que empregam dados médios de 30 anos de variáveis meteorológicas como temperaturas e precipitação que representam os grandes domínios bioclimáticos, geralmente, essa classificação, também é intitulada de “fisionômica” (Köppen et al., 1900; De Martonne, 1942; Viers, 1968). E os de classificação genética, que são baseados em climas sucessivos, considerando o caráter ativo do clima, que é restado das variáveis meteorológicas (Alissow, 1954; Pedelaborde, 1957; Flöhn, 1969).

Para realizar a classificação climática de uma determinada região é necessário quantificar a disponibilidade hídrica, considerando a precipitação pluviométrica ( $P$ ), a evapotranspiração real ( $ET_r$ ), a evapotranspiração potencial ( $ET_p$ ), a capacidade do solo de armazenar água ( $ARM$ ), a escassez hídrica ( $D$ ) e o superavit hídrico ( $E$ ). Com base nesses dados, é possível calcular o fluxo de entrada e saídas de água no solo e definir quais são os momentos de deficiência e excesso de água no solo (Passos et al., 2016; Matos et al., 2018 e Holanda e Medeiros, 2019).

Köppen (1900; 1901) classificou os climas em: **Af** – Clima quente e sem estação de seca; **Am** – Clima quente de monção; **As** – Clima quente e com chuvas de inverno; **Aw** – Clima quente e com chuvas de verão; **BWh** – Clima árido e quente; **BSh** – Clima semi-árido e quente; **Cfa** – Clima temperado com verão quente e seco; **Cfb** – Clima temperado, sem estação de seca e verão fresco; **Cwa** – clima temperado com verão quente e seco e **Csh** - clima temperado com verão seco e fresco.

Figura 1 – Climas do Brasil (Köppen) 1961-2015.



Fonte: Dubreuil et al. (2018).

O clima “**Aw**” é o clima predominante no centro do Brasil, principalmente sobre os platôs e os cerrados. O clima “**Am**” é o mais característico no s e no leste da Amazônia e também se apresenta no litoral do Recife até Vitória, porém duas cidades, uma no S e outra no Centro-W brasileiro apresentam esse clima (Maringá – PR e Ivinhema – MS respectivamente). O clima “**Af**” é encontrado no w da

Amazônia e também no litoral do Nordeste, além de ser encontrado no limite meridional do Sudeste. O litoral do Piauí até Aracaju é classificado com “**As**” (Dubreuil et al., 2018).

Desde o interior do Ceará até o norte do estado de Minas Gerais, o clima é “**BSh**”. O clima “**BWh**” é característico do estado de Minas Gerais. O clima “**Cfa**” vai desde São Paulo até o Rio Grande do S, quando em grandes altitudes como em Santa Catarina ou Campos do Jordão, o clima predominante é o “**Cfb**”. O clima “**Cwa**” é encontrado no interior meridional do estado de Minas Gerais. O clima “**Cwb**” foi encontrado apenas na cidade de Barbacena no estado de Minas Gerais (Dubreuil et al., 2018).

## 2.2. Irradiância solar ( $R_s$ )

A radiação extraterrestre, também é chamada de radiação no topo da atmosfera, é a quantidade de radiação que seria incidida sobre a superfície da Terra se não houvesse atmosfera, essa depende da latitude e do dia Juliano. Essa energia é maior na região equatorial e menor em regiões polares. O cálculo da radiação no topo da atmosfera é um importante para o cálculo da quantidade de energia que atinge a superfície terrestre, que é a radiação solar global ( $R_g$ ) (Martins et al., 2014).

A  $R_g$  é a parcela da radiação que incide ( $K_{\downarrow}$ ) à superfície terrestre. A faixa do espectro de comprimento de onda dessa radiação está entre 150 e 4.000 nm (Rosemberg, 1974; Slater, 1980). A diferença entre a radiação incidente e a radiação refletida ( $K_{\uparrow}$ ), tanto de ondas curtas que estão no espectro do visível com comprimento de onda de 0,3 a 0,7  $\mu\text{m}$ , como as de onda longa, que estão na fração do infravermelho e apresentam comprimento de onda na faixa de 1,0 à 100  $\mu\text{m}$  é o saldo de radiação ( $R_n$ ) (Bisht e Bras, 2010; Oliveira et al., 2016). A  $R_n$  é o precípua elemento que compõe o balanço de energia, por isso, interfere no clima (Qiu et al., 2013; Wild et al., 2013).

A  $R_g$  ao incidir sobre a superfície da Terra, se fraciona em radiação solar direta, que é a energia que recai diretamente sobre o solo, apenas sofre uma alteração no caminho ótico em função da diferença da densidade da atmosfera, e radiação solar difusa que se dispersa na atmosfera em virtude das partículas presentes na atmosfera (Codato, 2008).

A radiação solar é fundamental para a vida no planeta Terra, pois é a fonte básica de energia para diversos processos atmosféricos. A  $R_g$  é uma das variáveis meteorológicas necessária para estudos aplicados em agrometeorologia e irrigação, como para estimar a  $ET_o$  (Leite et al., 2020; Quej et al., 2016).

A  $R_g$  mantém a temperatura na Terra e provê energia para variados fenômenos meteorológicos como a evaporação das águas de superfícies, formações de nuvens e precipitação, além de ser parte importante no processo de fotossíntese, reciclagem de  $CO_2$  (Martins et al., 2014).

Em regiões cobertas com vegetação, é comum que a evapotranspiração ( $ET$ ) seja o processo que mais utilize a energia, em alguns casos, servindo-se de 100% do  $R_n$  diário (Kjaersgaard et al., 2007). O  $R_n$  é dependente da radiação solar global, do albedo, da temperatura e da emissividade da superfície (Gusmão et al., 2012). Para estimar o saldo de radiação solar ( $R_n$ ) na superfície podem ser utilizados os métodos direto ou indireto (Silva et al., 2021).

O saldo de radiação pode ser descrito pela seguinte formula:

$$R_n = k \downarrow - k \uparrow + l \downarrow - l \uparrow. \quad (1),$$

onde  $k \downarrow$  corresponde a radiação solar incidente,  $k \uparrow$  é a radiação de onda curta refletida,  $l \uparrow$  é a radiação de onda longa emitida e  $l \downarrow$  radiação de onda longa incidente (Fagundes, 2019).

A interatividade entre a radiação eletromagnética (REM) do Sol e a atmosfera é a energia solar incidente ( $K \downarrow$ ), porém, uma porção dessa energia é refletida ( $K \uparrow$ ), quanto que é refletido depende do albedo ou reflectância dos corpos incidentes. A temperatura do ar e a emissividade da atmosfera influenciam na  $L \downarrow$ . Já a  $L \uparrow$  sofre influência da temperatura e a emissividade da superfície (Mendonça, 2007).

De toda a radiação que incide 25% é absorvida e 25% reflete por causa dos gases e partículas presentes na atmosfera. Dos 50% da radiação incidente, 47% vai ser absorvida e 3% é refletida pela superfície. Sendo assim, o balanço de radiação na superfície é o diferencial entre a radiação incidente de ondas curtas que é 50% e a refletida pela superfície (3%) somados a diferença da radiação de onda longa que é emitida pela atmosfera que é de 96% e a superfície que é 114%, o que gera um saldo de +29% para a superfície e -29% para a atmosfera. O balanço de energia

termina com os processos não radiativos que transferem a energia da superfície para a atmosfera e subsolo. (Fagundes, 2019).

O processo de convecção é responsável por translocar energia, esse processo é chamado de fluxo de calor sensível (H), que é responsável pelo aquecimento da atmosfera. Já o fluxo de calor latente (LE) possibilita que a água possa ser evaporada. Durante o dia, o H e o LE deslocam-se da superfície para a atmosfera, quando anoitece o processo ocorre de maneira inversa (Fagundes, 2019).

Quando a energia transmuta pelo solo tem-se fluxo de calor sensível no solo (G), esse processo que é o responsável pelo aumento ou redução da temperatura do solo. Durante a noite, o fluxo de calor no solo ocorre do subsolo para a superfície, durante o dia, o processo é inverso (Fagundes, 2019).

O método direto compreende a obtenção dos valores de  $R_n$  utilizando-se de instrumentos específicos. Porém, devido aos custos elevados dos instrumentos e de suas manutenções, são escassos os dados de  $R_n$  em estações meteorológicas do Brasil (Silva et al., 2021).

O método indireto compreende a estimativa de  $R_n$  a partir de modelos matemáticos que utilizam dados de  $R_g$ , cuja obtenção é mais acessível nas estações meteorológicas no Brasil (Silva et al., 2021).

As informações sobre  $R_g$  podem ser adquiridos por meio de observações meteorológicas ou por modelos empíricos (Mehdizadeh et al., 2016; Meenal e Selvakumar, 2018).

Os modelos empíricos são obtidos através da correlação da  $R_g$  com o brilho solar, nebulosidade, temperatura do ar e outros dados meteorológicos (Besharat, 2013; Babikir et al., 2018). Segundo proposição da FAO (Allen et al., 1998), é possível estimar  $R_g$  utilizando dados tabelados de  $R_a$  e de valores de temperaturas máxima e mínima diárias.

### 2.3. Temperatura do ar ( $T_{ar}$ )

A temperatura do ar ( $T_{ar}$ ) é uma das variáveis meteorológicas mais significativas para a meteorologia, climatologia e hidrologia, por exemplo. Esse elemento meteorológico tem influência sobre vários processos que ocorrem na superfície da Terra e na atmosfera, entre eles a ET (Kitsara et al., 2018).

Dentre as variáveis meteorológicas existentes, a temperatura do ar é a que possui maior facilidade de medição (Sabino et al., 2022)

A radiação que incide à superfície do planeta terra em parte é utilizada para aquecer o solo e este, após aquecido, aquece a massa de ar que está em contato por condução molecular e difusão turbulenta, denominado transporte de calor sensível (Ometto, 1981)

No decorrer do dia a temperatura do ar sofre alterações entre os valores máximo e mínimo, desencadeando estímulos aos processos fisiológicos dos seres vivos, influenciando a germinação, transpiração e outros (de Medeiros, 2021). A diferença entre a temperatura máxima e mínima em um determinado espaço e tempo é denominada de amplitude térmica diária (Barbosa, 2019). A temperatura do ar também sofre variações ao longo do ano (de Medeiros et al., 2018).

O principal fator de variação da temperatura é a quantidade de radiação solar que incide sobre o local. A intensidade da radiação é condicionada ao período do dia, o período do ano e a latitude local. Outro fator que interfere na quantidade de radiação é a distância entre a Terra e o Sol (Barbosa, 2019).

Existe dentro da Troposfera uma variação vertical da temperatura, essa variação independe da troca de energia com o solo e é conhecida como gradiente adiabático atmosférico, que ocorre em virtude da variação da pressão na atmosfera conforme a variação da altitude (Santana, 2020).

Há uma diminuição na densidade e na pressão do ar na atmosfera quando esse eleva, gerando um menor grau de agitação das moléculas, menor expansão e o ar esfria. Quando o ar tende a descender, há um aumento na agitação e as colisões entre as partículas aumenta, gerando um aumento da temperatura do ar, sem que esse receba ou perca calor (Lima et al., 2020; Santana, 2020).

Existe um estímulo da evapotranspiração cuticular e estomática quando a temperatura do ar é favorável ao metabolismo da planta, possibilitando a regulação de fotoassimilados e da respiração (Pantoja et al., 2019). Segundo os autores Pantoja et al., (2019) quando há um aumento excessivo da temperatura, há também um aumento na evapotranspiração que ocasiona perda de água na planta, alta na taxa respiração e redução da capacidade fotossintética.

## 2.4. Método de Angstrom-Prescott

Inicialmente Angstrom (1924) sugeriu um modelo que estima a irradiação global utilizando de uma relação linear da transmissividade atmosférica ( $R_g/R_a$ ) e a razão da insolação ( $n/N$ , onde  $n$  = insolação e  $N$  = fotoperíodo), para dias de céu claro.

Porém esse modelo apresentou a dificuldade de determinar a radiação sem a perturbação de nuvens, em virtude disso, Prescott (1940) propôs a seguinte equação:

$$\frac{R_g}{R_a} = \left( a_{AP} + b_{AP} \left( \frac{n}{N} \right) \right) \quad (2)$$

Em que,

$\frac{R_g}{R_a}$  – transmissividade atmosférica;

$R_a$

$\frac{n}{N}$  – razão da insolação;

$a_{AP}$  – transmissividade mínima e

$b_{AP}$  – transmissividade atmosférica de céu aberto.

Angstrom-Prescott (Angstrom, 1924; Prescott, 1940), propuseram uma regressão linear entre a radiação solar global e a radiação no topo da atmosfera, o que gera o índice de claridade, também é necessário calcular a razão da insolação que é a correlação da quantidade de luz e o fotoperíodo.

O modelo Angstrom-Prescott (Angstrom, 1924; Prescott, 1940) é o divulgado e internacionalmente aprovado principalmente por sua simplicidade, robustez e fidelidade para estimar  $R_g$ , isso em função, de o método poder ser aplicado utilizando apenas a insolação ( $n$ ) (Silva et al. 2017).

Esse modelo apresenta duas situações físicas: I) se o céu estiver nublado, logo a relação  $n/N$  é igual a zero, então o coeficiente  $A$  denota a transmissividade atmosférica mínima para  $R_g$ ; o caso II) quando a relação  $n/N$  aproxima-se de um valor unitário, o coeficiente  $B$  demonstra que há uma correlação de crescimento entre

a razão  $R_g/R_a$ , logo, tem-se a transmissividade máxima de  $R_g$  (Dallacort et al., 2004; Dornelas et al. 2006; Paulescu et al., 2016 e Silva et al., 2017).

## 2.5. Método de Hargreaves-Samani (HS)

O calor latente proveniente da absorção da irradiação solar que incide sobre a superfície do planeta é responsável pela evaporação da água, o calor sensível é responsável por aquecer a superfície e o ar, através disso, é possível determinar a amplitude térmica diária ( $\Delta T$ ) para determinar a  $R_g$  (Landeras et al., 2012; Lêdo et al., 2012). Nesses modelos o  $\Delta T$  exerce de forma indireta, a função indicativa da nebulosidade, que é a variável que mais influência na quantidade de irradiação sobre a superfície (Allen, 1997; Lêdo et al., 2012).

O modelo de Hargreaves e Samani foi o primeiro a ser desenvolvido com base em  $\Delta T$  para estimar a  $R_g$ , utilizando dados de  $H_0$  e da amplitude térmica ( $\Delta T_1$ ) (Eq. 3).

$$R_g = H_0 * a_{hs} * (\Delta T_1)^{0,5} \quad (3)$$

em que,

$a_{hs}$  – Coeficiente de calibração do modelo e

$\Delta T_1$  – amplitude térmica ( $T_M - T_m$ )

O método de Hargreaves-Samani é um método empírico e por isso, é preciso de uma calibração individual para o local onde foi usado (Conceição, 2019). Esse modelo utiliza como variáveis de cálculo as temperaturas do ar máximas, mínimas e média, por isso, pode ser usado em condições de ausência de dados meteorológicos (Hargreaves-Samani, 1985; Allen et al., 1998, Venancio et al., 2019).

O modelo HS sofreu adaptações por Annandale et al. (2002) que incluiu a altitude na equação, Almorox et al. (2011) incorporou a pressão de vapor de saturação junto a temperatura máxima e mínima, Hunt et al. (1998) adicionou dados de precipitação diária.

## 2.6. Método de Bristow e Campbell (BC)

O modelo Bristow e Campbell (1984) apresentou uma forma de avaliar a  $R_g$  assumindo que a mesma é uma função exponencial da temperatura. Para isso utilizaram os valores máximos e mínimos da temperatura do ar, com isso, desenvolveu uma relação empírica que apresentou a transmitância atmosférica total – que é a relação entre a  $R_g$  e a radiação solar extraterrestre ( $R_e$ ) em função da depleção térmica (Pan et al., 2013).

A equação de Bristow e Campbell (1984) é calculada através da Equação 4:

$$R_g = A_{bc} [1 - \exp((-B_{bc}) (\Delta T_2)^{C_{bc}})] * R_a \quad (4)$$

em que,

$A_{bc}$  –  $H_g$  máxima em dia de céu aberto;

$B_{bc}$  e  $C_{bc}$  – são coeficientes que controlam a relação entre  $A_{bc}$  e  $\Delta T_2$ , determinando dessa forma a variação de  $H_g$  em relação da  $\Delta T$  (Chen et al., 2004).

$R_a$  – radiação solar extraterrestre em  $\text{MJ m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ ;

$\Delta T_2$  – amplitude térmica adotada pelo modelo, onde é realizada a média entre a temperatura mínima do dia em questão ( $T_{m(j)}$ ) e a temperatura mínima do dia seguinte ( $T_{m(j+1)}$ ) (Eq. 5)

$$\Delta T_2 = T_M - \left( \frac{T_{m(j)} + T_{m(j+1)}}{2} \right) \quad (5)$$

Segundo Conceição e Marin (2007) os valores dos coeficientes A e C podem ser fixados em 0,7 e 2,4 respectivamente e os valores B estão entre 0,004 a 0,010 devendo ter um acréscimo de 0,001, dessa forma a equação de Bristow e Campbell (1984) é:

$$R_g = 0,7 [1 - \exp(-B (T_{máx} - T_{min})^{2,4})] R_a \quad (6)$$

Ressaltando que o coeficiente A é a irradiação máxima que ocorre em dias de céu claro e os coeficientes B e C são os ajustes para as variações possíveis de A, em função de um aumento da amplitude térmica (de Souza et al., 2007).

Para o modelo de Bristow e Campbell (1984), Donatelli e Campbell (1998) sugeriram um aperfeiçoamento para minimizar a ação da sazonalidade na  $R_g$  principalmente em locais de média latitude, Goodin (1999) propôs a divisão do  $\Delta T_2$  pelo  $H_0$  para ter maior variância de  $H_g$ , Meza e Varas (2000) firmaram os coeficientes  $A_{bc}$  e  $C_{bc}$  em 0,75 e 2 respectivamente, sobrando somente o coeficiente  $B_{bc}$  para ser estimado.

### 3. MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Local e dados utilizados

Na presente pesquisa, foram analisados dados de temperatura e radiação solar obtidos de estações meteorológicas situadas em locais com climas específicos, classificados, segundo Köppen (1936), como climas: A – climas tropicais (**Af – floresta úmida; As – savana com verão seco; Aw – savana com inverno seco e Am - Clima tropical de monção**); B – climas Búridos (**BWh - Clima quente de deserto**) e C – climas temperados (**Cfa - Úmido em todas as estações com verão quente; Cfb - Úmido em todas as estações com verão moderadamente quente; Cwa – Chuva de verão com verão quente e Cwb - Chuva de verão com verão moderadamente quente**).

Tabela 1 – Estações auditadas para elaboração do trabalho

<b>Cidade</b>	<b>Estado</b>	<b>Clima</b>	<b>Cod. Estação</b>	<b>Latitude</b>	<b>Longitude</b>
<b>Feijó</b>	AC	Af	A138	8° 10' 14" S	70° 21' 30" W
<b>Labrea</b>	AM	Af	A111	7° 15' 36" S	64° 47' 57" W
<b>Manaus</b>	AM	Af	A101	3° 6' 26" S	60° 1' 34" W
<b>Alfredo Chaves</b>	ES	Am	A615	20° 38' 9" S	40° 44' 57" W
<b>Belém</b>	PA	Am	A201	1° 27' 18" S	48° 30' 9" W
<b>Porto Velho</b>	RO	Am	A925	8° 45' 43" S	63° 54' 7" W
<b>Brejo Grande</b>	SE	As	A421	10° 25' 38" S	36° 28' 12" W
<b>Fortaleza</b>	CE	As	A305	3° 43' 6" S	38° 32' 36" W
<b>Natal</b>	RN	As	A304	5° 47' 40" S	35° 12' 40" W
<b>Boa Vista</b>	RR	Aw	A135	2° 49' 10" N	60° 40' 17" W
<b>Balsas</b>	MA	Aw	A204	7° 31' 59" S	46° 2' 6" W
<b>Campos dos Goytacazes</b>	RJ	Aw	A607	21° 45' 16" S	41° 19' 28" W
<b>Goiânia</b>	GO	Aw	A002	16° 40' 48" S	49° 15' 18" W
<b>Arapiraca</b>	AL	BSh	A353	9° 45' 6" S	36° 39' 37" W
<b>Euclides da Cunha</b>	BA	BSh	A442	10° 30' 22" S	39° 0' 33" W
<b>Picos</b>	PI	BSh	A343	7° 5' 13" S	41° 28' 12" W
<b>Curitiba</b>	PR	Cfa	A807	25° 25' 42" S	49° 16' 24" W
<b>Florianópolis</b>	SC	Cfa	A806	27° 35' 49" S	48° 32' 58" W
<b>Porto Alegre</b>	RS	Cfa	A801	30° 1' 40" S	51° 13' 43" W
<b>Curitibanos</b>	SC	CFb	A860	27° 16' 60" S	50° 35' 7" W
<b>Bento Gonçalves</b>	RS	CFb	A840	29° 10' 26" S	51° 31' 7" W
<b>Campos do Jordão</b>	SP	CFb	A706	22° 44' 19" S	45° 35' 32" W
<b>Araxá</b>	MG	CWa	A505	19° 35' 36" S	46° 56' 27" W
<b>Juiz de Fora</b>	MG	CWa	A518	21° 45' 51" S	43° 20' 59" W
<b>Muriae</b>	MG	CWa	A517	21° 7' 49" S	42° 22' 3" W
<b>Barbacena</b>	MG	CWb	A502	21° 13' 35" S	43° 46' 27" W
<b>Ouro Branco</b>	MG	CWb	A513	6° 41' 49" S	36° 56' 38" W
<b>São João del Rey</b>	MG	CWb	A514	21° 8' 11" S	44° 15' 43" W

Fonte: Próprio Autor (2023), adaptado do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

Para cada região climática do Brasil (**Aw**; **Am**; **Af**; **As**; **BSh**; **BWh**; **Cfa**; **Cfb**; **Cwa** e **Cwb**), serão utilizados dados meteorológicos horários de pelo menos três estações automáticas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), utilizando uma base de dados de 2011 até 2021, totalizando 11 anos.

Dos 11 anos de dados coletados, sete anos foram utilizados para ajustar as equações estimadoras e os três anos restantes, para validação do método proposto.

### 3.2 Modelo proposto para cálculo irradiância solar global horária

O modelo proposto (Equações 6, 7 e 8) baseia-se na hipótese de que há uma relação entre a irradiação solar global ( $R_g$ ) e a diferença entre temperatura do ar e uma temperatura base. A esta diferença é denominada de depleção térmica.

$$Q_h = (C \times \Delta T_h)^\alpha \quad (6)$$

Em que,

$Q_h$  - irradiância horária,  $W m^{-2}$ ;

$C$  - Coeficiente de ajuste,  $W m^{-2} \text{ } ^\circ C^{-1}$ ; e

$\Delta T_h$  - depleção térmica horária,  $^\circ C$ .

sendo,

$$\Delta T = T_{ar,h} - T_{base,h} \quad (7)$$

Em que,

$T_{ar,h}$  - temperatura do ar horária,  $^\circ C$ ; e

$T_{base,h}$  - temperatura base,  $^\circ C$ .

$$T_{base,h} = \begin{cases} se, 0 < H < H_{ns} \rightarrow T_{Base,h} = T_{ar,h} \\ se, H_{ps} < H < 24 \rightarrow T_{Base,h} = T_{ar,h} \\ se, H_{ns} < H < H_{ps} \rightarrow T_{base,h} = T_{ar,ns} + \frac{(T_{ar,ps} - T_{ar,ns}) \times (H - H_{ns})}{(H_{ps} - H_{ns})} \end{cases}$$

(8)

em que,

$T_{ar,ns}$  - temperatura do ar no momento do nascer do sol,  $^\circ C$ ;

$T_{ar,ps}$  - temperatura do ar no momento do pôr do sol,  $^\circ C$ ;

Conforme o modelo proposto,  $T_{base,h}$  somente vai ser diferente da temperatura do ar horária quando o horário de coleta da temperatura do ar estiver entre hora do nascer do sol ( $H_{ns}$ ) e a hora do pôr do sol ( $H_{ps}$ ).

$$H_{ns} = 12 - \frac{N}{2} \quad (9)$$

$$H_{ps} = 12 + \frac{N}{2} \quad (10)$$

Em que,

$H_{ns}$  - hora do nascer do sol, h;

$H_{ps}$  - hora do pôr do sol, h; e

$N$  – Insolação máxima diária, função do dia do ano e da latitude local.

### 3.3 Relação da depleção térmica horária com a irradiância global

O modelo proposto para relacionar a depleção térmica horária com a irradiação global horária é apresentada pela equação 11.

$$R_{gh} = \left( \frac{\Delta T_h}{\lambda \sqrt{DT}} \right)^\alpha * R_a$$

(11)

Em que,

$DT$  -  $T_{m\acute{a}x} - T_{m\acute{i}n}$ ;

$R_{gh}$  – Irradiância Solar para hora,  $W m^{-2}$ ;

$T_{m\acute{a}x}$  – Temperatura máxima do dia, °C;

$T_{m\acute{i}n}$  – Temperatura mínima do dia, °C;

$R_a$  – Radiação no topo da atmosfera ao meio dia para a data analisada,  $MJ.m^2.dia^{-1}$  e

$\lambda$  e  $\alpha$  – coeficientes de ajustes.

### 3.4 Análise estatística

Foi utilizada a análise de regressão linear simples (Eq. 12) para o ajuste do coeficiente  $\lambda$  e  $\alpha$ , entre os valores de depleção térmica e os valores de irradiância solar global horários.

$$\ln \left( \frac{R_g}{R_a} \right) = \alpha * \ln \left( \frac{\Delta T}{\sqrt{DT}} \right) - \ln(\lambda^\alpha)$$

(12)

Em que,

$$y = \ln \left( \frac{R_a}{R_a} \right)$$

$$x = - \ln \left( \frac{\Delta T}{\sqrt{DT}} \right)$$

Após os ajustes os coeficientes  $\alpha$  e  $\lambda$  são obtidos,  $\alpha =$

$$\beta_1$$

$$\lambda = \exp \left( \frac{\beta_0}{\beta_1} \right)$$

Utilizando os dados obtidos na análise de regressão linear, foi possível obter o coeficiente de determinação ( $r^2$ ), que caracteriza a exatidão os cálculos. A análise de desempenho do modelo proposto foi realizada utilizando-se análise de correlação, índice de concordância de Willmott (d) (Willmott et al. 1985), erro médio absoluto (EMA), erro máximo absoluto (EMAX) e eficiência do método (EF) (Zacharias et al. 1996), conforme as Equações 13, 14, 15 e 16

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|E_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \quad (13)$$

$$E_{ma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - E_i| \quad (14)$$

$$E_{max} = \text{Max}(|O_i - E_i|)_{i=1}^n \quad (15)$$

$$E_f = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 - \sum_{i=1}^n (O_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (16)$$

Em que,

$O_i$  - valor obtido por intermédio do modelo proposto;

$E_i$  - valor estimado pelo modelo padrão FAO; e

$\bar{O}$  - média dos valores observados.

Os valores dos coeficientes de correlação encontrados foram classificados seguindo-se a classificação proposta por Hopkins (2000) (Tabela 2).

Tabela 2 - Classificação dos valores do coeficiente de correlação de Pearson (r).

<b>Coeficiente de Correlação (r)</b>	<b>Classificação</b>
<b>0,0 a 0,1</b>	Muito baixa
<b>0,1 a 0,3</b>	Baixa
<b>0,3 a 0,5</b>	Moderada
<b>0,5 a 0,7</b>	Alta
<b>0,7 a 0,9</b>	Muito alta
<b>0,9 a 1,0</b>	Quase perfeita

Fonte: Hopkins (2000)

Para dar suporte à análise, foi determinado o índice de desempenho (c) (Camargo e Sentelhas 1997), que é o restado do produto entre o coeficiente de correlação de Pearson (r) e o índice de exatidão de Willmott (d), cujos critérios de classificação encontram-se especificados na Tabela 3.

Tabela 3 - Critérios de classificação do índice de desempenho "c".

<b>Coeficiente de Correlação (r)</b>	<b>Classificação</b>
<b>&gt;0,85</b>	Ótimo
<b>0,76 – 0,85</b>	Muito bom
<b>0,66 – 0,75</b>	bom
<b>0,61 – 0,65</b>	Mediano
<b>0,51 – 0,60</b>	Sofrível
<b>0,41 – 0,50</b>	Mal
<b>≤ 0,40</b>	Péssima

Fonte: Camargo e Sentelhas (1997).

Os ajustes e a legitimação do modelo foram executados a partir de um grupo de dados adquiridos de um total de 10 anos de informações climatológicas para cada uma das estações. O grupo utilizado para realizar o ajuste consiste em 70% dos elementos, representando 7 anos, ao passo que, os 30% restantes, compreendendo os 3 últimos anos da série histórica, foram a base da validação do modelo (Paredes, P. e Pereira, L. S., 2019). Os valores calculados foram utilizados de forma determinar os níveis de radiação solar global durante o intervalo de tempo determinado. Como consequência, verificou-se a partir de comparações com os valores observados se existiu alguma diferença significativa entre as medições.

Os dados foram submetidos a análise de variância (ANOVA) à 5% de probabilidade. Em seguida a ANOVA, foi realizado o teste de Tukey a 5% de

probabilidade para a comparação das médias. Foi utilizado para realização dos testes estatísticos o SISVAR (Ferreira, 1998). Na comparação das médias, considerou-se que cada intervalo de dados configura uma repetição. Utilizou-se deste procedimento para verificar se o método desenvolvido pelo presente trabalho e os dados coletados diretamente da estação meteorológica são estatisticamente não significativos.

## 4. RESTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Performance do modelo em oposição aos dados observados

Os coeficientes experimentais utilizados para realizar os ajustes foram  $\alpha = 0,81$  e  $\lambda = 4,72$  (Tabela 4) e  $\alpha = 0,75$  e  $\lambda = 5,27$  (Tabela 5), sendo possível inferir que os coeficientes experimentais adequados são  $\alpha = 0,8$  e  $\lambda = 5,0$ . O coeficiente de regressão ( $R^2$ ) apresentou em sua maioria leve variação (Tabela 4 e 5), quando comparado com o valor de referência ( $R^2 = 1$ ), o que comprova que há pouca probabilidade de apresentar superestimação ou subestimação dos dados.

Tabela 4 – Coeficientes  $\alpha$ ,  $\lambda$ ,  $R^2$  e Erro padrão (EPE) para os anos de 2011 até 2017.

Cidade	Estado	Clima	Latitude	Longitude	$\alpha$	$\lambda$	$R^2$	EPE
Feijó	AC	Af	8° 10' 14" S	70° 21' 30" W	0,25	3,67	0,96	0,09
Labrea	AM	Af	7° 15' 36" S	64° 47' 57" W	0,82	5,09	0,68	0,09
Manaus	AM	Af	3° 6' 26" S	60° 1' 34" W	1,16	3,92	0,83	0,07
Alfredo Chaves	ES	Am	20° 38' 9" S	40° 44' 57" W	0,64	6,61	0,69	0,09
Belém	PA	Am	1° 27' 18" S	48° 30' 9" W	0,66	10,19	0,48	0,14
Porto Velho	RO	Am	8° 45' 43" S	63° 54' 7" W	0,88	8,65	0,68	0,12
Brejo Grande	SE	As	10° 25' 38" S	36° 28' 12" W	0,80	4,21	0,76	0,09
Fortaleza	CE	As	3° 43' 6" S	38° 32' 36" W	0,90	3,76	0,89	0,05
Natal	RN	As	5° 47' 40" S	35° 12' 40" W	0,88	2,44	0,89	0,07
Boa Vista	RR	Aw	2° 49' 10" N	60° 40' 17" W	0,58	5,47	0,86	0,07
Balsas	MA	Aw	7° 31' 59" S	46° 2' 6" W	0,97	3,25	0,92	0,05
Campos dos Goytacazes	RJ	Aw	21° 45' 16" S	41° 19' 28" W	0,87	4,07	0,95	0,04
Goiânia	GO	Aw	16° 40' 48" S	49° 15' 18" W	1,16	3,20	0,96	0,04
Arapiraca	AL	BSh	9° 45' 6" S	36° 39' 37" W	0,82	4,84	0,68	0,10
Euclides Cunha	BA	BSh	10° 30' 22" S	39° 0' 33" W	0,37	8,08	0,69	0,08
Picos	PI	BSh	7° 5' 13" S	41° 28' 12" W	0,93	6,83	0,79	0,08
Curitiba	PR	Cfa	25° 25' 42" S	49° 16' 24" W	0,82	4,84	0,68	0,10
Florianópolis	SC	Cfa	27° 35' 49" S	48° 32' 58" W	0,88	3,18	0,86	0,06
Porto Alegre	RS	Cfa	30° 1' 40" S	51° 13' 43" W	1,01	3,19	0,92	0,05
Curitibanos	SC	CFb	27° 16' 60" S	50° 35' 7" W	0,93	5,84	0,83	0,08
Bento Gonçalves	RS	CFb	29° 10' 26" S	51° 31' 7" W	0,78	3,92	0,83	0,07
Campos do Jordão	SP	CFb	22° 44' 19" S	45° 35' 32" W	0,88	3,18	0,86	0,06
Araxá	MG	CWa	19° 35' 36" S	46° 56' 27" W	0,70	3,95	0,78	0,08
Juiz de Fora	MG	CWa	21° 45' 51" S	43° 20' 59" W	0,68	4,04	0,79	0,08
Muriae	MG	CWa	21° 7' 49" S	42° 22' 3" W	0,85	3,49	0,81	0,08
Barbacena	MG	CWb	21° 13' 35" S	43° 46' 27" W	0,94	3,23	0,85	0,07
Ouro Branco	MG	CWb	6° 41' 49" S	36° 56' 38" W	0,84	4,17	0,83	0,06
São João del Rey	MG	CWb	21° 8' 11" S	44° 15' 43" W	0,64	4,92	0,83	0,08
<b>Média</b>					<b>0,81</b>	<b>4,72</b>	<b>0,81</b>	<b>0,08</b>

Fonte: Próprio autor (2023).

Tabela 5 – Coeficientes  $\alpha$ ,  $\lambda$ ,  $R^2$  e Erro padrão (EPE) para os anos de 2018 até 2021

Cidade	Estado	Clima	Latitude	Longitude	Alfa	Lambida	R <sup>2</sup>	EPE
Feijó	AC	Af	8° 10' 14" S	70° 21' 30" W	0,68	6,53	0,72	0,10
Labrea	AM	Af	7° 15' 36" S	64° 47' 57" W	0,50	3,26	0,32	0,08
Manaus	AM	Af	3° 6' 26" S	60° 1' 34" W	0,47	8,51	0,25	0,11
Alfredo Chaves	ES	Am	20° 38' 9" S	40° 44' 57" W	0,44	8,83	0,11	0,21
Belém	PA	Am	1° 27' 18" S	48° 30' 9" W	1,27	9,69	0,35	0,11
Porto Velho	RO	Am	8° 45' 43" S	63° 54' 7" W	0,47	8,75	0,05	0,14
Brejo Grande	SE	As	10° 25' 38" S	36° 28' 12" W	0,83	2,91	0,79	0,12
Fortaleza	CE	As	3° 43' 6" S	38° 32' 36" W	0,82	4,29	0,86	0,05
Natal	RN	As	5° 47' 40" S	35° 12' 40" W	0,92	2,50	0,88	0,07
Boa Vista	RR	Aw	2° 49' 10" Norte	60° 40' 17" W	0,58	5,57	0,84	0,07
Balsas	MA	Aw	7° 31' 59" S	46° 2' 6" W	0,92	3,57	0,92	0,05
Campos dos Goytacazes	RJ	Aw	21° 45' 16" S	41° 19' 28" W	0,98	3,68	0,96	0,04
Goiânia	GO	Aw	16° 40' 48" S	49° 15' 18" W	1,26	3,29	0,94	0,05
Arapiraca	AL	BSh	9° 45' 6" S	36° 39' 37" W	0,83	2,91	0,79	0,12
Euclides Cunha	BA	BSh	10° 30' 22" S	39° 0' 33" W	0,35	9,93	0,71	0,07
Picos	PI	BSh	7° 5' 13" S	41° 28' 12" W	1,08	3,87	0,75	0,06
Curitiba	PR	Cfa	25° 25' 42" S	49° 16' 24" W	0,57	6,61	0,82	0,07
Florianópolis	SC	Cfa	27° 35' 49" S	48° 32' 58" W	0,51	6,54	0,73	0,09
Porto Alegre	RS	Cfa	30° 1' 40" S	51° 13' 43" W	0,26	8,43	0,38	0,03
Curitibanos	SC	CFb	27° 16' 60" S	50° 35' 7" W	0,77	3,86	0,88	0,05
Bento Gonçalves	RS	CFb	29° 10' 26" S	51° 31' 7" W	0,78	3,95	0,82	0,07
Campos do Jordão	SP	CFb	22° 44' 19" S	45° 35' 32" W	1,14	3,29	0,87	0,06
Araxá	MG	CWa	19° 35' 36" S	46° 56' 27" W	0,73	4,14	0,73	0,09
Juiz de Fora	MG	CWa	21° 45' 51" S	43° 20' 59" W	0,73	4,12	0,75	0,08
Muriae	MG	CWa	21° 7' 49" S	42° 22' 3" W	0,94	3,97	0,64	0,11
Barbacena	MG	CWb	21° 13' 35" S	43° 46' 27" W	0,77	5,02	0,86	0,06
Ouro Branco	MG	CWb	6° 41' 49" S	36° 56' 38" W	0,81	4,34	0,83	0,06
São João del Rey	MG	CWb	21° 8' 11" S	44° 15' 43" W	0,61	5,19	0,80	0,08
Média					<b>0,75</b>	<b>5,27</b>	<b>0,69</b>	<b>0,08</b>

Fonte: Próprio autor (2023).

Os valores de  $R^2$  mais próximos ao valor de referência apontam que grande porção dos dados é evidenciada pelo modelo (Paredes, P. e Pereira, L. S., 2019). Com a análise da regressão linear ( $R^2$ ) é possível determinar o quão distantes da reta os dados estão e em seguida, os períodos de segurança para que  $\alpha$  e  $\beta$  apresentem a confiabilidade de 95% (Andrade, 2018).

Os valores de  $R^2$  obtidos (0,81 para os anos de calibração e 0,69 para os anos de validação) apresentam boa relação entre o modelo proposto e o modelo observado. Quando os valores de  $R^2$  e o coeficiente de correlação de Pearson (R) são comparados entre si, o modelo proposto expõe que existe uma grande precisão (Tabela 6).

Tabela 6 - Comparação entre o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e o coeficiente de correlação de Pearson (R) para os climas nos anos 2011 até 2017 e 2018 até 2021 respectivamente.

<b>Cidade</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>R</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>R</b>
<b>Feijó</b>	0,96	0,90	0,72	0,91
<b>Labrea</b>	0,68	0,72	0,32	0,93
<b>Manaus</b>	0,83	0,88	0,25	0,79
<b>Alfredo Chaves</b>	0,69	0,66	0,11	0,51
<b>Belém</b>	0,48	0,85	0,35	0,27
<b>Porto Velho</b>	0,68	0,76	0,47	0,48
<b>Brejo Grande</b>	0,76	0,84	0,79	0,93
<b>Fortaleza</b>	0,89	0,95	0,86	0,95
<b>Natal</b>	0,89	0,93	0,88	0,93
<b>Boa Vista</b>	0,86	0,91	0,84	0,91
<b>Balsas</b>	0,92	0,93	0,92	0,93
<b>Campos dos Goytacazes</b>	0,95	0,95	0,96	0,95
<b>Goiânia</b>	0,96	0,92	0,94	0,93
<b>Arapiraca</b>	0,68	0,76	0,79	0,93
<b>Euclides da Cunha</b>	0,69	0,80	0,71	0,85
<b>Picos</b>	0,79	0,83	0,75	0,91
<b>Curitiba</b>	0,68	0,78	0,82	0,90
<b>Florianópolis</b>	0,86	0,89	0,73	0,88
<b>Porto Alegre</b>	0,92	0,91	0,38	0,91
<b>Curitibanos</b>	0,83	0,87	0,88	0,88
<b>Bento Gonçalves</b>	0,83	0,89	0,82	0,89
<b>Campos do Jordão</b>	0,86	0,89	0,87	0,91
<b>Araxá</b>	0,78	0,86	0,73	0,87
<b>Juiz de Fora</b>	0,79	0,86	0,75	0,87
<b>Muriae</b>	0,81	0,89	0,64	0,89
<b>Barbacena</b>	0,85	0,90	0,86	0,89
<b>Ouro Branco</b>	0,83	0,90	0,83	0,90

<b>São João del Rey</b>	0,83	0,89	0,80	0,89
<b>Média</b>	<b>0,81</b>	<b>0,86</b>	<b>0,71</b>	<b>0,85</b>

Fonte: Próprio autor (2023).

Os climas As e Aw foram os que apresentaram maior  $R^2$ , para os anos de 2011 até 2017, respectivamente 0,85 e 0,92 e para os anos de 2018 até 2021, os climas Aw e Cfb apresentaram os valores 0,91 e 0,86. Isso demonstra que a maioria das medições podem ser estudadas utilizando equações de regressão linear simples (Beruski, Pereira, e Sentelhas, 2015).

Alguns valores abaixo de 0,50 (Tabelas 6 e 7) podem estar relacionados com falhas nos dados das estações meteorológicas, em algum período dos anos de estudo, o que ocasiona um comprometimento do modelo (da Cruz Valente, de Vilhena e Estumano, 2022).

O coeficiente R revela a quantidade de amostras e como duas amostras se relacionam entre si, de forma positiva ou negativa, sendo possível determinar a tendência das hipóteses frente uma à outra (Andrade, 2018).

Apesar desses coeficientes informarem quão preciso é o modelo, os mesmos não podem ser utilizados para afirmar sobre a exatidão do método (Pereira et al., 2003; Pereira e Villa Nova, 2008; Beruski, Pereira, e Sentelhas, 2015). Assim, para determinar quão exato é o modelo, foi determinado o índice de concordância (d) (Willmott et al., 1985) (Tabela 7).

Tabela 7 – Índice de concordância (d) para os anos de 2011 até 2017 e 2018 até 2021 respectivamente.

<b>Cidade</b>	<b>d</b>	<b>d</b>
Feijó	0,94	0,94
Labrea	0,95	0,84
Manaus	0,88	0,89
Alfredo Chaves	0,71	0,76
Belém	0,01	0,91
Porto Velho	0,69	0,87
Brejo Grande	0,95	0,90
Fortaleza	0,97	0,97
Natal	0,92	0,91
Boa Vista	0,95	0,95
Balsas	0,96	0,96
Campos dos Goytacazes	0,96	0,96
Goiânia	0,93	0,94
Arapiraca	0,95	0,87
Euclides da Cunha	0,82	0,75
Picos	0,92	0,89
Curitiba	0,94	0,88
Florianópolis	0,92	0,94
Porto Alegre	0,95	0,95
Curitibanos	0,94	0,93
Bento Gonçalves	0,94	0,94
Campos do Jordão	0,94	0,94
Araxá	0,93	0,92
Juiz de Fora	0,93	0,92
Muriaé	0,93	0,94
Barbacena	0,93	0,95
Ouro Branco	0,94	0,94
São João del Rey	0,94	0,94
<b>Média</b>	<b>0,88</b>	<b>0,91</b>

Fonte: Próprio autor (2023).

Segundo Willmott et al., (1985), o índice d, demonstra precisão correlacionada dos dados das estimativas, isso quer dizer que apresenta o distanciamento entre o modelo proposto e os dados das estações meteorológicas em associação à outra.

Os valores do índice d, apresentaram-se em sua grande maioria acima de 0,9, indicando que a correlação dos dados é quase perfeita conforme apresentado nas tabelas 8 e 9, visto que, o intervalo entre a concordância é variável entre 0 e 1, indicando respectivamente nenhuma concordância e concordância perfeita (Andrade, 2018).

A média do índice d para os anos de 2011 à 2017 foi de 0,91 e para os anos 2018 a 2021 foi de 0,88, o que aponta que o modelo proposto e os dados coletados em estações meteorológicas possuem uma concordância perto do excelente.

Como dito anteriormente, o R indica a relação de duas amostras entre si e a tendência dos dados. Por outro lado, o coeficiente demonstra a exatidão dos métodos. A comparação entre esses dois coeficientes está expressa nas Tabela 8.

Tabela 8 - Comparação entre o coeficiente de correlação de Pearson (R) e o Índice de concordância (d) para os climas nos anos 2011 até 2017 e 2018 até 2021 respectivamente.

Fonte: Próprio autor (2023).

Cidade	R	D	R	d
Feijó	0,91	0,94	0,91	0,94
Labrea	0,93	0,84	0,93	0,95
Manaus	0,79	0,89	0,79	0,88
Alfredo Chaves	0,51	0,76	0,51	0,71
Belém	0,27	0,91	0,27	0,01
Porto Velho	0,48	0,87	0,48	0,69
Brejo Grande	0,93	0,90	0,93	0,95
Fortaleza	0,95	0,97	0,95	0,97
Natal	0,93	0,91	0,93	0,92
Boa Vista	0,91	0,95	0,91	0,95
Balsas	0,93	0,96	0,93	0,96
Campos dos Goytacazes	0,95	0,96	0,95	0,96
Goiânia	0,93	0,94	0,93	0,93
Arapiraca	0,93	0,87	0,93	0,95
Euclides da Cunha	0,85	0,75	0,85	0,82
Picos	0,91	0,89	0,91	0,92
Curitiba	0,90	0,88	0,90	0,94
Florianópolis	0,88	0,94	0,88	0,92
Porto Alegre	0,91	0,95	0,91	0,95
Curitiba	0,88	0,93	0,88	0,94
Bento Gonçalves	0,89	0,94	0,89	0,94
Campos do Jordão	0,91	0,94	0,91	0,94
Araxá	0,87	0,92	0,87	0,93
Juiz de Fora	0,87	0,92	0,87	0,93
Muriaé	0,89	0,94	0,89	0,93
Barbacena	0,89	0,95	0,89	0,93
Ouro Branco	0,90	0,94	0,90	0,94
São João del Rey	0,89	0,94	0,89	0,94
<b>Média</b>	<b>0,85</b>	<b>0,91</b>	<b>0,85</b>	<b>0,88</b>

Levando em consideração os valores obtidos para o R e d, onde a média dos valores de R e d para os anos 2011 a 2017 foram respectivamente 0,85 e 0,91, para os anos 2018 a 2021 foram 0,85 e 0,88, com isso, é possível perceber que há uma relação entre os dados estimados e os dados observados.

O índice C proposto por Camargo e Sentelhas (1997) exerce a combinação entre a correlação e a concordância do método, produzindo então, um índice que

demonstra o quão próximas estão as estimativas do método em relação à tendência e ao valor (Tabela 9). Os coeficientes de correlação e de desempenho do modelo podem ser afetados pelo grau de nebulosidade (Auler e Minuzzi, 2022).

Tabela 9 – Índice de confiança (c) para os anos de 2011 até 2017 e 2018 até 2021 respectivamente.

Cidade	C	Desempenho	C	Desempenho
Feijó	0,85	Muito bom	0,85	Ótimo
Labrea	0,61	Mediano	0,88	Ótimo
Manaus	0,78	Muito bom	0,69	Bom
Alfredo Chaves	0,50	Sufrível	0,36	Péssimo
Belém	0,77	Muito bom	0,00	Péssimo
Porto Velho	0,66	Bom	0,33	Péssimo
Brejo Grande	0,75	Bom	0,88	Ótimo
Fortaleza	0,93	Ótimo	0,92	Ótimo
Natal	0,85	Muito bom	0,85	Ótimo
Boa Vista	0,86	Ótimo	0,87	Ótimo
Balsas	0,89	Ótimo	0,89	Ótimo
Campos dos Goytacazes	0,91	Ótimo	0,91	Ótimo
Goiânia	0,86	Ótimo	0,87	Ótimo
Arapiraca	0,66	Bom	0,88	Ótimo
Euclides da Cunha	0,60	Sufrível	0,70	Bom
Picos	0,73	Bom	0,84	Muito bom
Curitiba	0,69	Bom	0,85	Muito bom
Florianópolis	0,83	Muito bom	0,81	Muito bom
Porto Alegre	0,87	Ótimo	0,87	Ótimo
Curitibanos	0,81	Muito bom	0,82	Muito bom
Bento Gonçalves	0,83	Muito bom	0,84	Muito bom
Campos do Jordão	0,83	Muito bom	0,85	Muito bom
Araxá	0,79	Muito bom	0,80	Muito bom
Juiz de Fora	0,79	Muito bom	0,81	Muito bom
Muriaé	0,84	Muito bom	0,83	Muito bom
Barbacena	0,85	Ótimo	0,83	Muito bom
Ouro Branco	0,84	Muito bom	0,85	Muito bom
São João del Rey	0,84	Muito bom	0,84	Muito bom
<b>Média</b>	<b>0,79</b>	<b>Muito bom</b>	<b>0,78</b>	<b>Muito bom</b>

Fonte: Próprio autor (2023)

A maioria dos dados (Tabela 9) apresentaram o restado satisfatório, sendo classificadas, em sua maioria, como “bons, muito bons ou ótimos”. Apesar de alguns Estados apresentarem um restado ruim, a média apresentada para o modelo recebeu a classificação de “muito bom”, tanto para os anos de calibração, quanto para os anos de experimentação.

A possível explicação para o desempenho não tão bom de algumas cidades pode estar relacionada a fatores astronômicos e geográficos, uma vez que, a irradiância solar sofre influência direta da cobertura do céu por nuvens, do albedo da superfície e da absorção e turbidez da atmosfera. A presença ou ausência de nuvens durante um período pode explicar o desempenho do modelo (Hunt et al., 1998; Chen et al., 2004; Auler e Minuzzi, 2022).

As estações escolhidas estão localizadas em climas e marchas sazonais diferentes, e por isso a incidência de radiação solar em cada um desses é diferente (da Cruz Valente, de Vilhena e Estumano, 2022).

#### 4.2 Eficiência do modelo em oposição aos dados observados

Foram obtidos valores para os erros e expressos pelo erro médio absoluto (EMA), erro máximo absoluto (EMÁX), erro padrão da estimativa (EPE) e raiz quadrada do quadrado médio do erro (RMSE), que oferecem suporte a efetividade da utilização do modelo proposto para estimar a irradiância solar global horaria para os climas do Brasil (Tabela 10 e 11).

Tabela 10 - Erro médio absoluto (EMA), erro máximo absoluto (EMÁX), erro padrão da estimativa (EPE) e raiz quadrada do quadrado médio do erro (RMSE), para os anos de 2011 até 2017.

Cidade	EPE	ERMSE	EMA	E <sub>máx</sub>
Feijó	0,43	0,25	0,25	4,97
Labrea	0,52	0,72	0,41	8,26
Manaus	0,62	0,48	0,35	5,19
Alfredo Chaves	0,50	0,53	0,36	4,04
Belém	0,47	0,12	0,13	5,19
Porto Velho	0,52	0,34	0,28	3,66
Brejo Grande	0,45	0,30	0,28	4,57
Fortaleza	0,33	0,07	0,13	1,96
Natal	0,30	0,38	0,34	2,93
Boa Vista	0,44	0,14	0,17	2,99
Balsas	0,43	0,19	0,22	4,65
Campos dos Goytacazes	0,41	0,05	0,10	2,10
Goiânia	0,53	0,06	0,10	2,50
Arapiraca	0,49	0,41	0,29	3,66
Euclides da Cunha	0,37	0,32	0,24	3,86
Picos	0,51	0,28	0,25	3,67
Curitiba	0,58	0,19	0,18	3,66
Florianópolis	0,41	0,10	0,12	3,37
Porto Alegre	0,45	0,07	0,10	3,12
Curitibanos	0,51	0,14	0,17	3,02
Bento Gonçalves	0,50	0,08	0,10	2,84
Campos do Jordão	0,41	0,10	0,12	3,37
Araxá	0,46	0,11	0,13	2,90
Juiz de Fora	0,46	0,11	0,13	2,92
Muriaé	0,50	0,22	0,22	5,63
Barbacena	0,46	0,07	0,11	2,45
Ouro Branco	0,49	0,20	0,19	5,33
São João del Rey	0,51	0,11	0,15	2,48
<b>Media</b>	<b>0,47</b>	<b>0,22</b>	<b>0,20</b>	<b>3,76</b>

Fonte: Próprio autor (2023)

Tabela 11 - Erro médio absoluto (EMA), erro máximo absoluto (EMÁX), erro padrão da estimativa (EPE) e raiz quadrada do quadrado médio do erro (RMSE), para os anos de 2018 até 2021.

Cidade	EPE	ERMSE	EMA	E <sub>máx</sub>
Feijó	0,52	0,31	0,30	3,43
Labrea	0,48	0,41	0,36	3,33
Manaus	0,51	0,36	0,34	3,43
Alfredo Chaves	0,53	0,42	0,35	2,67
Belém	0,84	0,99	0,60	5,15
Porto Velho	0,38	0,34	0,25	3,28
Brejo Grande	0,48	0,41	0,36	3,33
Fortaleza	0,34	0,12	0,19	3,35
Natal	0,31	0,32	0,31	2,94
Boa Vista	0,43	0,22	0,25	3,91
Balsas	0,45	0,20	0,22	4,44
Campos dos Goytacazes	0,40	0,22	0,23	4,23
Goiânia	0,52	0,39	0,30	4,77
Arapiraca	0,48	0,41	0,36	3,33
Euclides da Cunha	0,29	0,37	0,35	4,02
Picos	0,42	0,35	0,28	5,54
Curitiba	0,36	0,20	0,23	4,43
Florianópolis	0,40	0,29	0,27	5,56
Porto Alegre	0,41	0,21	0,22	10,84
Curitibanos	0,47	0,24	0,24	3,64
Bento Gonçalves	0,47	0,23	0,23	4,60
Campos do Jordão	0,50	0,30	0,27	6,18
Araxá	0,46	0,25	0,26	4,49
Juiz de Fora	0,44	0,25	0,26	4,41
Muriae	0,52	0,30	0,26	4,89
Barbacena	0,54	0,25	0,24	5,23
Ouro Branco	0,45	0,26	0,24	5,73
São João del Rey	0,50	0,27	0,26	4,63
<b>Media</b>	<b>0,46</b>	<b>0,32</b>	<b>0,29</b>	<b>4,49</b>

Fonte: Próprio autor (2023)

A média dos valores de EPE, RMSE, EMA e EMÁX, para os anos de 2011 à 2017 foram respectivamente 0,47; 0,22; 0,20 e 3,76 (Tabela 10). Para os anos 2018 a 2021 foram da ordem de 0,46; 0,32; 0,29 e 4,49 (Tabela 11). Esses valores de erro comprovam que o modelo desenvolvido possui uma precisão convincente para a estimativa da irradiância solar, reforçando assim, a sua utilidade e confiabilidade.

Os valores obtidos para o RMSE e para o EMA foram comparados com os valores de  $d$  (Tabela 12).

Tabela 12 - Índice de concordância (d), raiz quadrada do quadrado médio do erro (RMSE) e Erro médio absoluto (EMA) para os anos 2011 a 2017 e 2018 até 2021 respectivamente.

Cidade	d	ERMSE	EMA	d	ERMSE	EMA
Feijó	0,94	0,25	0,25	0,94	0,31	0,30
Labrea	0,84	0,72	0,41	0,95	0,41	0,36
Manaus	0,89	0,48	0,35	0,88	0,36	0,34
Alfredo Chaves	0,76	0,53	0,36	0,71	0,42	0,35
Belém	0,91	0,12	0,13	0,01	0,99	0,60
Porto Velho	0,87	0,34	0,28	0,69	0,34	0,25
Brejo Grande	0,90	0,30	0,28	0,95	0,41	0,36
Fortaleza	0,97	0,07	0,13	0,97	0,12	0,19
Natal	0,91	0,38	0,34	0,92	0,32	0,31
Boa Vista	0,95	0,14	0,17	0,95	0,22	0,25
Balsas	0,96	0,19	0,22	0,96	0,20	0,22
Campos dos Goytacazes	0,96	0,05	0,10	0,96	0,22	0,23
Goiânia	0,94	0,06	0,10	0,93	0,39	0,30
Arapiraca	0,87	0,41	0,29	0,95	0,41	0,36
Euclides da Cunha	0,75	0,32	0,24	0,82	0,37	0,35
Picos	0,89	0,28	0,25	0,92	0,35	0,28
Curitiba	0,88	0,19	0,18	0,94	0,20	0,23
Florianópolis	0,94	0,10	0,12	0,92	0,29	0,27
Porto Alegre	0,95	0,07	0,10	0,95	0,21	0,22
Curitibanos	0,93	0,14	0,17	0,94	0,24	0,24
Bento Gonçalves	0,94	0,08	0,10	0,94	0,23	0,23
Campos do Jordão	0,94	0,10	0,12	0,94	0,30	0,27
Araxá	0,92	0,11	0,13	0,93	0,25	0,26
Juiz de Fora	0,92	0,11	0,13	0,93	0,25	0,26
Muriae	0,94	0,22	0,22	0,93	0,30	0,26
Barbacena	0,95	0,07	0,11	0,93	0,25	0,24
Ouro Branco	0,94	0,20	0,19	0,94	0,26	0,24
São João del Rey	0,94	0,11	0,15	0,94	0,27	0,26
<b>Media</b>	<b>0,91</b>	<b>0,22</b>	<b>0,20</b>	<b>0,88</b>	<b>0,32</b>	<b>0,29</b>

Fonte: Próprio autor (2023)

A normalidade dos valores de d, RMSE e EMA para os anos de 2011 à 2017 foram respectivamente 0,91; 0,22 e 0,20 (Tabela 12). Para os anos 2018 a 2021 encontrou-se as seguintes médias 0,88; 0,32 e 0,29 (Tabela 12). Destaca-se que quanto maior a proximidade dos dados obtidos para RMSE e EMA e zero, e dos valores de d com 1, melhor é a performance do modelo proposto (Teramoto et al., 2019).

Os valores da eficiência do modelo (Tabela 13) podem variar de menos infinito a 1 (Zhang et al., 2007; Viola et al., 2009), e quando apresentam valores negativos,

expressa que o modelo original possui melhores resultados que o modelo proposto (Peixoto et al., 2014).

Tabela 13 – Eficiência do modelo nos anos 2011 a 2017 e 2018 até 2021 respectivamente.

<b>Cidade</b>	<b>Eficiência</b>	<b>Eficiência</b>
Feijó	0,75	1,00
Labrea	0,90	1,00
Manaus	0,90	1,00
Alfredo Chaves	0,44	0,88
Belém	0,56	1,00
Porto Velho	0,56	0,59
Brejo Grande	0,69	1,00
Fortaleza	0,89	1,00
Natal	0,74	1,00
Boa Vista	0,76	1,00
Balsas	0,85	1,00
Campos dos Goytacazes	0,85	1,00
Goiânia	0,82	1,00
Arapiraca	0,56	1,00
Euclides da Cunha	0,23	1,00
Picos	0,67	1,00
Curitiba	0,59	1,00
Florianópolis	0,62	1,00
Porto Alegre	0,72	1,00
Curitibanos	0,73	1,00
Bento Gonçalves	0,65	1,00
Campos do Jordão	0,62	1,00
Araxá	0,59	0,82
Juiz de Fora	0,58	1,00
Muriaé	0,77	1,00
Barbacena	0,78	1,00
Ouro Branco	0,71	1,00
São João del Rey	0,77	1,00
<b>Média</b>	<b>0,69</b>	<b>0,97</b>

Fonte: Próprio autor (2023)

O modelo proposto apresentou para os anos de 2011 a 2017 uma eficiência média de 0,69 (Tabela 13) e para os anos de 2018 a 2021, a média da eficiência foi de 0,97 (Tabela 13). A explicação possível para a discrepância das médias entre os anos de calibração e os anos de experiência pode estar relacionada com o fato de nos anos de calibração terem maiores dados corrompidos.

Segundo Beskow et al. (2011), os valores de eficiência iguais a 1, indicam que o ajuste é perfeito, o modelo é classificado como adequado quando a eficiência

é maior que 0,75, se a eficiência estiver entre 0,36 e 0,75 o modelo é considerado aceitável. Zappa e Gurtz (2002), afirma que se eficiência apresentar valores maiores que 0,5, o modelo é pode ser considerado como aceitável.

De acordo com o apresentado por Beskow et al. (2011) e Zappa e Gurtz (2002), o modelo é aceitável para os anos de calibração e quase perfeito para os anos de experimentação.

Para verificar se houve diferença significativa entre o método desenvolvido e os dados das estações meteorológicas são apresentados os resultados da ANOVA e do teste de Tukey ( $p=0,05$ ) (tabela 14, 15, 16 e 17) para a comparação das médias.

Tabela 14 – Análise de variância do modelo nos anos 2011 a 2017.

<b>TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA</b>					
<b>FV</b>	<b>GL</b>	<b>SQ</b>	<b>QM</b>	<b>Fc</b>	<b>Pr&gt;Fc</b>
<b>INTERVALO</b>	10	336.099602	33.609960	872.867	0.0000
<b>MODELO</b>	1	0.000038	0.000038	0.001	0.9748
<b>ESTAÇÃO</b>	27	49.537212	1.834712	47.648	0.0000
<b>MODELO*ESTAÇÃO</b>	27	5.421176	0.200784	5.214	0.0000
<b>Erro</b>	616	23.719231	0.038505		
<b>Total corrigido</b>	681	414.777259			
<b>CV (%) =</b>	18.68				
<b>Média geral:</b>	1.0506413	<b>Número de observações:</b>		682	

Quadro de ANOVA.

Tabela 15 – Teste de Tukey ( $p=0,05$ ) para os anos 2011 a 2017.

<b>Tratamentos</b>	<b>Médias</b>	<b>Resultados do teste</b>
<b>Modelo Proposto</b>	1.050404	a1
<b>Estações Meteorológicas</b>	1.050879	a1

Médias seguidas da mesma letra minúscula, não se diferem entre si, pelo teste de Tukey, a 5% de probabilidade ( $n = 3$ ).

Tabela 16 – Análise de variância do modelo nos anos 2018 a 2021.

<b>TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA</b>					
<b>FV</b>	<b>GL</b>	<b>SQ</b>	<b>QM</b>	<b>Fc</b>	<b>Pr&gt;Fc</b>
<b>INTERVALO</b>	11	433.207921	39.382538	982.508	0.0000
<b>ESTACAO</b>	27	49.547629	1.835097	45.782	0.0000
<b>MODELO</b>	1	0.003896	0.003896	0.097	0.7553
<b>ESTACAO*MODELO</b>	27	17.459540	0.646650	16.132	0.0000
<b>erro</b>	605	24.250627	0.040084		

<b>Total corrigido</b>	671	524.469613
<b>CV (%) =</b>	16.57	
<b>Média geral:</b>	1.2079156	<b>Número de observações:</b> 672

Quadro de ANOVA.

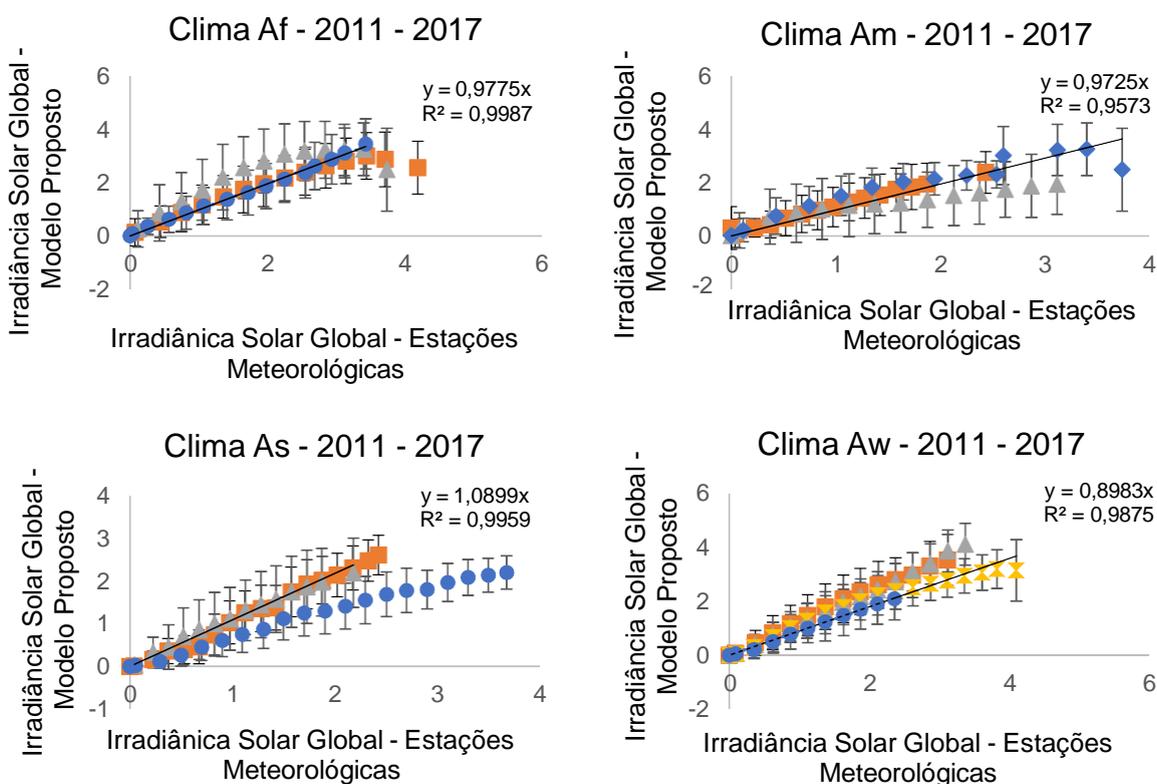
Tabela 15 – Teste de Tukey ( $p=0,05$ ) para os anos 2011 a 2017.

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
<b>Estações Meteorológicas</b>	1.205508	a1
<b>Modelo Proposto</b>	1.210323	a1

Médias seguidas da mesma letra minúscula, não se diferem entre si, pelo teste de Tukey, a 5% de probabilidade ( $n = 3$ ).

O teste de Tukey ( $P \leq 0,05$ ) apresentou que o modelo proposto e os dados observados na estação meteorológica não apresentam diferença significativa entre si, sendo assim, possível afirmar que o modelo proposto é eficiente para o cálculo da irradiância solar global horária.

Os resultados da regressão linear da irradiância solar global das estações meteorológicas contra o modelo proposto são mostrados nas Figuras 1 e 2 para todos os climas.



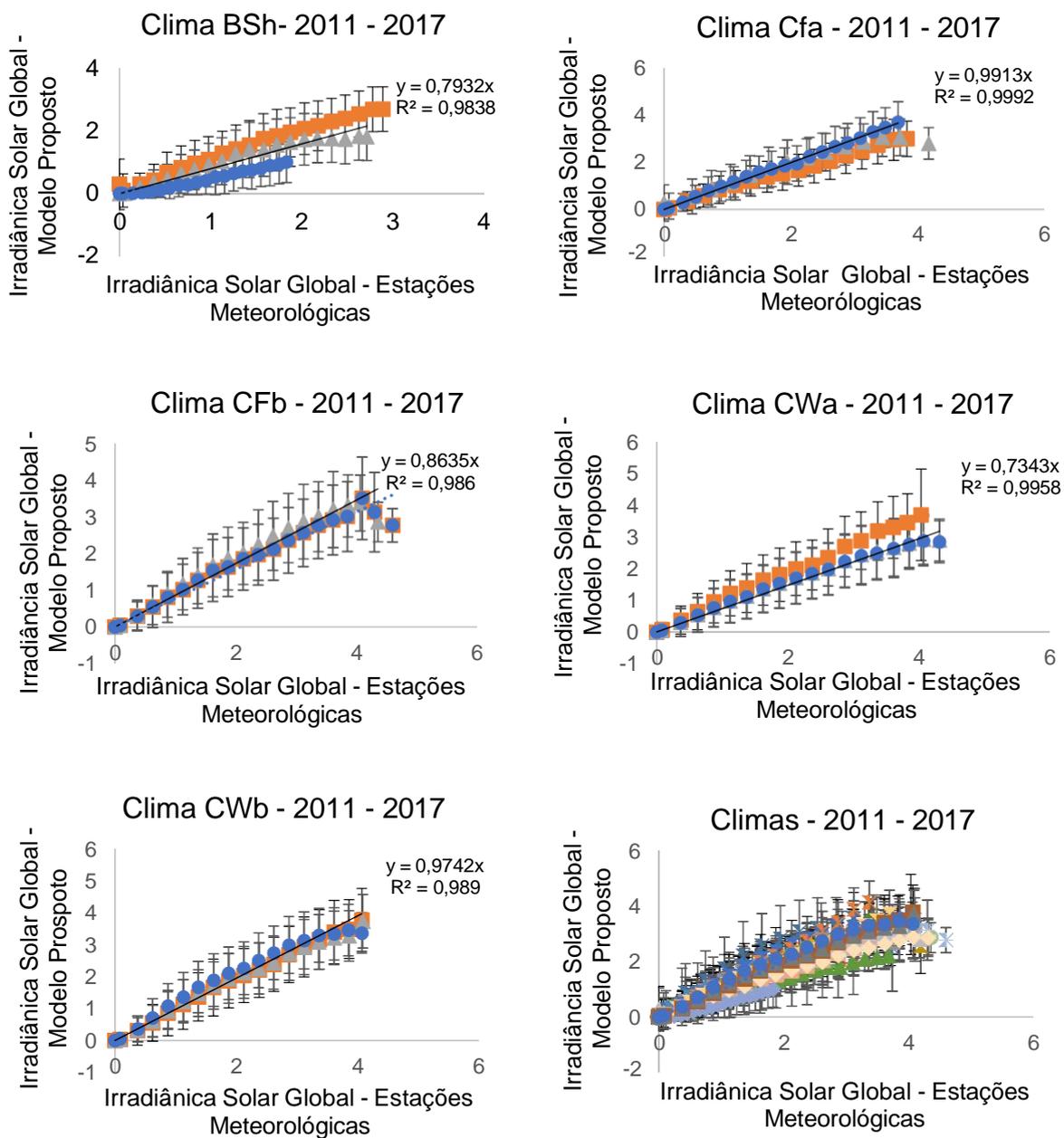
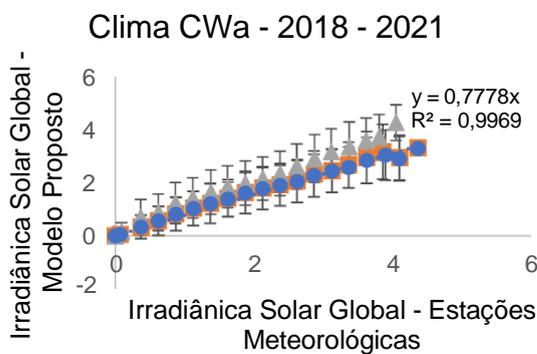
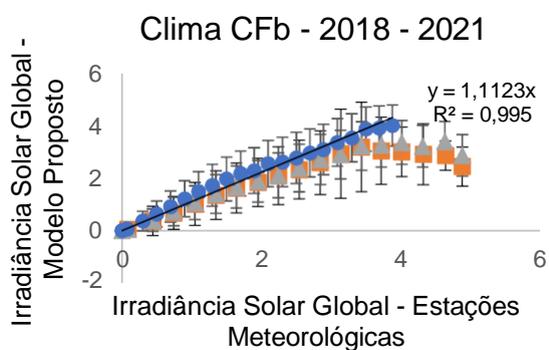
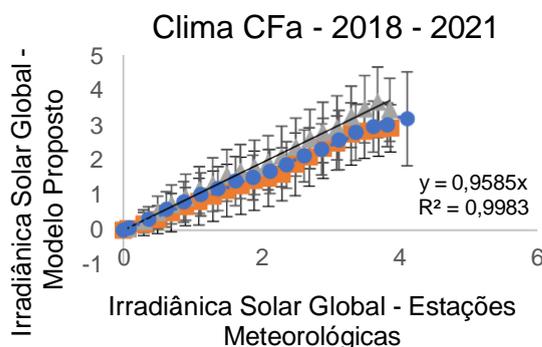
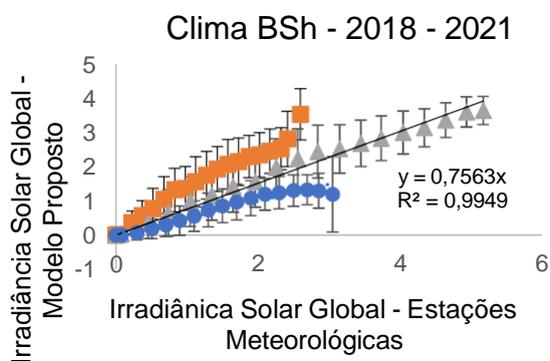
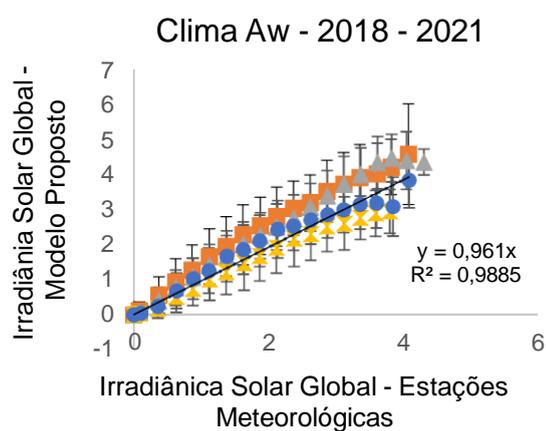
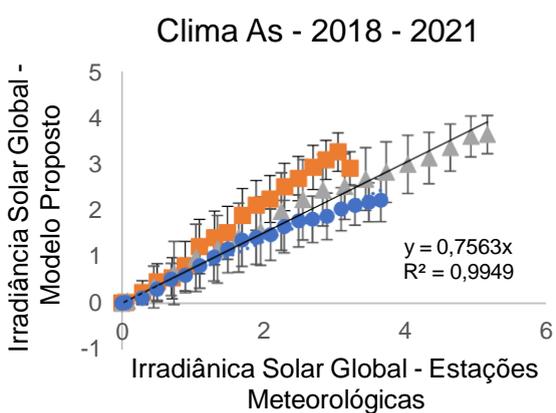
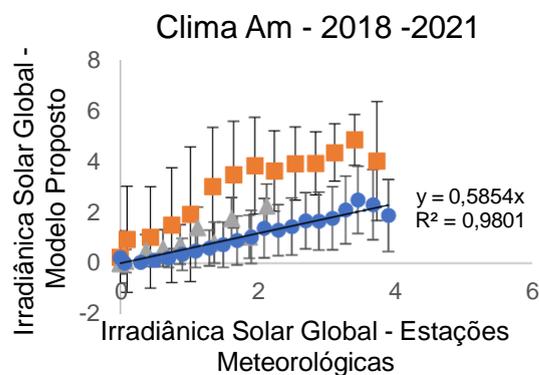
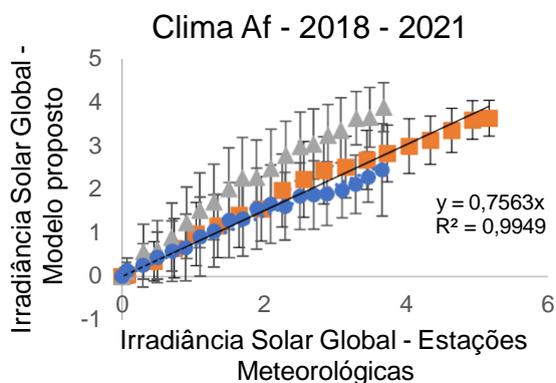


Figura 1 – Gráficos comparando a irradiância solar global através do modelo proposto no trabalho e a irradiância solar global através dos dados obtidos pelas estações meteorológicas escolhidas para climas nos anos 2011 a 2017. Fonte: Próprio autor (2023)



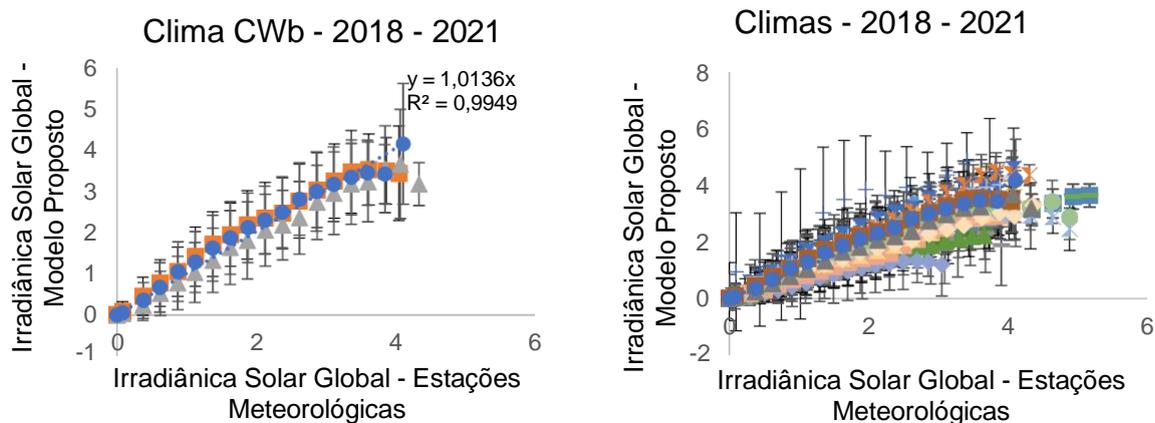


Figura 2 – Gráficos comparando a irradiância solar global através do modelo proposto no trabalho e a irradiância solar global através dos dados obtidos pelas estações meteorológicas escolhidas para climas nos anos 2018 a 2021. Fonte: Próprio autor (2023)

As regressões lineares foram executadas depois da divisão dos climas. Os  $R^2$  dos gráficos são diferentes dos tabelados por serem originados em dados de caráter diferentes. Nos dados tabelados estão os dados horários das estações meteorológicas para os anos estudados, em contra partida, os dados dos gráficos são as médias do intervalo dos dados climáticos.

Para os anos de 2011 até 2017 os climas, tropical quente e úmido, com estação de seca no inverno (As); semi-árido quente (BSh) e clima subtropical de inverno seco (Cwa) apresentaram um decréscimo do  $\beta_0$ , (Figura 1) logo há uma pequena tendência de subestimar a  $R_g$  (Paredes e Pereira, 2019).

Essa tendência na redução do  $\beta_0$  (Figura 2), foi percebida nos climas, tropical úmido ou superúmido, sem estação seca (Af), tropical úmido ou subúmido (Am), tropical quente e úmido, com estação de seca no inverno (As), semi-árido quente (BSh) e clima subtropical de inverno seco (Cwa) para os anos de 2018 até 2021.

Os valores de  $R^2$  se apresentam de forma similar para todos os climas em todos os anos, o que demonstra que o modelo proposto é eficiente. Todavia, os coeficientes de regressão  $\beta_0$ , se aproximam ou ultrapassam 1, à exceção dos climas já mencionados acima, onde existe uma propensão a subestimar a irradiância solar global (Paredes e Pereira, 2019).

## 5. CONCLUSÕES

Os resultados deste estudo apontam que o modelo proposto para o cálculo da irradiância solar global horaria é eficiente e adequado para todos os climas do Brasil. Visto que, a partir dele foi possível estimar a  $R_g$  utilizando dados de temperatura do ar, com base na depleção térmica.

O estudo permitiu concluir que os coeficientes  $\alpha$  e  $\lambda$  são respectivamente 0,8 e 5,0 para todas as estações escolhidas.

O modelo proposto se mostrou eficiente principalmente nos anos utilizados para a experimentação, também demonstrou que o ajuste se aplica durante as estações do ano e em todas as regiões do Brasil, não apresentando diferenças significativa entre o modelo desenvolvido e os dados das estações meteorológicas quando aplicado o teste de Tukey a 5% de probabilidade.

É necessário frisar que o modelo proposto pode variar moderadamente de acordo com o clima ao que ele foi submetido e qualidade dos dados.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Amoresano, A.; Langella, G. e Sabino, S. (2015) Optimization of solar integration in biomass fuelled steam plants. *Energy Procedia*, v. 81, p. 390-398.
- Allen, R. G. (1997) Self-Calibrating Method for Estimating Solar Radiation from Air Temperature. *Journal of Hidrologic Engineering*, v. 2, n. 2, p. 56 – 67.
- Allen, R. G.; Pereira, L. S.; Raes, D. e Smith, M. (1998) Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. FAO - *Food and Agriculture Organization of the United Nations Rome*.
- Almorox, J. (2011) Estimating global solar radiation from common meteorological data in Aranjuez, Spain. *Turkish Journal of Physics*, v. 35, p. 53-64.
- Alissow, B. P. (1954) *Die Klimate der Erde*. Berlin: Deutch. Ubers.
- ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO (2020). **Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil: Informe 2020**. Brasília, DF.

- Andrade, D. G. F. D. (2018) **Análise quantitativa entre métodos de estimativa da evapotranspiração horária integrada e diária no Brasil**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso. Brasil.
- Annandale, J.; Jovanovic, N.; Benade, N. e Allen, R. (2002) Software for missing data error analysis of Penman-Monteith reference evapotranspiration. **Irrigation science**, v. 21, p. 57-67.
- Angström, A. (1924) Solar and terrestrial radiation. **Quartely Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 50, p. 121-125.
- Auler, F. R. e Minuzzi, R. B. (2022) Estimativa de radiação solar global diária com base na temperatura do ar para diferentes condições de nebulosidade em Florianópolis, Santa Catarina. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 7, n. 1, p. 026-032.
- Babikir, M. H.; Njomo, D.; Khayal, M. Y.; Temene, H. D. e Joel, D. T. (2018) Estimation of Direct Solar Radiation of Chad. **Energy and Power Engineering**, v. 10, p. 212-225.
- Banko, A. J.; Villafañe, L.; Kim, J. H.; Esmaily, M. e Eaton, J. K. (2019) Stochastic modeling of direct radiation transmission in particle-laden turbulent flow. **Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer**, v. 226, p. 1-18.
- Barbieri, J. D.; Dallacort, R.; Daniel, D. F.; Dalchiavon, F. C. e Freitas, P. S. L. (2020) Cobertura do solo, evapotranspiração e produtividade do milho safrinha. Cultura Agronômica: **Revista de Ciências Agronômicas**, v. 29, n.1, p. 76- 91.
- Barbosa, L. L.; Veiga, A. J. P. e De Abreu Silva, A. A. (2019) Variabilidade da temperatura em Vitória da Conquista-BA, de 2016-2017. **Revista Equador**, v. 8, n. 2, p. 223-239.

- Beruski, G. C.; Pereira, A. B. e Sentelhas, P. C. (2015) Desempenho de diferentes modelos de estimativa da radiação solar global em Ponta Grossa, PR. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, p. 205-213.
- Besharat, F.; Dehghan, A. A. e Faghieh, A. R. (2013) Empirical models for estimating global solar radiation: a review and case study. **Renewable and Sustainable Energy Review**, v. 21, p. 798–821.
- Beskow, S.; Mello, C. R.; Norton, L. D. e Silva, A. M. da. (2011) Performance of a distributed semi-conceptual hydrological model under tropical watershed conditions. **Catena**, v. 86, n. 3, p. 160-171.
- Bisht, g. e Bras, R. L. (2010) Estimation of net radiation from the MODIS data under all sky conditions: Southern Great Plains case study. **Remote Sensing of Environment**.
- Bristow, K. L. e Campbell, G. S. (1984) On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. **Agricultural and Forest Meteorology**. v. 31, p.150-166.
- Camargo, A. D. e Sentelhas, P. C. (1997) Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no estado de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de agrometeorologia**, v. 5, n. 1, p. 89-97.
- CEPEA - Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada. PIB Agro CEPEA-USP/CNA, 2021. Disponível em: [https://cepea.esalq.usp.br/upload/kceditor/files/sut.pib\\_dez\\_2020.9mar2021.pdf](https://cepea.esalq.usp.br/upload/kceditor/files/sut.pib_dez_2020.9mar2021.pdf)
- Chen, R.; Ersi, K.; Yang, J.; Lu, S. e Zhao, W. (2004) Validation of five global radiation models with measured daily data in China. **Energy conversion and management**, v.45, n. 11-12, p. 1759-1769.

- Codato, G.; Oliveira, A. P. D.; Soares, J.; Escobedo, J. F.; Gomes, E. N. e Pai, A. D. (2008) Global and diffuse solar irradiances in urban and rural areas in southeast Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 93, n. 1, p. 57-73.
- Conceição, M. A. F. (2019) Avaliação de modelos para a estimativa decendial da evapotranspiração de referência. **EMBRAPA**.
- Conceição, M. A. F. e Marin, F. R. (2007) Avaliação de modelos para a estimativa de valores diários da radiação solar global com base na temperatura do ar.
- Da Cruz Valente, A. M.; De Vilhena, M. B. e Estumano, D. C (2022) Modelos de estimativas de Radiação Solar Global e análise estatística em cidades do estado do Pará–Brasil utilizando dados meteorológicos. **Conjecturas**, v. 22, n. 1, p. 390-407.
- Dal Pai, A. e Tieghi, C. P. (2022) Sazonalidade da Radiação Solar Global em Superfície Vertical. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 30, p. 337-359.
- Dallacort, R.; De Freitas, P. S. L.; Gonçalves, A. C. A.; Rezende, R.; Bertonha, A.; Da Silva, F. F. e Trintinalha, M. (2004) Determinação dos coeficientes da equação de Angstron para a região de Palotina, estado do Paraná. **Acta Scientiarum. Agronomy**, v. 26, n. 3, p. 329-336.
- De Martonne, E. (1942) NOUVELLE CARTE MONDIALE DE L'INDICE D'ARIDITÉ (Carte hors texte). In: **Annales de Géographie**. Armand Colin, p. 241-250.
- De Matos, R. M.; Da Silva, P. F.; De Medeiros, R. M.; Dos Santos, B. D. B.; Barros, A. S.; Neto, J. D. e Saboya, L. M. F. (2020) Balanço hídrico climatológico normal e sequencial para o município de Barbalha-CE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 3, p. 973-982.
- De Medeiros, R. M. (2021) OSCILAÇÕES DAS TEMPERATURAS MÉDIA DO AR NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO IPOJUCA-PE, BRASIL. **Revista de Geografia (Recife)**, v. 38, n. 3.

- De Medeiros, R. M.; Kozmhinsky, M.; De Holanda, R. M. e De Paulo Silva, V. (2018) Temperatura média do ar e suas flutuações no estado de Pernambuco, Brasil. **Revista Brasileira de Meio Ambiente**, v. 2, n. 1.
- De Oliveira, J. Â. M. (2021) Balanço hídrico climatológico e classificação climática para o município de Jataí-GO. **Agropecuária Científica no Semiárido**, v. 17, n. 3, p. 119-124.
- De Souza, M. J. H., Ribeiro, A., Leite, F. P. e De Gois, G. (2007) Avaliação Do Modelo De Bristow & Campbell Na Estimativa, Média Mensal, Dos Totais Diários Da Irradiação Solar Global Para O Vale Do Rio Doce, Minas Gerais.
- Donatelli, M. e Campbell, G. S. (1998) A simple model to estimate global solar radiation. **Proceedings of the 5th European Society of Agronomy Congress**. Nitra, Slovak Republic; p. 133-134.
- Dong, J.; Olama, M. M.; Kuruganti, T.; Melin, A. M.; Djouadi, S. M.; Zhang, Y. e Xue, Y. (2020) Novel stochastic methods to predict short-term solar radiation and photovoltaic power. **Renewable Energy**, v. 145, p. 333-346.
- Dornelas, K. D.; Silva, C. L. D. e Oliveira, C. A. D. S. (2006) Coeficientes médios da equação de Angström-Prescott, radiação solar e evapotranspiração de referência em Brasília. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 41, p. 1213-1219.
- Dos Santos, B. P.; Siqueira, R. A. G.; De Aragão Villar, J. A. e Freitas, M. A. V. (2022) Agricultura e Irrigação no Brasil no cenário das Mudanças Climáticas. **Revista de Tecnologia & Gestão Sustentável**, v. 1, n. 2.
- Dubreuil, V.; Fante, K. P.; Planchon, O. e Neto, J. L. S. A. (2018) Os tipos de climas anuais no Brasil: uma aplicação da classificação de Köppen de 1961 a 2015. **Confins. Revue franco-brésilienne de géographie/Revista franco-brasilera de geografia**, n. 37.

- EMBRAPA. (2016) **Brasil está entre os países com maior área irrigada do mundo**. Brasília, DF.
- Ertekin, C. e Yaldiz, O. (1999) Estimation of monthly average daily global radiation on horizontal surface for Antalya (Turkey). **Renewable Energy**, v. 17, p. 95-102.
- Fagundes, L. (2019) Análise das componentes da equação do balanço de radiação utilizando o modelo Sebal no Sul do Brasil.
- Falayi, E. O.; Adepitan, J. O. e Rabiou, A. B. (2008) Empirical models for the correlation of global solar radiation with meteorological data for Isayin, Nigeria. **International Journal of Physical Sciences**, v. 3, n. 9, p. 210-216.
- Ferreira, D. F. (1998) **Sisvar - sistema de análise de variância para dados balanceados** Lavras: UFLA.
- Ferreira, L. B.; Da Cunha, F. F.; De Oliveira, R. A., e Fernandes Filho, E. I. (2019) Estimation of reference evapotranspiration in Brazil with limited meteorological data using ANN and SVM—A new approach. **Journal of Hydrology**, v. 572, p. 556-570.
- Flohn, H. (1969) *Climate and Weather*. World Univ. Library, McGraw-Hill, New York.
- Gasparin, P. P. (2021) Análise da variabilidade agrometeorológica e espectral associada ao ciclo da soja e estimativa da produtividade com imagens de satélites.
- Goodin, D. G., Hutchinson, J. M. S., Vanderlip, R. L., e Knapp, M. C. (1999) Estimating solar irradiance for crop modeling using air temperature data. **Agronomy Journal**, v. 91, n. 5, p. 845-851.
- Gong, F. Y.; Zeng, Z. C. N. G. E. e Norford, L. K. (2019) Spatiotemporal patterns of street-level solar radiation estimated using Google Street View in a high-density urban environment. **Building and Environment**, v. 148, p. 547-566.

- Gusmão, A. C.; Silva, B. B. D.; Montenegro, S. M. e Galvíncio, J. D. (2012) Determinação do saldo radiativo na Ilha do Bananal, TO, com imagens orbitais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 16, p. 1107-1114.
- Hargreaves, G. H. e Samani, Z. A. (1985) Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. *Appl. Eng. Agric.* 1, 96–99.
- Kitsara, G.; Papaioannou, G.; Retalis, A.; Paronis, D. e Kerkides, P. (2018) Estimation of air temperature and reference evapotranspiration using MODIS land surface temperature over Greece. **International journal of remote sensing**, v. 39, n. 3, p. 924-948.
- Khosravi, A.; Nunes, R. O.; Assad, M. E. H. e Machado, L. (2018) Comparison of artificial intelligence methods in estimation of daily global solar radiation. **Journal of cleaner production**, v. 194, p. 342-358.
- Kjaersgaard, J. H.; Cuenca, R. H.; Plauborg, F. L. e Hansen, S. (2007) Long-term comparisons of net radiation calculation schemes. **Boundary-Layer Meteorology**, v. 123, n. 3, p. 417-431.
- Holanda, R. M. e Medeiros, R. M. (2019) Classificação climática pelo método de Köppen e Thornthwaite em Bom Jesus do Piauí, Brasil. **Revista Pantaneira**, v. 16, p. 57-69.
- Hopkins, W. G. (2000) **Correlation coefficient: a new view of statistics**.
- Köppen, W. (1900) Versuch einer Klassifikation der Klimate, vorzugsweise nach ihren Beziehungen zur Pflanzenwelt. **Geographische Zeitschrift**, v. 6, n. 11. H, p. 593-611.
- Köppen, W. (1900) Versuch einer Klassifikation der Klimate, vorzugweise nach ihren Beziehungen zur Pflanzenwelt. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 18, p. 106–120.

- Hunt, L. A.; Kuchar, L. e Swanton, C. J. (1998) Estimation of solar radiation for use in crop modelling. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 91, n. 3-4, p. 293-300.
- Landeras, G.; López, J. J.; Kisi, O. e Shiri, J. (2012) Comparison of Gene Expression Programming with neuro-fuzzy and neural network computing techniques in estimating daily incoming solar radiation in the Basque Country (Northern Spain). **Energy conversion and management**, v. 62, p. 1-13.
- Lêdo, É. R. F.; Da Silva, M. G.; Nogueira, D. H. e Arraes, F. D. D. (2012) Avaliação de modelo de estimativa da radiação solar global (Rs) com base na amplitude térmica. **Conexões-Ciência e Tecnologia**, v. 6, n. 1.
- Leite, C.V.; Casaroli, D.; Vicente, M.R.; Cessa, R.M.A. e Alves-Junior, J. (2020) Reference evapotranspiration through Hargreaves method using the solar radiation estimation for Goiás State, Brazil. **Revista Engenharia na Agricultura**, v. 28, p. 274-292.
- Lima, M. T. V.; Bezerra, A. E. e Oliveira, C. W. (2020) Estimativa da temperatura média do ar no estado do Ceará por meio do sensoriamento remoto. **Revista Equador**, v. 9, n. 2, p. 01-18.
- Lima, A. O.; Lyra, G. B.; De Souza, J. L.; Lyra, G. B.; De Oliveira-Júnior, J. F. e Santos, A. A. R. (2019) Assessment of monthly global solar irradiation estimates using air temperature in different climates of the state of Rio de Janeiro, Southeastern Brazil. **SN Applied Sciences**, v. 1, p. 1-14.
- Lu, X.; Cheng, X; Li, X; Chen, J; Sun, M; Ji, M; He, H; Wang, S; Li, S e Tang, J. (2018) Seasonal patterns of canopy photosynthesis captured by remotely sensed sun-induced fluorescence and vegetation indexes in mid-to-high latitude forests: A cross-platform comparison. **Science of the total environment**, v. 644, p. 439-451.
- Lyra, G. B.; Zanetti, S. S.; Santos, A. A. R.; De Souza, J. L.; Lyra, G. B.; Oliveira-Júnior, J. F. e Lemes, M. A. M. (2016) Estimation of monthly global solar irradiation using the Hargreaves–Samani model and an artificial neural network for the state of

- Alagoas in northeastern Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 125, p. 743-756.
- Maroufpoor, S.; Bozorg-Haddad, O. e Maroufpoor, E. (2020) Reference evapotranspiration estimating based on optimal input combination and hybrid artificial intelligent model: Hybridization of artificial neural network with grey wolf optimizer algorithm. **Journal of Hydrology**, v. 588, p. 125060.
- Martins, P. A. S.; Querino, C. A. S.; Pavão, V. M.; Da Silva Querino, J. K. A.; Machado, N. G. e Biudes, M. S. (2014) Verificação da turbidez atmosférica em Humaitá- Am. **EDUCamazônia**, v. 12, n. 1, p. 86-98.
- Matos, R.M.; Silva, P. F.; Borges, V. E.; Sobrinho, T. G.; Dantas Neto, J. e Saboya, L.M.F. (2018) Potencial agroclimático para a cultura da mangueira no município de Barbalha-CE. **REVISTA BRASILEIRA DE AGRICULTURA IRRIGADA-RBAI**, v. 12, n. 1, p. 2366-2373.
- Matos, R. M.; Silva, P. F.; Medeiros, R. M.; Santos, B. D. B.; Barros, A. S.; Dantas Neto, J. e Saboya, L. M. F. (2020) Balanço hídrico climatológico normal e sequencial para o município de Barbalha –CE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 3, p. 973-982.
- Meenal, R. e Selvakumar, I. (2018) Assessment of SVM, empirical and ANN based solar radiation prediction models with most influencing input parameters. **Renewable Energy**, Oxford, v.121, p.324-343.
- Mehdizadeh, B.; Behmansh, J. N. e Khalili, K. (2016) Comparison of artificial intelligence methods and empirical equations to estimate daily solar radiation. **Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics**, Oxford, v. 146, p. 215–227.
- Mendonça, J. C. (2007) Estimativa da evapotranspiração regional utilizando imagens digitais orbitais na região Norte Fluminense, RJ. **Campos dos Goytacazes, RJ: UENF**, v. 145.

- Meza, F. e Varas, E. (2000) Estimation of mean monthly solar global radiation as a function of temperature. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.100, p. 231-241.
- Oliveira, G.; Brunsell, N. A.; Moraes, E. C.; Bertani, G.; Dos Santos, T. V.; Shimabukuro, Y. E. e Aragão, L. E. (2016) Use of MODIS sensor images combined with reanalysis products to retrieve net radiation in Amazônia. **Sensors**, v. 16, n. 7, p. 956.
- Ometto, J. C. (1981) **Bioclimatologia vegetal**.
- Pan, T.; Wu, S.; Dai, E. e Liu, Y. (2013) Estimating the daily global solar radiation spatial distribution from diurnal temperature ranges over the Tibetan Plateau in China. **Applied Energy**, v. 107, p. 384-393.
- Pantoja, P. H. B.; Da Silva, B. F. P.; Da Silva, J. G. F.; Maia, I. F. e De Medeiros, T. T. B. (2019) Caracterização da magnitude e direção do vento em Linhares/ES. **Revista Científica Foz**, v. 2, n. 1, p. 14-14.
- Paredes, P. e Pereira, L. S. (2019) Computing FAO56 reference grass evapotranspiration PM-ET<sub>o</sub> from temperature with focus on solarradiation. **Agricultural Water Management**, v. 215, p. 86-102.
- Paulescu, M.; Stefu, N.; Calinoiu, D.; Paulescu, E.; Pop, N.; Boata, R. e Mares, O. (2016) Ångström–Prescott equation: Physical basis, empirical models and sensitivity analysis. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 62, p. 495-506.
- Passos, M. L. V.; Zambrzycki, G. C. e Pereira, R. S. (2016) Balanço hídrico e classificação climática para uma determinada região de Chapadinha-MA. **Revista Brasileira de Agricultura Irrigada**, v. 10, n. 4, p. 758-766.
- Pédélaborde, P. (1957) **Le climat du bassin parisien: essai d'une méthode rationnelle de climatologie physique**. MT Génin.

- Peixoto, T. D. C.; Levien, S. L. A.; Bezerra, A. H. F. e Sobrinho, J. E. (2014) Avaliação de diferentes metodologias de estimativa da ETo baseadas no tanque classe A, em Mossoró, RN. **Revista Caatinga**, v. 27, n. 2, p. 58-65.
- Pereira, A. B.; Villa Nova, N. A. e Galvani, E. (2003) Estimation of global solar radiation flux density in Brazil as a function of a single measurement at solar noon. **Biosystems Engineering**, v. 86, n. 1, p. 27-34.
- Pereira, A. B. e Villa Nova, N. A. (2008) Potato maximum yield as affected by crop parameters and climatic factors in Brazil. **HortScience**, v. 43, n. 5, p. 1611-1614.
- Prescott, J. A. (1940) Evaporation from a water surface in relation to solar radiation. **Transactions of the royal society of south Australia**, v.64, p.114-118.
- Qiu, G. Y.; Li, H. Y.; Zhang, Q. T.; Wan, C. H. E. N.; Liang, X. J. e Li, X. Z. (2013) Effects of evapotranspiration on mitigation of urban temperature by vegetation and urban agriculture. **Journal of Integrative Agriculture**, v. 12, n. 8, p. 1307-1315.
- Quej, V. H.; Almorox, J.; Ibrakhimov, M. e Saito, L. (2016) Empirical models for estimating daily global solar radiation in Yucatán Peninsula, Mexico. **Energy Conversion and Management**, v. 110, p. 448-456.
- Rosenberg, N. J. (1974) **Microclimate: the biological environment**. New York: John Wiley & Sons.
- Saath, K. C. O. e Fachinello, A. L. (2018) Crescimento da demanda mundial de alimentos e restrições do fator terra no Brasil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Piracicaba, v.56, n.2, p.195-212.
- Sabino, M.; Silva, J. B. D.; Costa, R. D. O.; Duarte, L. G. e Souza, A. P. D. (2022) Parâmetros biofísicos e índices de extremos de temperatura do ar na transição Cerrado-Amazônia. **Sociedade & Natureza**, v. 32, p. 490-500.

- Santana, J. L. R. (2020) **Estudo da temperatura e umidade relativa do ar de um perfil longitudinal em Santa Catarina.**
- Scarpa, F.; Bianco, V. e Tagliafico, L. A. (2018) A clear sky physical based solar radiation decomposition model. **Thermal Science and Engineering Progress**, v. 6, p. 323-329.
- Silva, E. P. D. P. B. D.; Brito, C. N.; Evangelista, A. W. P. e Casaroli, D. (2021) Parametrização das Equações de Hargreaves & Samani e ângström-Prescott Para Estimativa da Radiação Solar em Goiânia-GO. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 36, p. 683-688.
- Silva, M. B. P.; Escobedo, J. F.; Rossi, T. J.; Santos, C. M. e Silva, S. H. M. G. (2017) Performance of the Angstrom-Prescott Model (A-P) and SVW and ANN Techniques to estimate the daily global solar irradiation in Botucatu/SP/Brazil. **Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics**, v.160, p.11-23.
- Slater, P. N. (1980) **Remote sensing, optics and optical systems.** Massachussets: Addison-Wesley, p.575.
- SNA. (2020) Brasil amplia liderança no ranking mundial de superávits agrícolas. **Sociedade Nacional de Agricultura.** Disponível em: <https://www.sna.agr.br/brasil-amplia-lideranca-no-ranking-mundial-de-superavits-agricolas/>.
- Tao, Q. H.; Li, Z.; Zheng, J. e Jiang, F. (2018) A mathematical model for calculating total transmission of solar radiation through shuttle louvers and experimental verification. **Energy and Buildings**, v. 172, p. 159-169.
- Teramoto, É. T.; Da Cunha, D. C.; Dos Santos, C. M.; Machado, L. P. e Escobedo, J. F. (2019) Estimativa da radiação global diária a partir de variáveis meteorológicas comuns em ambiente subtropical úmido. **Nativa**, v. 7, n. 6, p. 693-701.
- Thornthwaite, C. W. (1948) An approach toward a rational classification of climate. **Geographical review**, v. 38, n. 1, p. 55-94.

- Thorthwaite, C. W. e Mather, J. R. (1955) The water balance. Publications in Climatology. New Jersey: **Drexel Institute of Technology**, p.104.
- Venancio, L. P.; Cunha, F. F.; Mantovani, E. C.; Sedyama, G. C.; Eugenio, F. C. e Aleman, C. C. (2019) Penman-Monteith com dados faltantes e Hargreaves-Samani para estimativa da ETo no estado do Espírito Santo, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v.23, n.3.
- Viers, G. (1968) *Éléments de climatologie*.
- VIOLA, M.R.; MELLO, C.R. De; ACERBI Júnior, F.W. e Silva, A. M. da. (2009) Modelagem hidrológica na bacia hidrográfica do Rio Aiuroca, MG. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.13, n. 5, p. 581-590.
- Wild, M.; Folini, D.; Schär, C.; Loeb, N.; Dutton, E. G. e König-Langlo, G. (2013) The global energy balance from a surface perspective. **Climate dynamics**, v. 40, n. 11, p. 3107-3134.
- Willmott, C. J.; Rowe, C. M. e Mintz, Y. (1985) Climatology of the terrestrial seasonal water cycle. **Journal of Climatology**, v. 5, n. 6, p. 589-606.
- Winslow, J. C.; Hunt, E. R. Jr. e Piper, S. C. A (2001) globally applicable model of daily solar irradiance estimated from air temperature and precipitation data. **Ecological Modelling**, v. 143, n. 3, p. 227-243.
- Zacharias, S.; Heatwole, C. D. e Coakley, C. W. (1996) Robust quantitative techniques for validating pesticide transport models. **Transactions of the ASAE**, v.39, n.1, p.47-54.
- Zappa, M. e Gurtz, J. (2002) The spatial resolution of physiographic data as sensitive variable for distributed hydrological simulations in prealpine and alpine catchments. **Water Resources and Environment Research**, Zürich, v. 1.

Zhang, H. G.; Fu, S. H.; Fang, W. H.; Imura, H. e Zhang, X. C. (2007) Potential effects of climate change on runoff in the Yellow River Basin of China. **Transactions of theASABE**, v. 50, n. 3, p. 911-918.

Zhang, Y., Cui, N., Feng, Y., Gong, D. e Hu, X. (2019) Comparison of BP, PSO-BP and statistical models for predicting daily global solar radiation in arid Northwest China. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 164, p. 104905.