



ISSN: 2447-3359

REVISTA DE GEOCIÊNCIAS DO NORDESTE

Northeast Geosciences Journal

v. 11, nº 1 (2025)

<https://doi.org/10.21680/2447-3359.2025v11n1ID33963>



Avaliação da influência de variáveis naturais na temperatura do ar através de regressão linear

Evaluation of the influence of natural variables on air temperature through linear regression

Leticia Cardoso Anastacio¹; William Rodrigo Dal Poz²; Nilcilene das Graças Medeiros³ Afonso de Paula dos Santos⁴

¹ Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Engenharia Civil, Viçosa/MG, Brasil. Email: leticia.anastacio@ufv.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0245-6880>

² Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Engenharia Civil, Viçosa/MG, Brasil. Email: william.dalpoz@ufv.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9532-3643>

³ Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Engenharia Civil, Viçosa/MG, Brasil. Email: nilcilene.medeiros@ufv.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0839-3729>

⁴ Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Engenharia Civil, Viçosa/MG, Brasil. Email: afonso.santos@ufv.br

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7248-4524>

Resumo: A temperatura do ar é um fator que tem efeito direto nos processos fisiológicos de plantas e animais. Assim, seu conhecimento tornou-se fundamental na análise das adaptações da fauna e flora em determinadas áreas, assim como em estudos relacionados ao conforto térmico do ser humano. No entanto, um grande obstáculo para essa caracterização territorial é a falta de uma rede densa de monitoramento de dados climáticos. Diferentes métodos têm sido aplicados para estimar temperaturas em áreas sem dados meteorológicos, incluindo equações de regressão linear múltipla. Este estudo visa criar um modelo para prever a temperatura média do ar com base em altitude, latitude, longitude e temperatura de superfície obtida de sensores orbitais. A escolha da área de estudo abrangeu os estados do Sul, Sudeste e Mato Grosso do Sul, com 319 estações meteorológicas. O modelo de regressão resultante alcançou um R^2 de 0,74. Predições de temperatura e resíduos foram gerados, destacando altas temperaturas no Centro-Oeste demonstrando a influência do fenômeno de continentalidade e temperaturas mais baixas em áreas montanhosas devido à altitude. Este estudo destaca a importância do monitoramento climático para entender as influências geográficas nas temperaturas do ar.

Palavras-chave: Temperatura; Regressão linear; Imagem orbital.

Abstract: Air temperature is a factor that directly affects the physiological processes of plants and animals. Therefore, its understanding has become essential in analyzing the adaptations of fauna and flora in certain areas, as well as in studies related to human thermal comfort. However, a major obstacle to this territorial characterization is the lack of a dense network for monitoring climatic data. Various methods have been applied to estimate temperatures in areas without meteorological data, including multiple linear regression equations. This study aims to create a model to predict the average air temperature based on altitude, latitude, longitude, and surface temperature obtained from orbital sensors. The choice of the study area encompassed the states of the South, Southeast, and Mato Grosso do Sul, with 319 weather stations. The resulting regression model achieved an R^2 of 0.74. Temperature predictions and residuals were generated, highlighting higher temperatures in the Midwest, demonstrating the influence of the continentality phenomenon, and lower temperatures in mountainous areas due to altitude. This study underscores the importance of climate monitoring in understanding geographical influences on air temperatures.

Keywords: Temperature; Linear regression; Orbital Image.

Recebido: 20/09/2023; Aceito: 10/04/2024; Publicado: 24/02/2025.

1. Introdução

A temperatura do ar é um dos fatores climáticos que tem o maior efeito direto e significativo em muitos processos fisiológicos em plantas e animais, incluindo o ser humano. Assim, seu conhecimento tornou-se fundamental na análise das adaptações das plantas e animais a determinadas áreas (MEDEIROS *et al.*, 2005).

Segundo Capuchinho *et al* (2019), diferentes métodos têm sido aplicados para obter maior precisão nas estimativas de temperatura do ar onde não há dados meteorológicos, de modo a contornar as limitações decorrentes da falta destes registros climáticos. Pode-se citar métodos como a aplicação de redes neurais e a criação de modelos de regressão. A análise de regressão é utilizada para estimar essas informações, por se tratar de uma metodologia prática, eficiente e que não demanda grande capacidade computacional.

O ajuste de equações de regressão múltipla permite estimar os valores médios de temperatura, em função da longitude, latitude, altitude e outras variáveis ambientais. A estimativa da temperatura do ar mínima, média e máxima mensal e anual por coordenadas geográficas tem sido objeto de muitos estudos em diferentes estados e regiões do Brasil, como o estudo realizado por Capuchinho *et al* (2019) estimou as temperaturas máximas, mínimas e médias do ar para o estado de Goiás, utilizando coordenadas geográficas e altitude, além de dados de temperatura do ar obtidos entre os anos de 1987 e 2017. Os resultados indicaram que as médias das temperaturas máximas e médias podem ser estimadas de maneira satisfatória com base na altitude, latitude e longitude, com coeficientes de determinação ajustados (R^2) variando 0,66 a 0,74 para temperatura média, 0,66 a 0,82 para temperatura máxima, e 0,56 a 0,72 para temperatura mínima. A estimativa de dados meteorológicos é crucial quando dados observacionais não estão disponíveis, mas a confiabilidade dessas estimativas depende da concordância entre os dados preditos e observados.

Lima *et al* (2020) fez a estimativa de temperatura através da correlação de imagens de satélite e dados mensais de temperatura média do ar entre os anos de 1981 e 2010 no estado do Ceará, obtendo-se um índice de correlação de 0,96, que demonstra a eficiência do método. Paula *et al* (2021) estimou a temperatura do ar no município de Cuiabá – MT através de redes neurais, utilizando como variáveis a temperatura do ar, a umidade e a cobertura do solo. Os resultados mostraram que os modelos apresentaram alta relação entre os dados medidos e previstos, com R^2 variando entre 0,88 e 0,99. As diferenças entre os dados de temperatura do ar medidos e estimados foram pequenas, indicando uma boa precisão do modelo.

Nesse contexto, o presente estudo tem como objetivo o desenvolvimento de um modelo de regressão linear múltipla que visa estimar valores de temperatura do ar em toda a região em estudo, utilizando as variáveis latitude, longitude, temperatura de superfície e altitude, bem como avaliar a relação de tais variáveis com a temperatura do ar.

A região em estudo do presente trabalho inclui os estados do Sul, Sudeste e o estado do Mato Grosso do Sul, possuindo uma área de 1.858.410 km² e cerca de 319 estações meteorológicas monitoradas pelo INMET (Instituto Nacional de Meteorologia). É relevante destacar que os dados utilizados no treinamento do modelo se referem ao dia 08/08/2021, a escolha de utilizar dados de apenas um dia para estimar a temperatura do ar se deve à dificuldade em obter imagens orbitais de alta qualidade para toda a região de estudo, sem cobertura de nuvens. Essa limitação é comum em áreas extensas, como os estados abordados neste trabalho. Segundo Filgueiras *et al* (2016), a grande distância entre estações da rede meteorológica dificulta o estudo das condições térmicas de regiões onde não se realizam coleta de dados de temperatura. A correlação entre os dados coletados por estações e os dados estimados através de sensoriamento remoto promove a possibilidade de determinar valores estimados temperatura do ar em áreas onde não há disponibilidade.

2. Metodologia

2.1 Materiais

No presente estudo foram utilizados os seguintes materiais:

- Imagem orbital proveniente do sensor MODIS, que está a bordo do satélite AQUA, com resolução espacial de 1km;
- Dados horários de temperatura das estações meteorológicas do INMET da região de interesse;
- Softwares R e QGIS.

2.2 Área de estudo

A área em estudo engloba estados do Sul, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil (Figura 1).

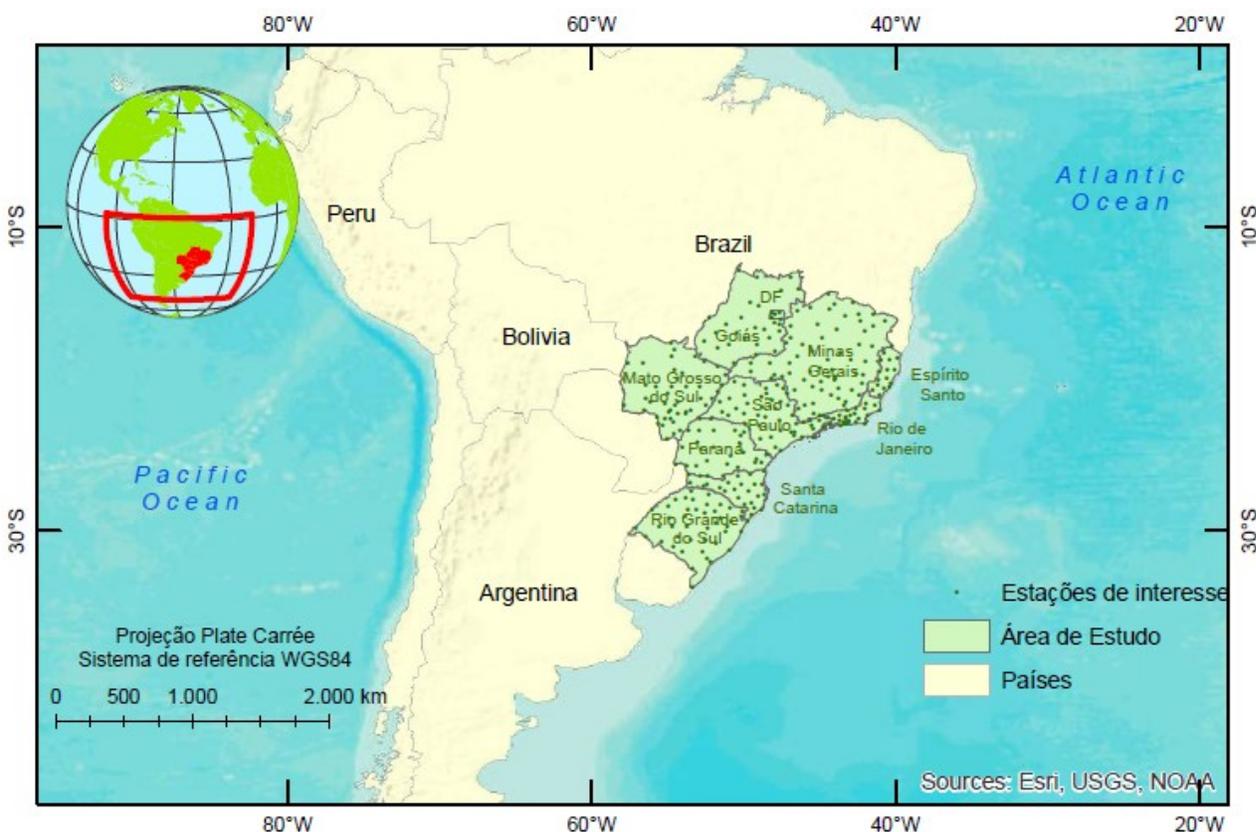


Figura 1 – Área de estudo.

Fonte: Autores (2023).

Os estados representados na Figura 1 possuem climas variados. Os que compõem a região Sul têm clima predominantemente temperado, caracterizado por estações do ano bem definidas, chuvas bem distribuídas ao longo do ano, verões quentes e invernos acentuados. Os demais estados possuem clima Tropical Brasil Central, com verões chuvosos e quentes, e invernos secos e de frio moderado (NIMER, 1989), como ilustrado na Figura 2.



Figura 2 – Classificação climática do Brasil.
Fonte: Nimer (1979).

2.3 Estimativa da temperatura de superfície

Para a estimativa da temperatura de superfície foi utilizada uma imagem do satélite AQUA, sensor MODIS, do dia 08/08/2021. Foi realizada a aplicação do fator de escala para a conversão da imagem para temperatura Kelvin (WAN, 2019) (Equação 1).

$$T_k = DN * 0,02 \quad (1)$$

Onde:

T_k é a temperatura na escala Kelvin;

DN é o número digital do pixel.

Então, foi realizada a transformação da escala Kelvin para graus Celsius (Equação 2).

$$T_{\circ C} = T_k - 273,15 \quad (2)$$

Onde:

$T_{\circ C}$ é a temperatura em graus Celsius;

2.4 Temperatura média do ar e altitude

Os dados de temperatura do ar e altitude são provenientes de estações meteorológicas do INMET distribuídas na região de interesse. Foram utilizadas 319 estações como está ilustrado na Figura 1.

Foi calculada a média diária para a variável de temperatura do ar para o dia 08/08/2021, para todas as estações. Tal dia foi selecionado devido à baixa cobertura de nuvens sobre a região em estudo. Então, foi gerado um gráfico boxplot

(diagrama de caixa) e realizada uma análise de outliers. Nessa análise foi detectado que algumas estações possuíam leituras para apenas algumas horas do dia, portanto foram excluídas 6 estações da análise. Posteriormente foi realizado um teste de normalidade Shapiro-Wilk. Por fim, foram calculados índices de correlação afim de avaliar como as variáveis utilizadas se relacionam com a temperatura média.

2.5 Regressão linear múltipla

A regressão linear múltipla é uma técnica multivariada que tem como objetivo principal a obtenção de uma relação matemática entre umas das variáveis em estudo (variável dependente) e o restante das variáveis que descrevem o sistema (variáveis independentes). Sua principal aplicação, após descobrir a relação matemática, é gerar valores para a variável dependente quando se tem as variáveis independentes (LAPPONI, 2005).

Para a aplicação de um modelo de regressão linear, as variáveis precisam atender a premissa de linearidade, ou seja, o relacionamento entre a variável dependente e independente deve ser linear (MONTGOMERY et al, 2012). Portanto, foi realizada uma análise para avaliar a necessidade de aplicar transformações na variável dependente de forma a tornar linear seu relacionamento com as demais variáveis. No caso em estudo foi necessário aplicar a raiz quadrada na variável de temperatura média. O modelo resultante está representado na Equação 3.

$$\sqrt{T_{m\u00e9dia}} = a_1 * alt + a_2 * lat + a_3 * lon + a_4 * T_s + C \quad (3)$$

Onde:

$T_{m\u00e9dia}$ é a temperatura do ar média para a estação em graus Celcius;

Alt é a altitude para a estação em metros;

Lat é a latitude da estação;

Lon é a longitude da estação;

T_s é a temperatura de superfície em graus Celcius;

C é o intercepto;

a_1, a_2, a_3, a_4 são os coeficientes a serem obtidos.

Após a análise da regressão, foram realizados testes t de student para avaliar se as variáveis apresentaram coeficientes estatisticamente diferentes de zero. Também foi feita uma análise de resíduos, avaliando a autocorrelação, assimetria, curtose, heterocedasticidade e a normalidade nos dados.

3. Resultados e discussão

3.1 Análise exploratória

Na análise exploratória dos dados foram calculados os coeficientes de correlação de Pearson para avaliar a relação entre as variáveis de altitude e temperatura de superfície, também identificados outliers e realizado um teste de hipótese para avaliar a normalidade dos dados.

As Figuras 3, 4, 5 e 6 ilustram as correlações entre as variáveis independentes e a variável dependente, além de gráficos de densidade de cada variável.

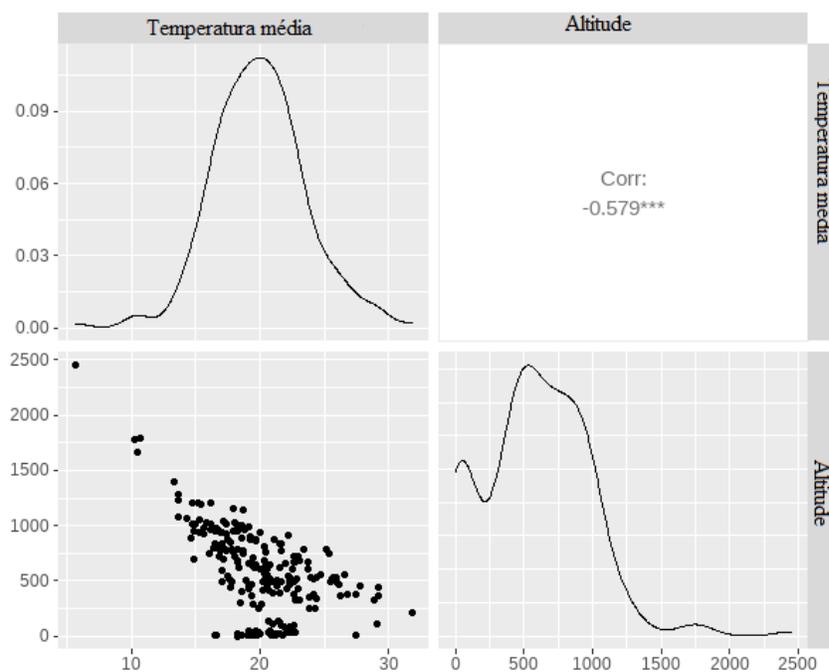


Figura 3 – Gráficos de densidade e de correlação entre as variáveis temperatura média e altitude.
Fonte: Autores (2023).

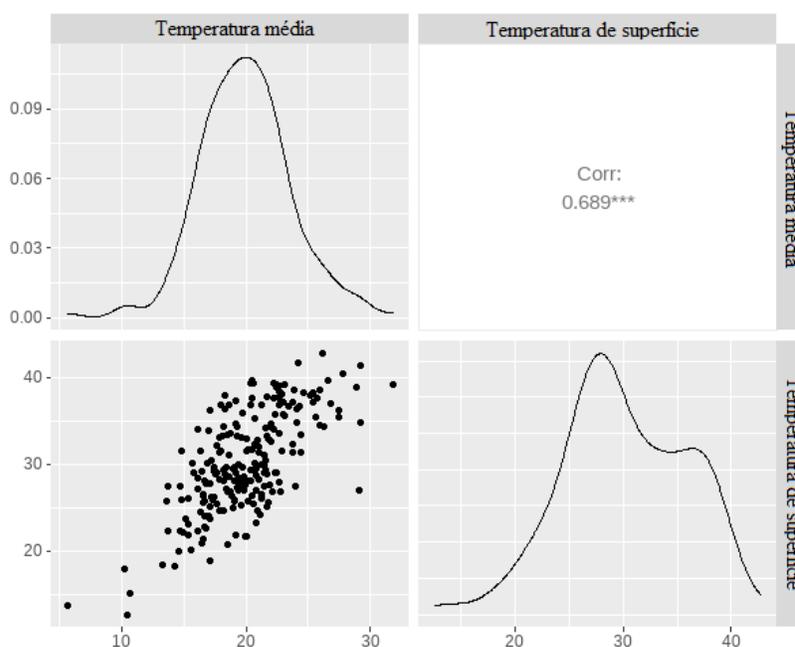


Figura 4 – Gráficos de densidade e de correlação entre as variáveis temperatura média e temperatura de superfície.
Fonte: Autores (2023).

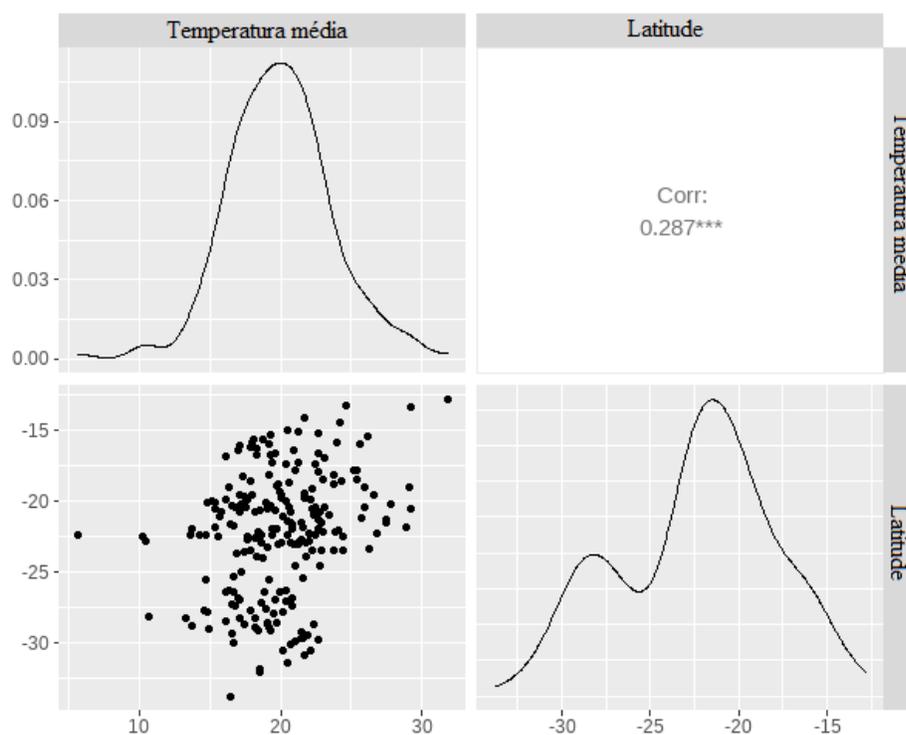


Figura 5 – Gráficos de densidade e de correlação entre as variáveis temperatura média e latitude.
Fonte: Autores (2023).

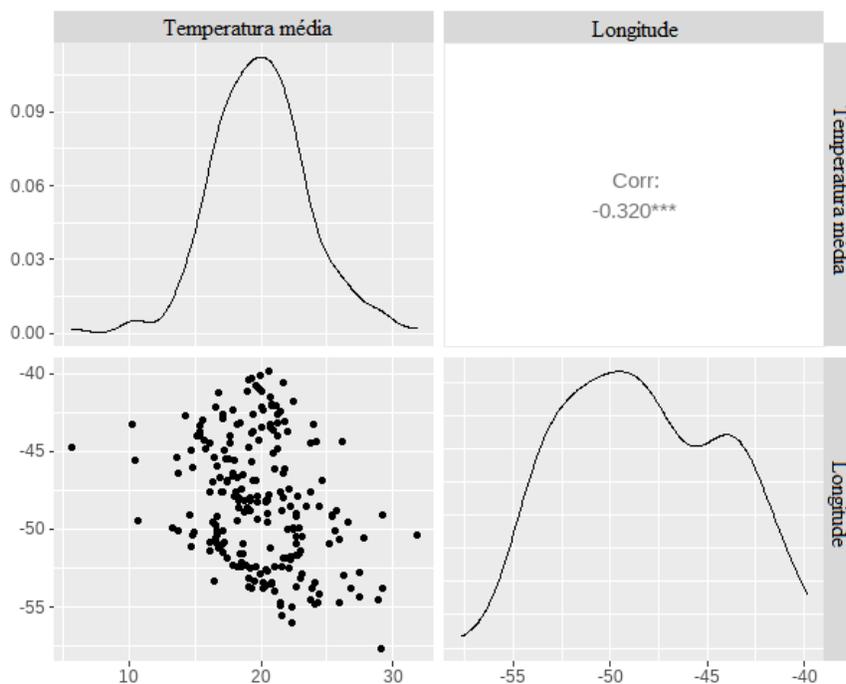


Figura 6 – Gráficos de densidade e de correlação entre as variáveis temperatura média e longitude.
Fonte: Autores (2023).

Observa-se que as variáveis de altitude e longitude possuem correlação negativa forte e moderada, respectivamente. A temperatura de superfície apresentou forte correlação positiva e a latitude correlação positiva moderada com a temperatura média do ar.

Também foi realizado um teste Shapiro-Wilk para avaliar a normalidade da variável de temperatura média, obtendo-se um p-valor de 0,45 com nível de significância de 5%, considerando-se então que os dados apresentam distribuição normal.

3.2 Temperaturas de superfície

Na escolha da imagem foi levado em consideração a mínima cobertura de nuvens possível, de forma que não causasse grande interferência nos resultados.

A Figura 7 ilustra as temperaturas de superfície obtidas a partir da imagem orbital nos estados de interesse.

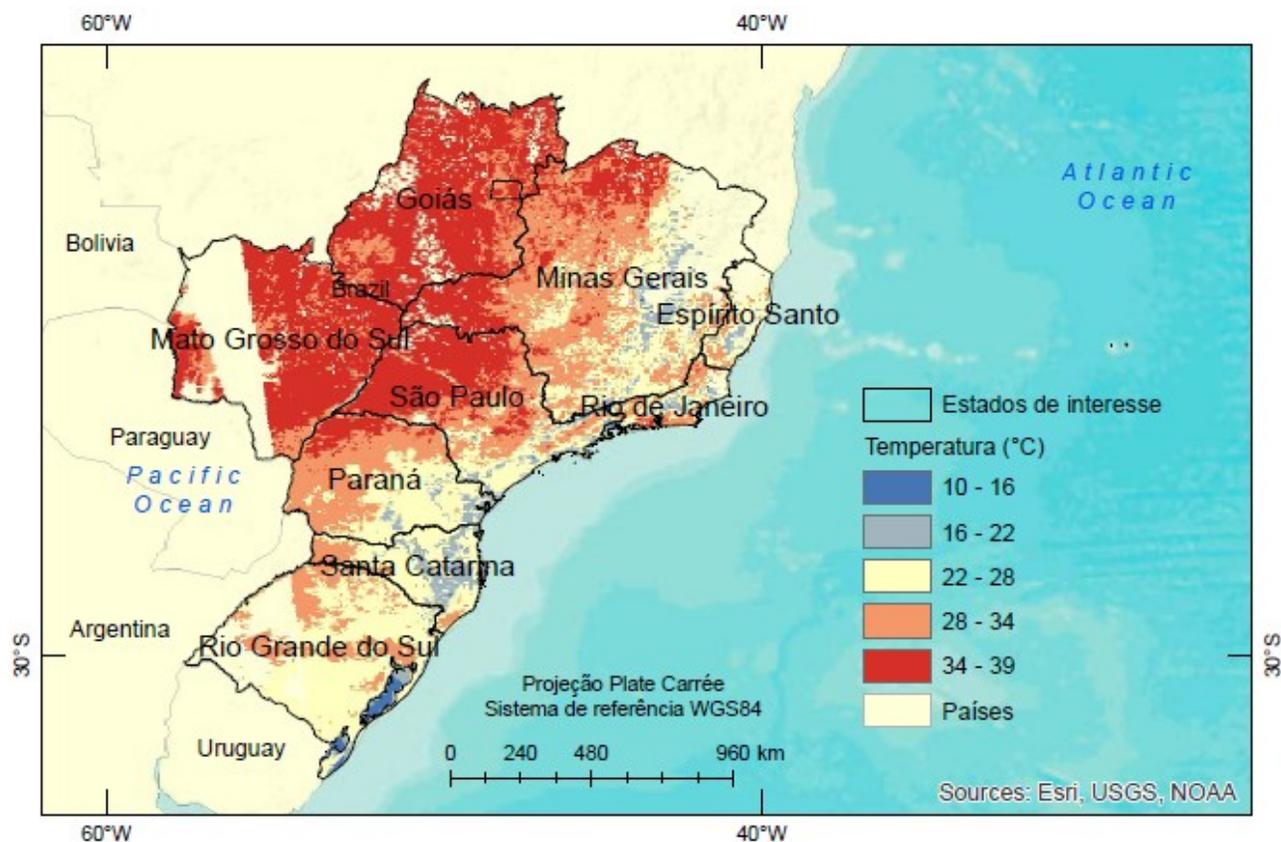


Figura 7 – Temperaturas de superfície obtidas a partir de imagem orbital.

Fonte: Autores (2023).

Observa-se que as temperaturas mais altas se encontram na região Centro-Oeste, Oeste de São Paulo e de Minas Gerais. As temperaturas mais amenas se concentram mais próximo ao litoral.

As regiões em branco representam áreas onde não foi possível obter valores de temperatura devido a cobertura de nuvens. As estações localizadas em tais áreas foram retiradas da análise de regressão.

3.3 Regressão linear múltipla

O modelo obtido na regressão linear múltipla está descrito na equação 4.

$$\sqrt{T_{m\u00e9dia}} = -0,0006602 * alt + 0,03824 * lat + -0,04193 * long + 0,01974 * T_s + 3,07 \quad (4)$$

Os coeficientes da regress\u00e3o est\u00e3o expostos na Tabela 1, assim como os p-valores obtidos para cada vari\u00e1vel.

Tabela 1 – Coeficientes e valores P obtidos na regress\u00e3o linear m\u00faltipla.

Vari\u00e1veis	Coeficiente	P valor
Altitude	-0,0006602	2E-16
Latitude	0,03824	1,42E-11
Longitude	-0,04193	5,58E-16
Temperatura de superf\u00edcie	0,04193	5,39E-7
Intercepto	3,07	2E-16

Fonte: Autores (2023).

O coeficiente R² obtido no modelo foi de 0,79 considerando-se assim que o modelo explica cerca de 79% da vari\u00e1vel resposta. Todas as vari\u00e1veis obtiveram p-valor abaixo de 0,05 no teste t de student (tabela 1), ou seja, s\u00e3o consideradas significativas na explica\u00e7\u00e3o da vari\u00e1vel dependente.

A partir dos coeficientes positivos da latitude e negativos da longitude, foi poss\u00edvel identificar uma tend\u00eancia de aumento na temperatura do ar indo do sul para o norte em dire\u00e7\u00e3o ao equador e do leste para o oeste, ou seja, do oceano para o continente. A eleva\u00e7\u00e3o da temperatura em dire\u00e7\u00e3o ao equador pode ser explicada pelo aumento do saldo de radia\u00e7\u00e3o solar que ocorre no sentido dos polos para o equador, devido \u00e0 inclina\u00e7\u00e3o dos raios solares incidentes, sendo este fen\u00f4meno mais acentuado nas regi\u00f5es pr\u00f3ximas ao equador. J\u00e1 o aumento da temperatura em dire\u00e7\u00e3o ao continente (sentido leste-oeste) decorre da atenua\u00e7\u00e3o da radia\u00e7\u00e3o solar e do fen\u00f4meno da continentalidade, sendo mais evidente em \u00e1reas litor\u00e2neas e menos percept\u00edvel em \u00e1reas \u00e1ridas e semi\u00e1ridas. As regi\u00f5es situadas pr\u00f3ximas aos oceanos e grandes lagos tendem a apresentar maior nebulosidade e umidade do ar, ao passo que as regi\u00f5es costeiras possuem menores \u00edndices dessas vari\u00e1veis. Quanto maior a nebulosidade e umidade do ar, maior ser\u00e1 a atenua\u00e7\u00e3o atmosf\u00e9rica, resultando em uma menor quantidade de energia radiante que atinge a superf\u00edcie e, por conseguinte, temperaturas mais baixas do ar (MENDON\u00c7A e OLIVEIRA, 2007).

A tabela 2 ilustra a influ\u00eancia de cada vari\u00e1vel na temperatura do ar. Observa-se que a altitude explicou 37% da varia\u00e7\u00e3o da temperatura do ar, enquanto a temperatura de superf\u00edcie explicou 48%. Estas foram as vari\u00e1veis mais influentes observadas na an\u00e1lise de regress\u00e3o linear m\u00faltipla, tamb\u00e9m sendo vari\u00e1veis que apresentaram forte correla\u00e7\u00e3o com a temperatura do ar.

Tabela 2 – Contribui\u00e7\u00e3o de cada vari\u00e1vel na temperatura do ar.

Vari\u00e1veis	R ²	Influ\u00eancia (%)
Altitude	0,3719	37,19%
Latitude	0,07098	7,098%
Longitude	0,09154	9,154%
Temperatura de superf\u00edcie	0,4801	48,01%

Fonte: Autores (2023).

O efeito da proximidade \u00e0 linha do Equador, onde os raios solares incidem mais diretamente sobre a superf\u00edcie, \u00e9 representado pela vari\u00e1vel de latitude, apresentando a menor influ\u00eancia na temperatura do ar. O efeito da continentalidade, nesse caso representada sobretudo pela longitude, mostrou a segunda menor influ\u00eancia, indicada pelo acr\u00e9scimo no R².

A Figura 8 ilustra um gr\u00e1fico de valores observados (eixo x) em contraste com valores previstos pelo modelo (eixo y). Quanto mais pr\u00f3xima a reta azul da reta vermelha mais explicativo pode-se considerar o modelo.

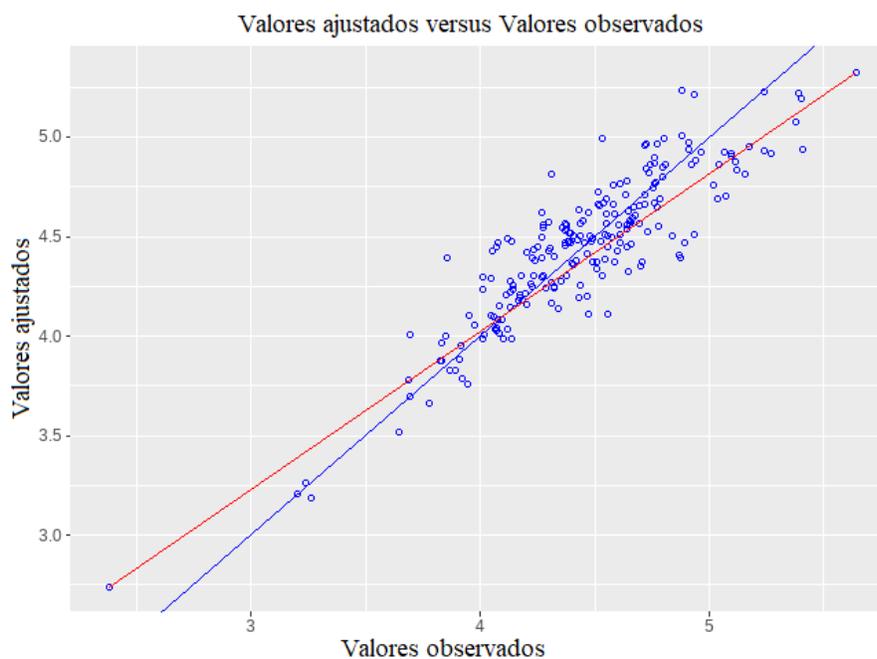


Figura 8 – Gráfico dos valores observados (eixo x) versus valores ajustados (eixo y).
Fonte: Autores (2023).

Observa-se que as duas retas se encontram próximas, o que também sugere uma boa adequabilidade da equação de regressão obtida.

3.4 Análise de resíduos

A Figura 9 ilustra o histograma dos resíduos e a Figura 10 mostra um gráfico do tipo Q-Q plot, ambos foram utilizados para fazer uma avaliação inicial da normalidade dos resíduos.

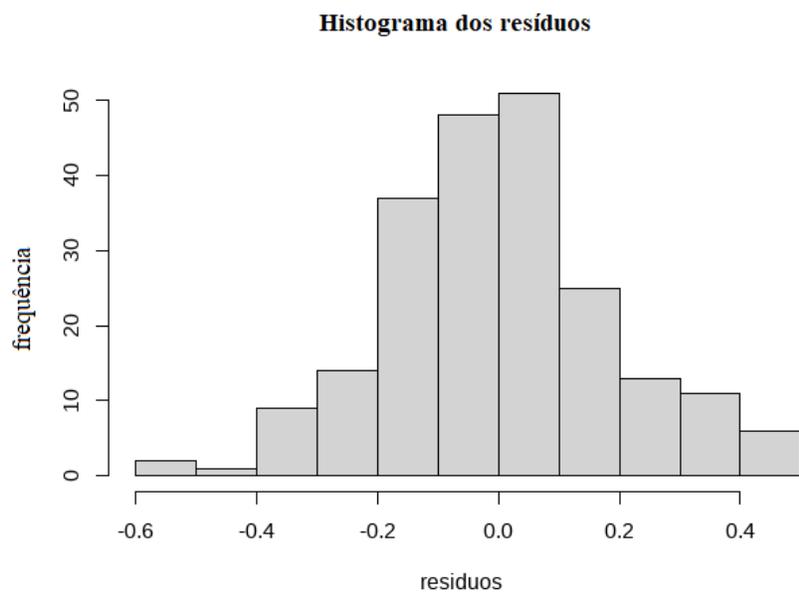


Figura 9 – Histograma dos resíduos.
Fonte: Autores (2023).

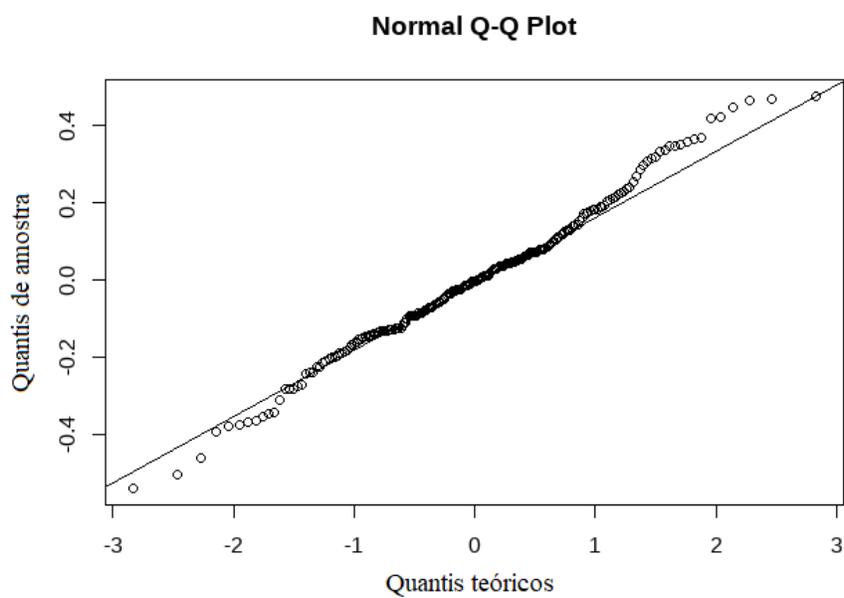


Figura 10 – Gráfico Q-Q Plot dos resíduos.
Fonte: Autores (2023).

Os gráficos representados nas figuras 9 e 10 indicam que os resíduos possuem distribuição normal, porém com a finalidade de realizar uma análise mais detalhada foi feito um teste de Shapiro-Wilk para analisar a normalidade dos resíduos, obtendo-se um p-valor de 0,05 portanto considerou-se que os resíduos seguem padrão de distribuição normal.

Para a análise de autocorrelação, foi aplicado um teste de Durbin-Watson, obtendo-se p-valor 0,43, portanto, não foi detectada autocorrelação nos resíduos.

3.5 Temperatura do ar estimada

Por fim, foi gerada uma figura que representa as temperaturas estimadas pelo modelo ajustado (Figura 11).

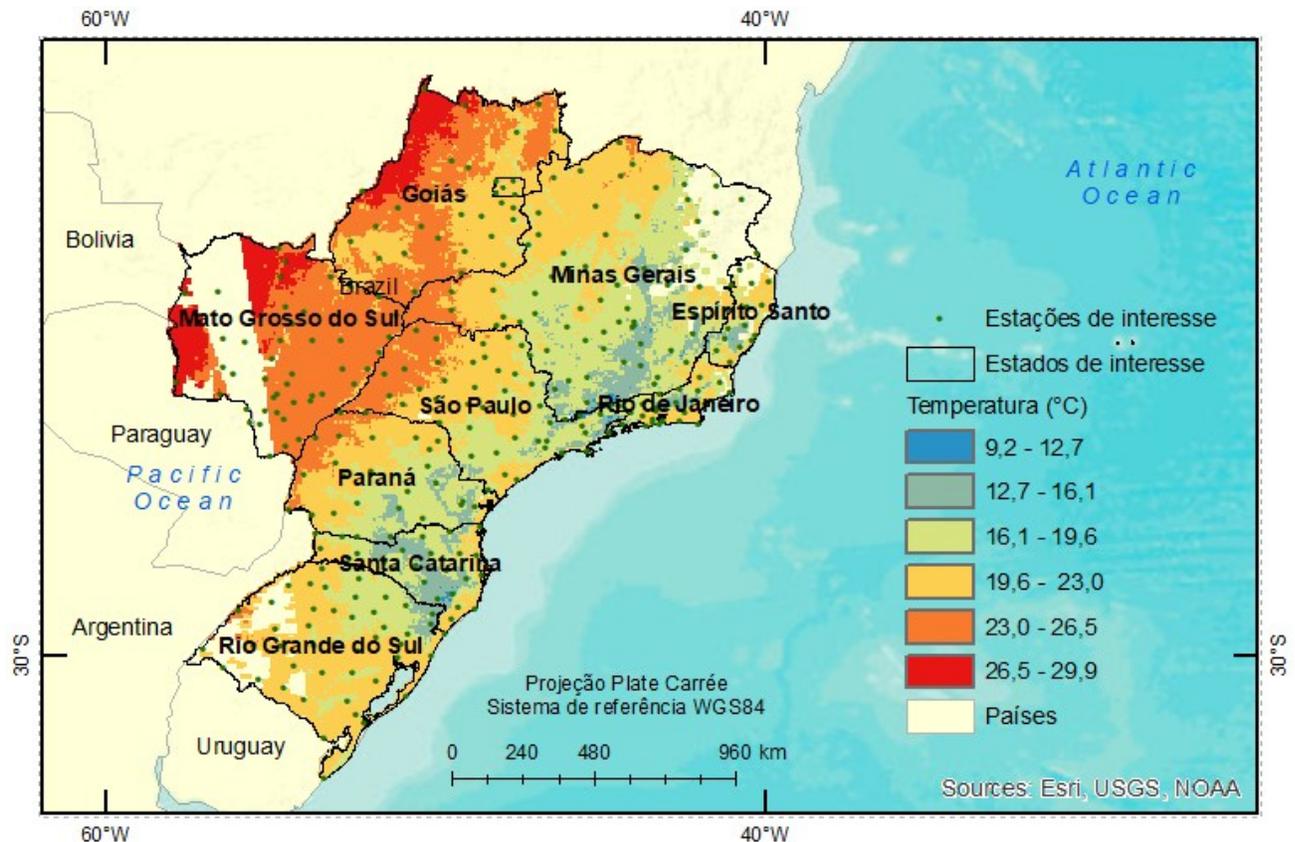


Figura 11 – Temperaturas estimadas.

Fonte: Autores (2023).

As regiões que apresentam temperaturas mais baixas tratam-se de regiões de grandes altitudes, como por exemplo a serra da Mantiqueira, localizada na divisa entre Minas Gerais, São Paulo e Espírito Santo. As temperaturas mais altas se concentraram na região Centro-Oeste, o que pode ser explicado pela ação da continentalidade, que são efeitos climáticos que afetam áreas afastadas do litoral, muitas vezes causando altos valores de temperatura e baixa umidade do ar (MENDONÇA e OLIVEIRA, 2007).

Também foi calculada a diferença entre os valores preditos dos observados, e gerada uma figura interpolada de resíduos através da krigagem (Figura 12).

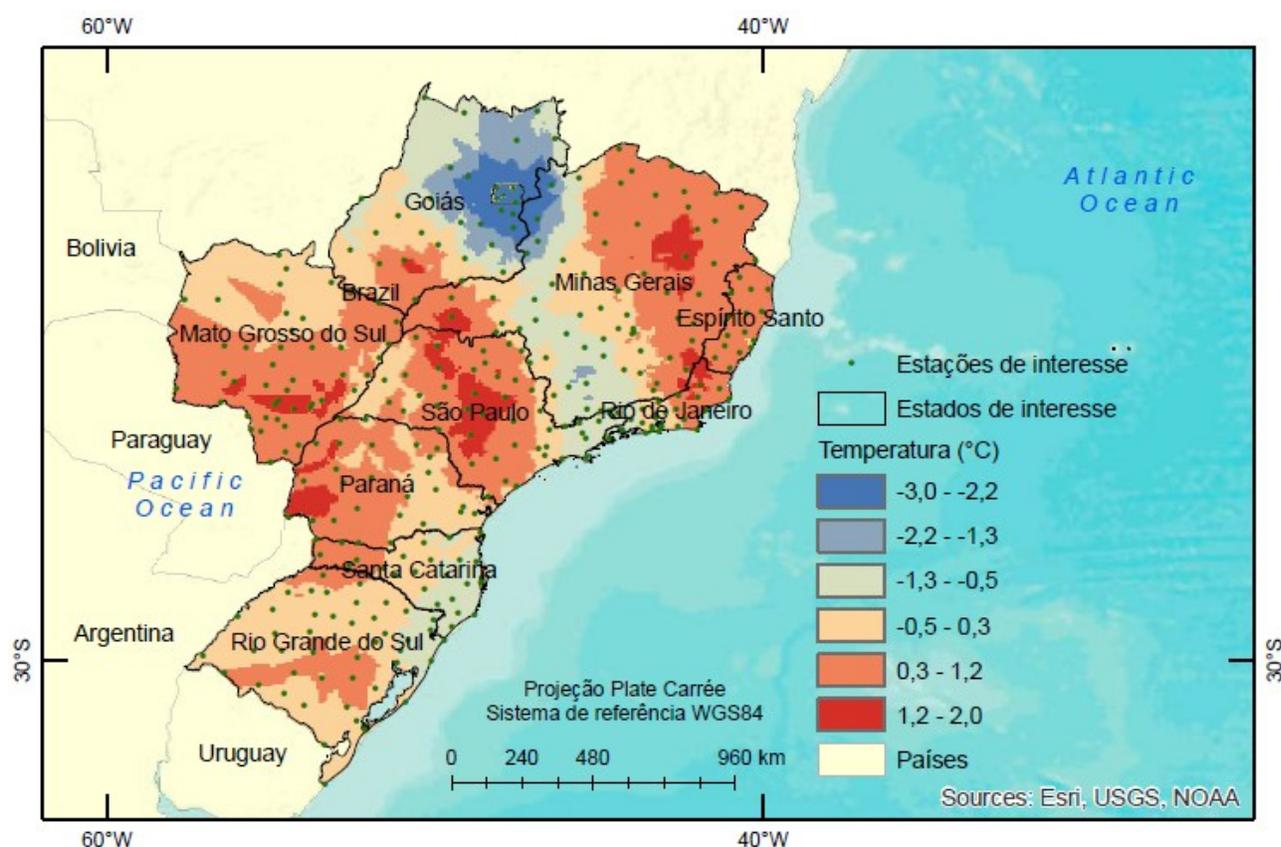


Figura 12 – Diferença entre as temperaturas observadas e estimadas.
Fonte: Autores (2023).

A Figura 12 representa a diferença entre a temperatura observada pelas estações do INMET e a temperatura obtida no modelo. Portanto pode-se inferir que o modelo subestimou os valores nas regiões avermelhadas e superestimou os valores nas regiões azuladas.

Apesar disso, pode-se observar que os resíduos variaram entre $-4,91^{\circ}\text{C}$ e $5,35^{\circ}\text{C}$, porém, 67% ficou concentrada no intervalo entre $-1,86^{\circ}\text{C}$ e $1,24^{\circ}\text{C}$. Isso sugere que a maior parte dos resíduos se encontra em um intervalo pequeno, o que demonstra uma boa adequabilidade do modelo. Saber como a temperatura do ar varia espacialmente é essencial para entender e estudar o clima de uma determinada região, estabelecer zonas agroclimática, avaliar riscos climáticos para atividades agrícolas e florestais, identificar eventos de seca e desertificação, analisar a distribuição de espécies vegetais nativas. Além disso, o conhecimento dos padrões atuais de distribuição espacial da temperatura do ar é crucial para avaliar os impactos das mudanças climáticas. Essas informações apoiam, por exemplo, políticas socioambientais, de crédito e seguros para atividades rurais e florestais, que podem ser úteis para a conservação da biodiversidade ao incentivar práticas agrícolas e florestais sustentáveis (ASSAD *et al.*, 2020).

4. Considerações finais

Neste estudo, foram estimadas as temperaturas da área de estudo para o dia 08/08/2021, utilizando as variáveis de altitude, latitude, longitude e temperatura de superfície. O modelo obtido apresentou eficiência na estimativa de temperatura do ar. A equação obtida apresenta um índice de correlação $R^2 = 0,7431$, que pode ser considerado satisfatório. Os p-valores das variáveis explicativas indicam que elas podem ser utilizadas para estimar o valor da variável dependente.

Os maiores valores de temperatura estimada estão localizados na região Centro-Oeste, demonstrando a influência da continentalidade no ambiente. Os menores valores estão majoritariamente presentes em regiões de grandes altitudes, ilustrando a influência dessa variável na temperatura.

Apesar disso, o método possui limitações, como a escassez de dados meteorológicos no Brasil, que não dispõe de uma malha extensa de estações meteorológicas, principalmente nas regiões Norte e Nordeste, motivo pelo qual tais regiões não puderam ser consideradas no estudo.

Foi constatado também que os maiores valores de resíduos se deram em regiões de grandes altitudes, ou em regiões em que as estações meteorológicas apresentaram menores tempos de coleta durante o dia em estudo. Tais situações tornam difícil que o modelo faça uma estimativa precisa da temperatura da região.

Pesquisas futuras podem ser realizadas adicionando mais variáveis ambientais ao modelo de análise. O NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada), precipitação e cobertura do solo são exemplos de variáveis ambientais que podem ser adicionadas à análise para melhorar a precisão e a compreensão do comportamento da temperatura do ar no ambiente. Além disso, também sugere-se que sejam criados modelos baseados em redes neurais artificiais para avaliar a precisão de cada metodologia de forma comparativa.

Referências

- ASSAD, E. D.; VICTORIA, D. de C.; CUADRA, S. V.; PUGLIERO, V. S.; ZANETTI, M. R. *Efeito das Mudanças Climáticas na Agricultura do Cerrado*. In: BOLFE, E. L.; SANO, E. E.; CAMPOS, S. K. *Dinâmica Agrícola no Cerrado: Análises e Projeções*. Brasília: Embrapa, 2020. p. 213–228.
- Capuchinho, F. F.; Siqueira, M. P.; Cruz, G. H. T.; Costa, L. S.; Reis, E. F. Coordenadas geográficas e altitude na estimativa da temperatura do ar no estado de Goiás. *Revista Brasileira de Agricultura Irrigada-RBAI*, v. 13, n. 2, p. 3346-3357, 2019.
- Paula, D. C. J., Guarienti, C. E., Gomes, R. de S. R., & Santos, F. M. de M. Estimativa da temperatura do ar microclimática em Cuiabá/MT utilizando redes neurais. *Revista Brasileira De Climatologia*, v.28, 184–200, 2021.
- Filgueiras, R.; Nicolete, D. A. P.; Carvalho, T. M.; Cunha, A. R.; Zimback, C. R. L. Predição da temperatura do ar por meio de sensoriamento remoto orbital. *Revista brasileira de cartografia*, v. 68, n. 8, 2016.
- Lapponi, J.C. *Estatística Usando Excel*. 4.ed. Rio de Janeiro: CAMPUS-RJ, 2005, 476p.
- Lima, M. T. V. Estimativa da temperatura média do ar no ES. *Equador*, Teresina, v. 9, n. 2, p. 1-18, 2020.
- Martins, A. P.; Alves, W. dos S.; Damasceno, C. E. Avaliação de métodos de interpolação para espacialização de dados de temperatura do ar na bacia do rio Paranaíba – Brasil. *Revista brasileira de climatologia*, v. 25, p. 444-463, 2019.
- Medeiros, S. DE. S.; Cecílio, R. A.; Melo Junior, J. C. F. DE.; Silva Junior, J. L. C. Estimativa e espacialização das temperaturas do ar mínimas, médias e máximas na região Nordeste do Brasil. In: *Revista brasileira de engenharia agrícola e ambiental*, Campina Grande, v.9, n.2, p.247-255, 2005.
- Mendonça, F.; Oliveira, I.M. *Climatologia noções básicas e climas do Brasil*. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. 208p.
- Montgomery, D.C.; Peck, E. A.; Vining, G. G. *Introduction to Linear Regression Analysis*. 5. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012. 672p.
- Nimer, E. *Climatologia do Brasil*. Rio de Janeiro: IBGE, Departamento de Recursos Naturais e Estudos Ambientais, 2 ed. 1989. 421p.
- Nimer, E. Um modelo metodológico de classificação de climas. *Revista Brasileira de Geografia*, Rio de Janeiro: IBGE, ano 41, n. 4, p. 59-89, out./dez. 1979.
- WAN, Z. *MODIS Land Surface Temperature Products Users' Guide*. ERI, University of California, Santa Barbara, 2019. Disponível em: https://modis-land.gsfc.nasa.gov/pdf/MOD11_User_Guide_V61.pdf. Acesso 20/06/2022.