

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE MINAS
GERAIS - CAMPUS SÃO JOÃO EVANGELISTA
BACHARELADO EM ENGENHARIA FLORESTAL**

Luis Carlos da Silva Soares

**MODELAGEM DA TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE EM FUNÇÃO DO ÍNDICE
DE VEGETAÇÃO AJUSTADO AO SOLO**

São João Evangelista

2021

LUIS CARLOS DA SILVA SOARES

**MODELAGEM DA TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE EM FUNÇÃO DO ÍNDICE
DE VEGETAÇÃO AJUSTADO AO SOLO**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso Bacharelado em Engenharia Florestal do
Instituto Federal de Minas Gerais - Campus São
João Evangelista para obtenção do grau de
bacharel em Engenharia Florestal.

Orientador: Gabriela Paranhos Barbosa

São João Evangelista

2021

S676m Soares, Luis Carlos da Silva.

Modelagem da temperatura da superfície terrestre em função do índice de vegetação ajustado ao solo / Luis Carlos da Silva Soares. – 2021.

34f.: il.

Orientadora: Dra. Gabriela Paranhos Barbosa.

Trabalho de Conclusão de Curso (bacharelado) – Instituto Federal Minas Gerais. *Campus* São João Evangelista, 2021.

1. Estatística. 2. Modelos. 3. Ocupação do solo. 4. Uso do solo.
I. Soares, Luis Carlos da Silva. II. Instituto Federal de Minas Gerais. *Campus* SJE. IV. Título.

631.6

Catálogo: Rejane Valéria Santos - CRB-6/2907

Luis Carlos da Silva Soares

MODELAGEM DA TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE EM FUNÇÃO DO ÍNDICE DE
VEGETAÇÃO AJUSTADO AO SOLO

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso Bacharelado em Engenharia Florestal do
Instituto Federal de Minas Gerais - Campus São
João Evangelista para obtenção do grau de
bacharel em Engenharia Florestal.

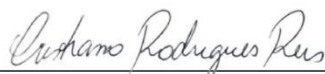
Aprovado em: 12/ 04/ 2021 pela banca examinadora:



Prof^a. Dra Gabriela Barbosa Paranhos- IFMG (Orientadora)
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais
Campus São João Evangelista



Prof. Dr. Bruno Oliveira Lafetá
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais
Campus São João Evangelista



Me. Cristiano Rodrigues Reis
Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz

“Yo no quiero ser quien dará mil excusas
Para cambiar el mundo primero soy yo
Me miraré a mi mismo que la solución
Soy yo
Conmigo empezare
Empiezo desde zero
La luz que yo busqué sé que yo puedo ser
Lo siento aqui en mi pecho
El dia llegara
La meta no está lejos”

Chesca – El Cambio

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus amigos que estiveram ao meu lado no momento mais difícil da minha vida, em especial ao Luiz Cândido, Ana Caroline e Júlia Figueiredo, por estarem ao meu lado e sempre incentivando.

Agradeço especialmente a minha Orientadora Gabriela Paranhos Barbosa por aceitar trabalhar comigo ensinando e contribuindo para o meu crescimento.

Por fim, agradeço ao Cristiano Rodrigues Reis e ao Professor Bruno Oliveira Lafetá por me auxiliar no desenvolvimento da pesquisa.

RESUMO

A Temperatura de Superfície é uma variável físico-ambiental alvo de estudos em âmbito da climatologia e de fenômenos de ilha calor decorrentes do modelo de urbanização do século XXI. Sabe-se que cada corpo apresenta capacidade térmica diferentes o que resulta em maiores ou menores temperaturas. A modelagem da Temperatura em função dos objetos na superfície terrestre pode permitir um entendimento entre tais variáveis podendo corroborar para previsões da temperatura com a alteração dos objetos de determinada área. Os objetos da superfície terrestre podem ser computados com técnicas do geoprocessamento que visam detalhar o Uso e Ocupação do Solo. O objetivo deste trabalho foi avaliar os modelos Lineares, Exponencial e Sinusoidal a fim de determinar qual destes modelos é mais expressivo para o estudo da Temperatura da Superfície em função dos objetos da superfície terrestre. Para tanto foi utilizada imagem do satélite Landsat 8 para calcular a Temperatura de Superfície e também determinar os objetos da cena. Para a determinação dos objetos da cena foi empregado o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) o qual constitui umas das técnicas do levantamento do Uso e Ocupação do Solo. Para análise dos modelos foi utilizado o Critério de Informação de Akaike (AIC), Critério Bayesiano (BIC), Soma de Quadrado dos Resíduos (SQR) e análise gráfica dos resíduos. Observou-se melhores parâmetros de avaliação (AIC, BIC e SQR) para o modelo sinusoidal. Nota-se uma não homogeneidade na distribuição dos resíduos em todos os modelos o que pode levar em erros de estimação.

Palavras-chaves: Estatística. Modelos. Uso e Ocupação do Solo.

RESUMÉN

La temperatura superficial es una variable físico-ambiental que es objeto de estudios en el campo de la climatología y de los fenómenos de islas de calor resultantes del modelo de urbanización del siglo XXI. Se sabe que cada cuerpo tiene una capacidad térmica diferente, lo que da como resultado temperaturas más altas o más bajas. El modelado de la Temperatura en función de los objetos en la superficie terrestre puede permitir un entendimiento entre tales variables y puede corroborar las predicciones de la temperatura con la alteración de los objetos de un área determinada. Los objetos en la superficie de la Tierra se pueden calcular con técnicas de geoprocésamiento que apuntan a detallar el Uso y Ocupación del Suelo. El objetivo de este trabajo fue evaluar los modelos Lineal, Exponencial y Sinusoidal con el fin de determinar cuál de estos modelos es más expresivo para el estudio de la Temperatura de Superficie en función de los objetos de la superficie terrestre. Para ello, se utilizó una imagen del satélite Landsat 8 para calcular la Temperatura de la Superficie y también para determinar los objetos en la escena. Para determinar los objetos en la escena se utilizó el Índice de Vegetación Ajustado del Suelo (SAVI), que es una de las técnicas utilizadas para relevar el Uso y Ocupación del Suelo. Para el análisis de los modelos se utilizó el Criterio de Información de Akaike (AIC), Criterio Bayesiano (BIC), Suma de Cuadrados de Residuos (SQR) y análisis gráfico de los residuos. Se observaron mejores parámetros de evaluación (AIC, BIC y SQR) para el modelo sinusoidal. Existe una no homogeneidad de los residuos en todos los modelos, lo que puede dar lugar a errores de estimación.

Palabras clave: Estadística. Modelos. Uso y Ocupación del Suelo.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	09
2 METODOLOGIA.....	11
2.1 Área de estudo.....	11
2.2 Etapas do trabalho.....	11
2.2.1 Processamento Digital de Imagens (PDI).....	13
2.2.2 Cálculo de Temperatura de Superfície.....	13
2.2.3 Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI).....	14
2.2.4 Amostragem	14
2.2.5 Classificação de Objetos no Solo.....	15
2.3 Modelos estatísticos.....	15
2.3.1 Avaliação dos modelos.....	16
3 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	17
3.1 Modelagem da Temperatura x SAVI com corpos hídricos.....	18
3.2 Modelagem da Temperatura x SAVI sem corpos hídricos.....	22
4 CONCLUSÃO.....	26
REFERÊNCIAS.....	27
APÊDICE (A)	31
APÊDICE (B)	32
APÊDICE (C)	33

1. INTRODUÇÃO

No âmbito da Climatologia, há um esforço para o entendimento da relação do Uso e Ocupação Solo com a Temperatura de Superfície Terrestre, impulsionados principalmente pela crescente antropização da paisagem e o aquecimento global. O entendimento da relação entre esses parâmetros pode implicar diretamente no modelo de urbanização do século XXI, gerando projeções de cenários para ilhas de calor, e em estudos de ecossistemas (XU & TAN, 2007; BEZERRA; MORAES;). Entretanto, o grande desafio tem sido encontrar modelos explicativos que expressem a dependência da Temperatura de Superfície em relação aos constituintes da cena, principalmente modelos que utilizem corpos hídricos (BEZERRA; MORAES; CRUZ, 2019).

A Temperatura de Superfície caracteriza-se como um fluxo de calor de um determinado corpo em função da diferença de energia absorvida pela energia irradiada, permitindo que se tenha um melhor entendimento da interação da superfície terrestre e a atmosfera (STEINKE et al., 2010). Tal métrica subsidia estudos de padrões térmicos de paisagens, levantamento de evapotranspiração de culturas e florestas, diagramação de ilhas de calor, avaliação de umidade no solo, além de ser uma importante ferramenta para a avaliação de processos ambientais, ecológicos e climáticos em uma esfera local, regional e global (WENG et al., 2014; FERREIRA et al., 2020; PIRES; VALLERIUS, 2020).

A estimativa da Temperatura de Superfície baseia-se na lei Planck (1901) na qual todo corpo que não esteja em zero absoluto, emite diferentes valores de radiação eletromagnética. Por sua vez, essa radiação pode ser captada por sensores e convertida em temperatura por técnicas de sensoriamento remoto (BALDU, 2006). Logo, é possível inferir uma relação da Temperatura de Superfície em função de cada corpo.

A fim de entender a Temperatura da Superfície relacionada a cada constituinte da paisagem é necessário fazer um levantamento destes no local de estudo. Geralmente, esses objetos podem ser distribuídos em áreas de solo exposto, Áreas Vegetadas e áreas com corpos hídricos. Os estudos que buscam essa premissa fazem uso de técnicas de levantamento do Uso e Ocupação do Solo utilizando índices de vegetação (CRUZ, 2019). Dos diversos índices de vegetação existentes, o Índice de vegetação Ajustado ao Solo - SAVI merece destaque por minimizar as interferências dos valores de solo tornando a classificação mais precisa (SILVA & GAVINCIO, 2012).

A modelagem da Temperatura de Superfície em função do Uso e Ocupação do Solo pode trazer contribuição na previsão da mesma, caso haja modificação da paisagem. Prevê o

comportamento da Temperatura pode ser uma ferramenta crucial na tomada de decisões e monitoramento quanto à processos de sucessão ecológica e da microbiota do solo (MOREIRA & SIQUEIRA, 2006) além de poder subsidiar estudos de microclima uma vez que a Temperatura da Superfície promove a perda da umidade na superfície por evaporação (CARNEIRO, 2014).

Tradicionalmente, os estudos que relacionam o Uso e Ocupação do Solo com a Temperatura de Superfície empregam majoritariamente modelos lineares como visto por Marques et al. (2005), Araujo et al. (2017), Bezerra et al. (2018), Becker et al. (2020). Contudo, a qualidade desse modelo apresenta variação entre algumas literaturas obtendo boa performance em alguns estudos e em outros não. Além disso, empregar o modelo linear na modelagem da Temperatura de superfície e do Uso e Ocupação do Solo considerando a presença de corpos hídricos tem sido um desafio, uma vez que não apresentam resultados satisfatórios devido a particularidade das suas propriedades térmicas e ópticas (SOARES; NASCIMENTO; QUEIROZ, 2020).

Ainda que haja variação entre os resultados da relação Uso e Ocupação do Solo com a Temperatura de Superfície quanto ao emprego do modelo Linear é possível que tal relação seja melhor expressa em função de modelos não lineares. Visando avaliar tal assertiva, o trabalho objetivou avaliar a Temperatura de Superfície em função do Uso e Ocupação do Solo por meio do modelo linear tradicional e dos modelos não lineares Exponencial e Sinusoidal.

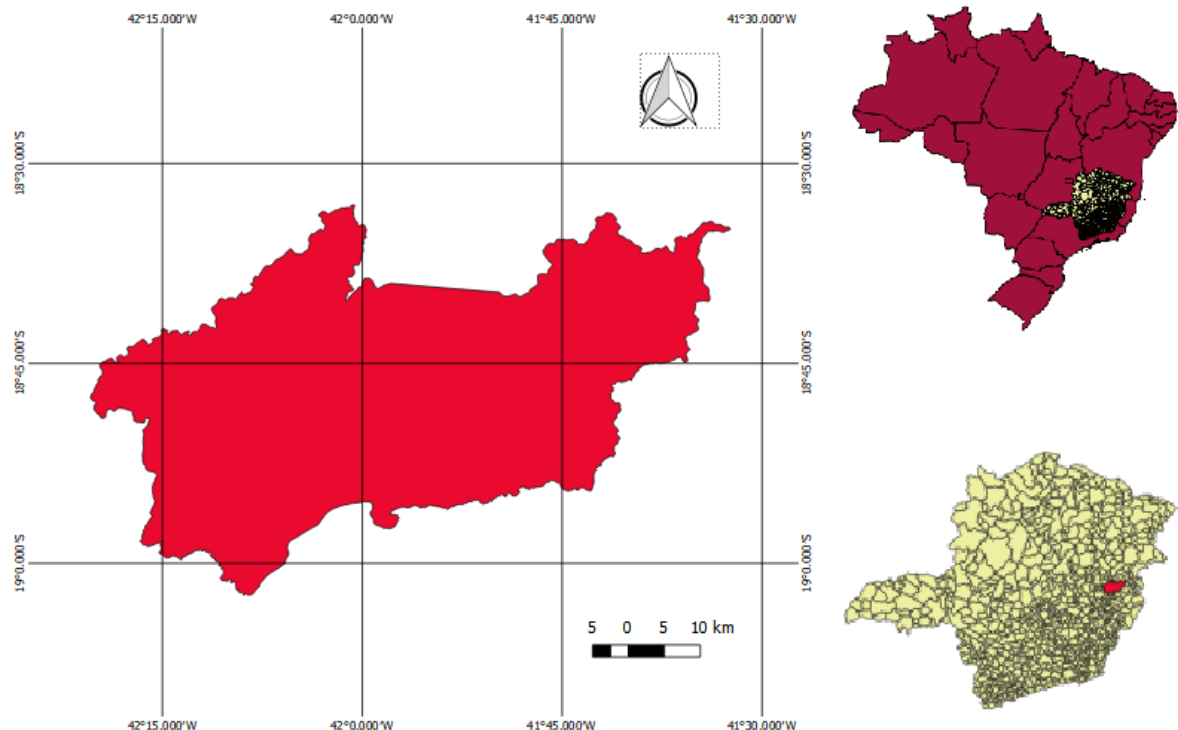
2. METODOLOGIA

2.1 Área de estudo

A região de estudo foi o município de Governador Valadares, localizado no Vale do Rio Doce, situado no leste do estado de Minas Gerais. Encontra-se dentro do bioma Mata Atlântica, com elevação de 180 metros acima do nível do mar e clima tropical quente semiúmido cuja classificação no sistema de Köppen-Geiger (2017) é Aw. Possui uma área total de 2.342,325 km², sendo 57,59 km² de área urbana compreendida pela coordenadas Latitude 18° 51'2'' S; Longitude: 41°56'53''L (IBGE, 2018).

A escolha do município se deu pela sua heterogeneidade espacial. O município possui áreas de Mata Atlântica, áreas consideráveis de solo exposto e degradado (FAVERO, 2001), área de pastagem e conta com a presença do Rio Doce. A heterogeneidade da paisagem, que vem a ser composta por diferentes Classes de uso e Ocupação do Solo, foi a principal característica de análise para a estimativa da Temperatura de Superfície Terrestre.

Figura 1- Localização da área de estudo.

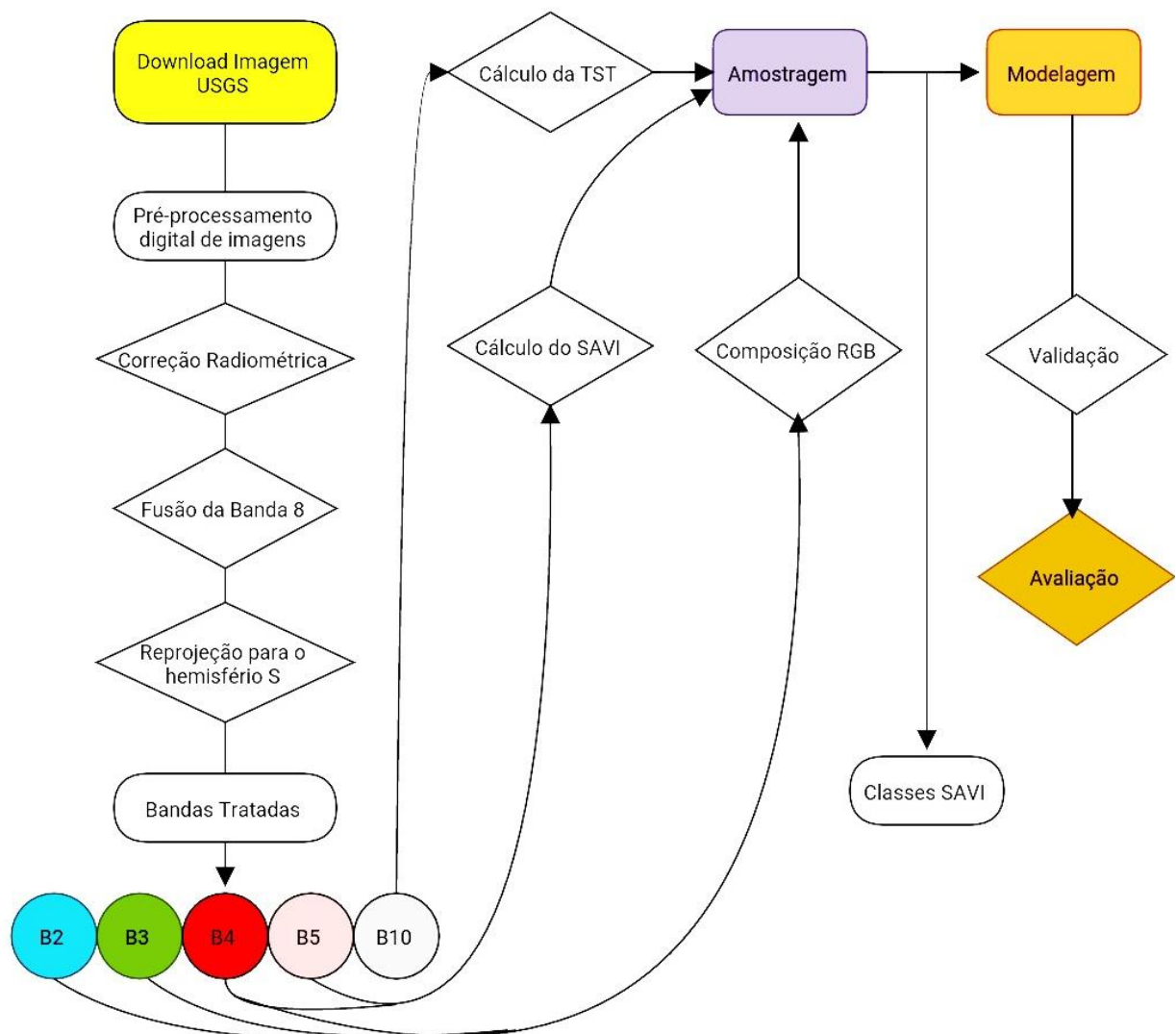


Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

2.2 Etapas do trabalho

O processo desenvolvido na elaboração deste estudo está descrito na Figura 2. O estudo desenvolveu-se a partir da aquisição de uma imagem do Satélite Landsat 8. As Bandas da imagem foram tratadas e processadas para o cálculo da Temperatura de Superfície Terrestre (TST) e do Índice de Vegetação Ajustado ao solo (SAVI). Seguiu-se um processo de amostragem dos pixels para a composição de um banco de dados o qual foi modelado, validado e avaliado.

Figura 2 - Fluxograma representativo do processo metodológico aplicado.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

Para esse trabalho foram utilizadas imagens na órbita e ponto 217/073 do satélite Landsat 8 Sensores OLI, de resolução espacial de 30 metros e pancromática de 15 e imagem do sensor TIRS de resolução espacial de 100 metros. Essas imagens possuem resolução

radiométrica de 16 bits com resolução temporal de 16 dias, sendo obtidas no site do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS). A cena corresponde ao dia 23 de Janeiro de 2020 a qual corresponde à estação Verão. A escolha da estação vem de encontro ao período com maior pluviosidade o que conseqüentemente contribui melhor para o realce do contraste com a vegetação e diminuição de interferência de valores de solo nas análises.

2.2.1 Processamento Digital de Imagens (PDI)

Inicialmente, foi realizada a correção radiométrica das Bandas com o intuito de diminuir a interferência da atmosfera e corrigir os erros inerentes à calibração do satélite. Realizou-se a conversão dos valores digitais (ND) das imagens em valores de radiância com o auxílio do Software ENVI 5.1 (2011). Posteriormente, foi realizada a fusão da Banda 8 (Pancromática) com as demais bandas do Sensor OLI a fim de melhorar a resolução das Imagens. No final, foi realizada a reprojeção das Bandas do hemisfério norte para o hemisfério Sul e seguiu-se o processamento para a estimativa da Temperatura de Superfície.

2.2.2 Cálculo de Temperatura de Superfície Terrestre (TST)

Para o Cálculo da Temperatura de Superfície Terrestre (TST) foi utilizada a Banda 10 correspondente a faixa do infravermelho termal (10.6 - 11.19 μm) captada pelo sensor TIRS. Tal Banda é utilizada por conter os valores do infravermelho emitidos em função da sua temperatura por objetos, além de sofrerem pouca interferência na atmosfera (GUSSO; FONTANA; GLAUBER, 2007; BORGES; OLIVEIRA, 2010). Para a determinação da Radiância Espectral (Equação 1) e Temperatura de Superfície Terrestre (Equação 2) foi usada a metodologia do trabalho de COELHO & CORREA (2013). Os valores de cada elemento e constante foi extraído do arquivo metadata disponibilizado junto do raster.

$$L\lambda = ML * QCAL + AL \quad (\text{Equação 1})$$

Em que:

$L\lambda$ = Radiância Espectral do sensor de abertura em Watts/($\text{m}^2 \text{ sr } \mu\text{m}$);

ML = Fator multiplicativo de redimensionamento da Banda 10

QCAL = Fator de redimensionamento aditivo específico da banda

AL = Valores de nível digital da banda, ou seja, é a entrada da própria banda.

$$T = K2 \div \ln (K1 \div L \lambda + 1) \quad (\text{Equação 2})$$

Em que:

T = Temperatura efetiva no satélite em Kelvin (K);

K2 = Fator multiplicativo de redimensionamento da Banda 10

K1 = Fator de redimensionamento aditivo específico da Banda 10

$L\lambda$ = Radiância espectral em Watts/(m² sr μ m).

A temperatura obtida pela Equação (2) foi convertida para graus Celsius (°C) por meio da subtração do valor encontrado pela temperatura do ponto de congelamento da água a 1 atm (273,15K).

2.2.3 Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI)

O cálculo do Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), utilizado por Huete (1988), é descrito pela Equação (3). O objetivo é classificar os objetos presentes na cena em um intervalo de saída compreendido entre -1 a +1, utilizando bandas do vermelho (Banda 4) e do infravermelho próximo (Banda 5) do Landsat 8 OLI. O modelo se assemelha ao utilizado para o cálculo do Índice de vegetação por Diferença Normaliza (NDVI) diferenciando-se pelo acréscimo de uma correção Ls, a fim de minimizar os efeitos dos valores de solo e melhorar a precisão para áreas sem uniformidade de cobertura vegetal (HUETE & LIU; 1994). O valor da correção baseou-se nos estudos de HUETE & LIU (1994) utilizando Ls igual a 0,5 devido à heterogeneidade de objetos na composição da cena.

$$SAVI = (BANDA 5 - BANDA 4) * (1 + Ls) \div (BANDA 5 + BANDA 4 + Ls) \quad (\text{Equação 3})$$

Em que:

BANDA 4 = Banda Espectral do Vermelho.

BANDA 5 = Banda espectral do infravermelho próximo.

Ls = Constante denominada de fator de ajuste do índice SAVI.

2.2.4 Amostragem

Para a construção do banco de dados foi realizada uma amostragem simples, utilizando a Equação (4), para facilitar a otimização do processo de modelagem. Foram selecionados 400 pontos de onde foram extraídos valores de Temperatura de superfície e SAVI

das camadas sobrepostas. A amostragem foi realizada dentro do software QGIS Development Team (2020) e posteriormente os valores foram exportados para a Microsoft Excel (2016). Os valores foram organizados em duas colunas sendo uma de Temperatura e Superfície e a outra de SAVI. O arquivo gerado serviu de Input para o processo de modelagem.

$$n = (N_0 N) \div (N_0(N+1)) \quad (\text{Equação 4})$$

Em que:

N_0 = Tamanho da amostra necessária para um universo infinito;

N = Tamanho do universo finito (total de pixels);

n = Número de amostras.

O número de pontos foi dividido em função do número de Classes no Solo. Deste modo, buscou-se amostrar cerca de 100 pontos para cada Classe. A área de cada ponto é de 900 m² para o SAVI e para a temperatura de Superfície Terrestre é de 1 hectare.

2.2.5 Classificação de Objetos no Solo

Para uma melhor classificação das Classes de objeto presentes na cena foi realizada uma combinação RGB das Bandas 5 (Vermelho), Banda 4 (Verde) e Banda 3 (Azul) do satélite Landsat 8. No processo de amostragem, descrito anteriormente, foi verificado em qual Classe o SAVI e a Temperatura de Superfície aferidos pertenciam a fim de uma validação dos dados. Os critérios utilizados foram descritos na Tabela 1.

Tabela 1- Classes do solo em função do SAVI amostradas.

Intervalo SAVI	Classe
$x \leq 0$	Corpo Hídrico
$0 < x \leq 0.25$	Região Sem Vegetação
$0.25 < x \leq 0.45$	Região de pastagem e vegetação esparsa
$x > 0.45$	Mata nativa

Em que x = Valor do SAVI. Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

2.3 Modelos Estatísticos

Para todos os modelos testados neste trabalho, tratou-se de modelar a temperatura de superfície em função do SAVI. Para os fins de modelagem foi empregado o programa

estatístico R Development Core Team (2009). Os Códigos usados estão dispostos no APÊNDICE C. Os modelos estudados estão dispostos na Tabela 2. Foram utilizados os modelos: Linear, Sinusoidal e Exponencial.

Foram avaliados dois grupos de modelagem distintos. O primeiro leva em consideração o SAVI com todas as Cassetes do solo. O segundo desconsidera os corpos hídricos do SAVI na modelagem. A justificativa de se remover os corpos hídricos vem do comportamento anômalo da água na emissividade, reflectância e processos de absorção e espalhamento de radiação (FERREIRA & FILHO, 2009), o que provoca menores valores de SAVI ao passo que esta apresenta temperatura mediana em função do seu calor específico.

Tabela 2 – Modelos Estatísticos empregados na modelagem da TST em função do SAVI.

MODELO	Equação do Modelo	
Linear	$Y = b_0 + b_1 * x$	(Modelo 1)
Exponencial	$Y = b_0 + e^{-b_1 * x}$	(Modelo 2)
Sinusoidal	$Y = b_0 + b_1 * \cos(b_2 * x + b_3)$	(Modelo 3)

Y = Temperatura de Superfície; X = Valor do SAVI; b0, b1, b2, b3 = Coeficientes dos modelos; cos= cosseno; e = Número de Euler. Fonte. Elaborado pelo autor, 2021.

Os modelos foram validados em um sistema de Validação Cruzada k fold e estão disposto no APÊNDICE A, para modelos com corpos hídricos; e APÊNDICE B, modelos sem corpos hídricos.

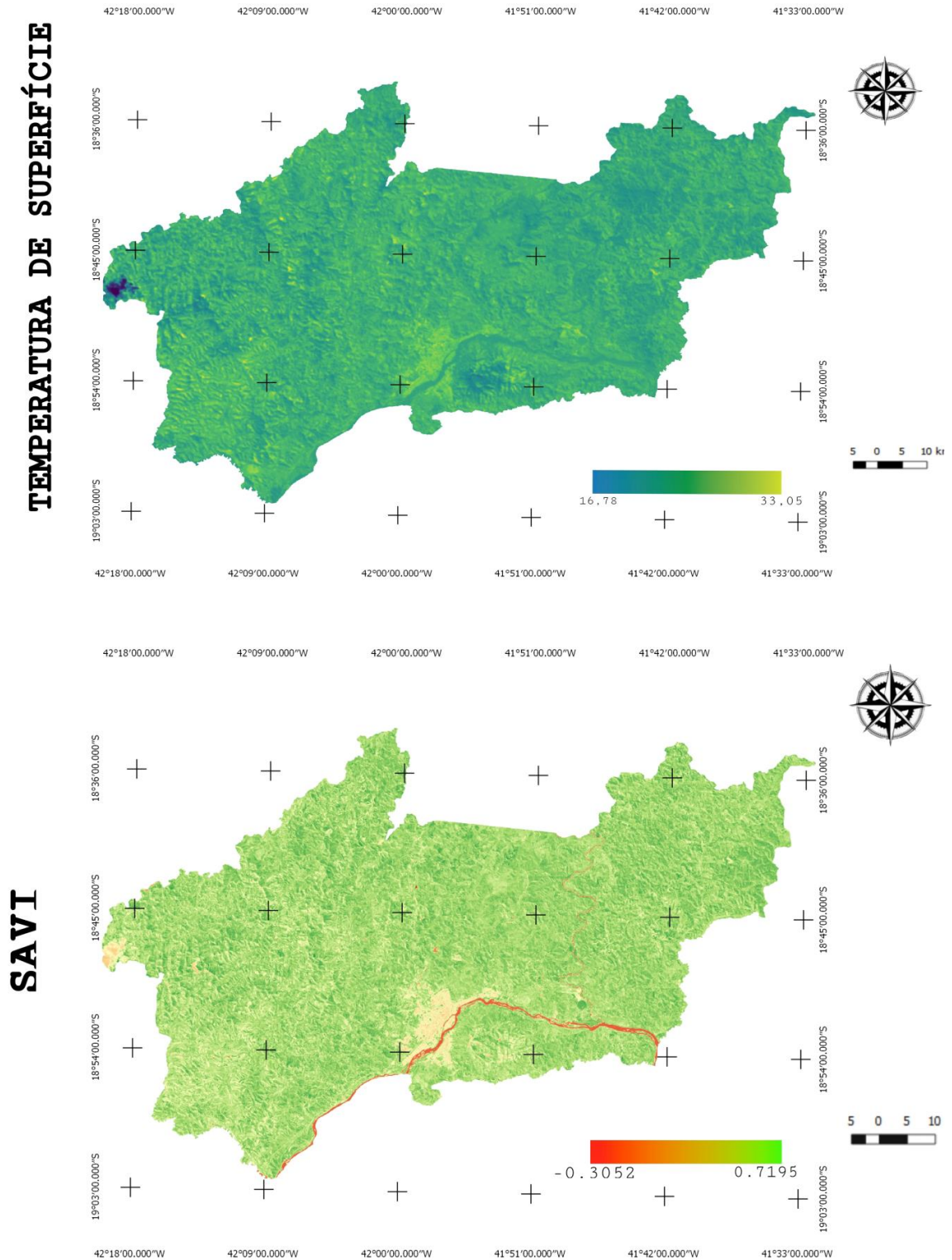
2.3.1 Avaliação dos modelos

A avaliação dos modelos, realizada pelo software R Development Core Team (2020), baseou-se nas recomendações de Zeviani et al. (2013). Foram determinados o Critério de Informação de Akaike (AIC), Critério de Informação Bayesiano (BIC), Soma de quadrados dos resíduos (SQR).

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os mapas de Temperatura de Superfície e do Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) para a área estudada são apresentados na Figura 3. Observa-se que para a cena analisada a Temperatura de Superfície, desconsiderando os valores de nuvens, variou de 16.78° C e 33.05 C°, ao passo que o SAVI variou de -0,3052 a 0.7195.

Figura 3 - Mapas de Temperatura de Superfície e SAVI.



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

3.1 Modelagem da Temperatura x SAVI com corpos hídricos

As informações dos parâmetros dos modelos avaliados estão dispostas na Tabela 3. De acordo com o teste “t”, observa-se que todos os parâmetros são significativos ($p < 0,05$).

Tabela 3 - Informações dos parâmetros dos modelos testados para a modelagem da TST em função do SAVI com corpos hídricos.

Modelo	Valor	Erro	t	p
b0				
Linear	26,3757	0,1613	163,4840	<0,0001
Exponencial	26,3459	0,1612	163,4540	<0,0001
Sinusoidal	26,1802	0,0668	392,1400	<0,0001
b1				
Linear	-2,3104	0,4483	5,1540	<0,0001
Exponencial	-0,0852	0,0173	4,9260	<0,0001
Sinusoidal	-2,2721	0,0837	27,1600	<0,0001
b2				
Sinusoidal	8,7462	0,2254	38,8100	<0,0001
b3				
Sinusoidal	-1,9506	0,0845	23,0900	<0,0001

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

O Modelo Sinusoidal obteve os melhores parâmetros dentro do grupo de modelos avaliados, tendo os menores valores de AIC (1119,593), BIC (1138,882) e SQR (488,003) Em contrapartida, o Modelo Exponencial apresentou maiores valores de AIC (1492,207), BIC (1503,781) SQR e (1431,334) conforme visto na Tabela 4.

Tabela 4 - Critério de Informação de Akaike (AIC), Critério de Informação Bayesiano (BIC) e Soma do Quadrado dos Resíduos (SQR) para a modelagem da TST em função do SAVI.

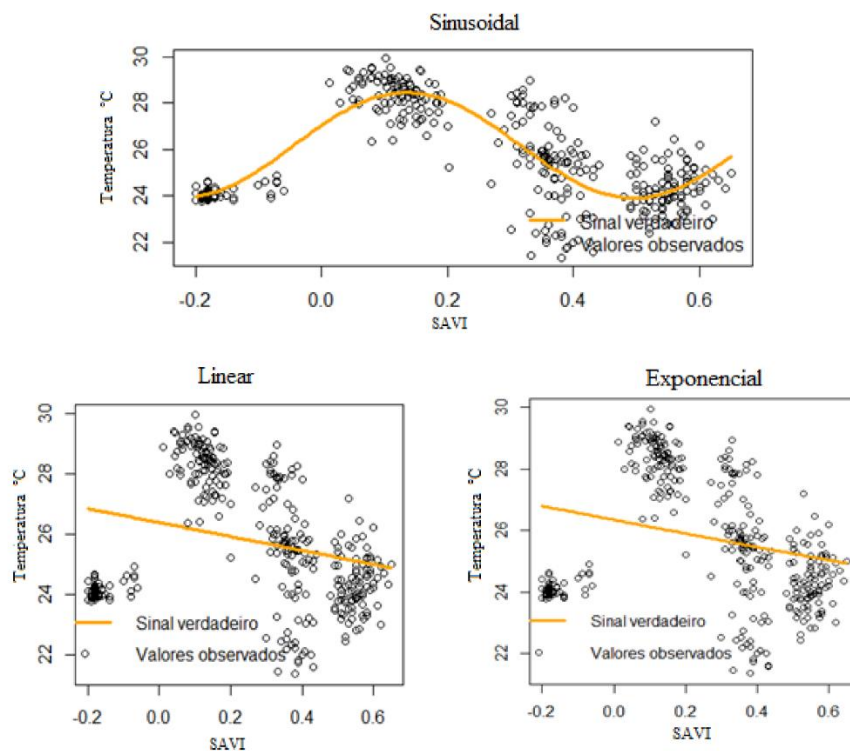
Parâmetros	Linear	Exponencial	Sinusoidal
AIC	1490,967	1492,207	1119,593
BIC	1502,541	1503,781	1138,882
SQR	1426,274	1431,334	488,003

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021

A análise gráfica dos modelos (Figura 4) corrobora com os parâmetros da Tabela 5

para a seleção do modelo. Visualmente o modelo Sinusoidal apresentou melhor ajuste do sinal verdadeiro frente aos valores observados. Os demais modelos apresentaram distância do sinal verdadeiro para determinados grupos de dados principalmente para valores menores que 0,2 do SAVI.

Figura 4 - Distribuição dos valores observados e sinais verdadeiros dos modelos Sinusoidal, Linear e Exponencial da TST em função do SAVI com corpos hídricos.



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

Para os valores correspondentes a Classe hídrica observa-se baixos valores de temperatura para cena estudada. Esses valores de SAVI justificam-se pelo comportamento espectral da água o qual deriva dos processos físicos de absorção, espalhamento e a reflectância da radiação detectada pelo sensor, baseando-se pela obtenção de dados espectrorradiométricos e dados *in situ*. É observado que a reflectância do espectro eletromagnético diminui à medida que se caminha para o infravermelho (FERREIRA & FILHO, 2009). Deste modo, o espectro vermelho apresenta maior valor de reflectância que o infravermelho o que acaba por gerar um coeficiente ≤ 0 para a água no cálculo do SAVI.

Os menores valores da temperatura da água estão relacionados às propriedades físicas e químicas da mesma. Devido ao alto calor específico da água há uma maior demanda da

quantidade de energia para variar em 1° C para cada um grama. Em contrapartida, materiais terrosos e metais possuem menores valores de calor específico, necessitando de menos energia para aumentar sua temperatura (ALMEIDA, 2012). Logo, para uma mesma quantidade de energia cedida para diferentes corpos em unidades de tempo iguais, aqueles que possuem maiores valores de calor específico tenderão a ter menores temperaturas como a água.

A Classe de solo exposto, compreendida entre o intervalo de 0,0 a 0,25, deriva da reflectância do infravermelho em relação à faixa do vermelho, conforme visto nos trabalhos de Filho et al. (2011) e Terra (2012). Para esta Classe é observado maiores valores da temperatura de superfície conforme visto na Figura 4. As maiores temperaturas justificam-se pelo fato dos solos de Governador Valadares serem constituídos preponderantemente de latossolo argiloso (ALBUQUERQUE et al., 2008), possuindo um calor específico de grandeza $0,2127 \text{ cal.g C}^{-1}$ (OKE, 1995), garantindo que estes se aqueçam com maior facilidade, obtendo maiores temperaturas.

A Classe de vegetação esparsa/pastagem está compreendida no intervalo de 0,25 a 0,45. Devido à morfologia e a anatomia das gramíneas há uma reflectância maior do infravermelho que do espectro do vermelho, principalmente por parte do mesófilo (TUCKER, 1979) somado com a absorvância do vermelho pelas plantas e possíveis interferências do solo por baixa densidade vegetativa ou degradação de pastagem influenciando nos valores de SAVI para essa Classe (BORATTO & GOMIDE, 2013). Uma possível degradação de pastagem ou uma baixa densidade vegetativa pode ter contribuído para o alto gradiente de dispersão dos valores de temperatura para a Classe analisada, uma vez que podem ter sido computados valores de temperatura de solo exposto. Isso implica diretamente no aumento do resíduo da Classe conforme a Tabela 5. Tal dispersão foi descrita por Pereira et al. (2012) onde o mesmo verificou uma variação de 18,8 a 31,1°C para área de pasto e vegetação esparsa.

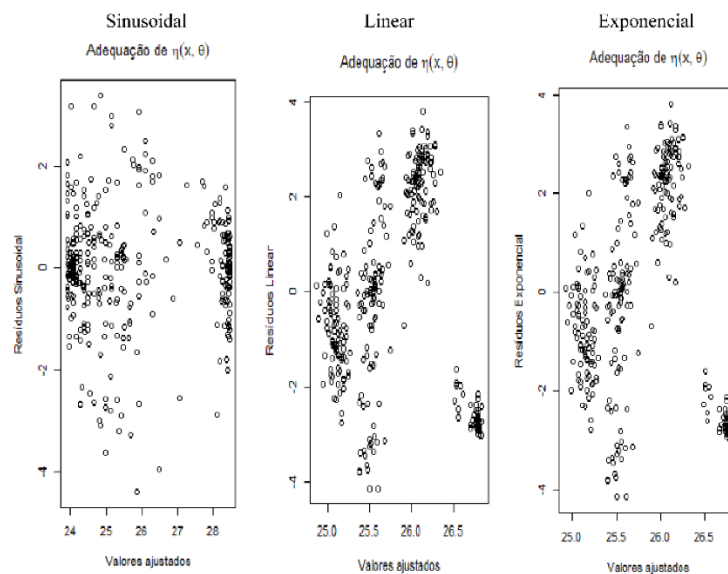
A vegetação densa-nativa é descrita por valores de SAVI maiores que 0,45. Neste caso há uma menor reflectância do vermelho devido grande parte de sua absorção pela clorofila ao passo que se tem uma maior reflectância do Infravermelho (JENSEN, 2009). Já seus baixos valores de temperatura derivam da quantidade de água nas folhas, implicando em maior elevação do calor específico e também de processos de evapotranspiração que diminuem a temperatura no conjunto foliar (PILLAR, 1995; BATALHA, 2011).

Logo, para os corpos hídricos estudados há maior reflectância do vermelho em função do infravermelho o que justifica seus baixos valores. Em contrapartida, em corpos diferentes da água observa-se maior reflectância do infravermelho o qual aumenta à medida que

se adensa a vegetação, o que implica em maiores valores de SAVI. Já a temperatura de superfície diminui à medida que se aumenta a predominância de água nos corpos, o que se justifica pelo seu alto calor específico. Ambas as afirmações podem justificar o comportamento dos dados analisados bem como o comportamento senoidal dos mesmos.

Os resíduos dos modelos avaliados apresentam uma distribuição não homogênea dos mesmos em torno do valor 0 do eixo y. Parte dos resíduos de todos os modelos apresentaram grande amplitude o que pode levar a superestimar ou subestimar a Temperatura de Superfície Terrestre provocando um aumento do erro. Os modelos Linear e exponencial apresentaram distribuição residual similares (Figura 5) assim como dito para a linha de tendência (Figura 4) e os parâmetros de avaliação dos mesmos (Tabela 4).

Figura 5 - Resíduos dos modelos Linear, Exponencial e Sinusoidal na modelagem da TST com corpos hídricos.



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

Ao se analisar a SQR por Classe do Uso e Ocupação do Solo observa-se maiores valores para a Classe do Solo Exposto e água para os modelos Linear e Exponencial. O modelo Sinusoidal teve maior SQR para a Classe de Pastagem, porém essa SQR é menor em relação a mesma Classe nos demais modelos (Tabela 5). Observa-se que as Classes com maiores valores da SQR são as que possuem maior distância da linha de tendência do modelo, conforme já apresentado na Figura 4. Logo, Classes com altos valores da SQR podem significar pouca adequação ao modelo.

Tabela 5 - Valores da SQR por Classe analisada dos modelos Linear, Exponencial e Sinusoidal avaliados na modelagem da TST em função do SAVI.

Classe	Linear	Exponencial	Sinusoidal
Solo Exposto	593,5362	643,9028	133,9308
Pastagem	298,2384	305,4197	253,1735
Vegetação Densa	124,7141	132,4717	86,0275
Água	336,8382	333,8558	14,8713

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

As SQRs das Classes para o Modelo Sinusoidal foram as menores quando comparada com os demais modelos. Assim, é possível dizer que esse modelo tem menores erros ao se estimar os parâmetros. Entretanto, a Classe Pastagem/ Vegetação esparça possui um alto valor de SQR quando comparada as demais Classes. Isso pode vir de computação de valores de temperatura de Solo Exposto junto com valores de Pastagem (PEREIRA et al., 2012).

Como a SQR de uma Classe faz parte da SQR do modelo é possível dizer que seus valores implicam na SQR do mesmo. Assim, a presença de Classe com SQR altos implicam em maiores valores de SQR do modelo o que pode comprometer o ajuste. Uma alternativa que pode melhorar a SQR é se trabalhar com a modelagem por Classe de Uso e Ocupação do Solo de maneira individual. Deste modo, o resíduo das Classes dependerá exclusivamente dos dados referente a cada Classe individualiza não sofrendo influência das demais Classes.

3.2 Modelagem da Temperatura x SAVI sem corpos hídricos

As informações dos parâmetros dos modelos testados desconsiderando os corpos hídricos estão disposto na Tabela 6. Os parâmetros foram significativos com $p < 0,05$.

Tabela 6 – Informações dos parâmetros dos modelos testados para a modelagem da TST em função do SAVI sem corpos hídricos. (Continua)

Modelo	Valor	Erro	t	p
b0				
Linear	29,2443	0,1676	174,5200	<0.0001
Exponencial	29,4146	0,1772	166,0300	<0.0001
Sinusoidal	26,3643	0,1195	220,5530	<0.0001

Tabela 6 – Informações dos parâmetros dos modelos testados para a modelagem da TST

em função do SAVI sem corpos hídricos.				(Conclusão)
Modelo	Valor	Erro	t	p
b1				
Linear	-9,4391	0,4371	21,5900	<0.0001
Exponencial	-0,3652	0,0166	22,0200	<0.0001
Sinusoidal	2,2306	0,0987	22,6040	<0.0001
b2				
Sinusoidal	7,2025	0,6068	11,8700	<0.0001
b3				
Sinusoidal	-0,5356	0,2529	2,1180	<0.0001

Fonte: Elaborado pelo autor, 2021.

Observa-se que o modelo Sinusoidal apresentou os melhores parâmetros tendo os menores valores de AIC (988,6878), BIC (1007,207) e SQR (458,6090) Os modelos Linear e Exponencial apresentam parâmetros próximos onde o último apresenta leve vantagem em todos os parâmetros conforme pode ser visto na Tabela 7.

Tabela 7 - Critério de Informação de Akaike (AIC), Critério de Informação Bayesiano (BIC) e Soma do Quadrado dos Resíduos (SQR) para a modelagem da TST em função do SAVI sem corpos hídricos.

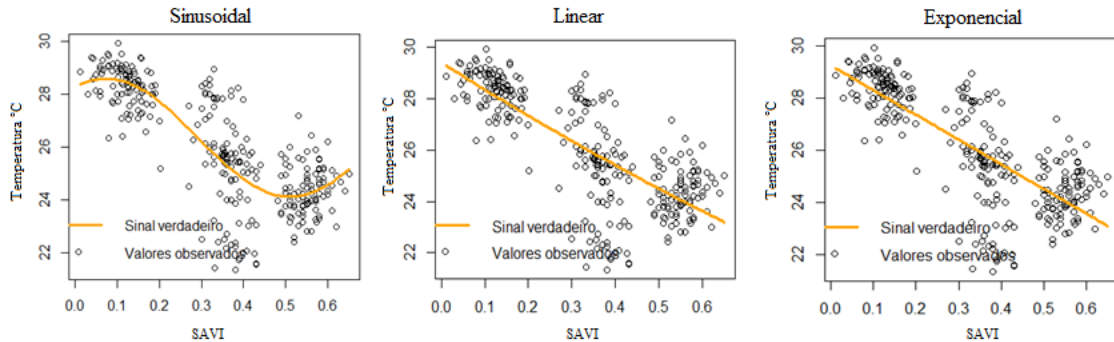
Parâmetros	Linear	Exponencial	Sinusoidal
AIC	988,6878	1031,2629	1026,0597
BIC	1007,207	1042,374	1037,171
SQR	458,609	534,3536	526,4227

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

A análise gráfica dos modelos da Figura 6 permite inferir uma tendência de diminuição da temperatura à medida que os valores de SAVI aumentam. Considerando que maiores valores de SAVI estão ligados ao tipo e densidade de vegetação presume-se que à medida que se aumenta a vegetação a Temperatura de Superfície diminui. As plantas apresentam o processos de evapotranspiração que tendem a diminuir a temperatura do corpo Hygen (1951), Smith e Geller (1972), Raven (2005). À medida que se tem adensamento da

vegetação na cena tende-se a diminuir a Temperatura de Superfície em função do aumento do gradiente hídrico nos corpos e o processo de perda de calor pela evapotranspiração.

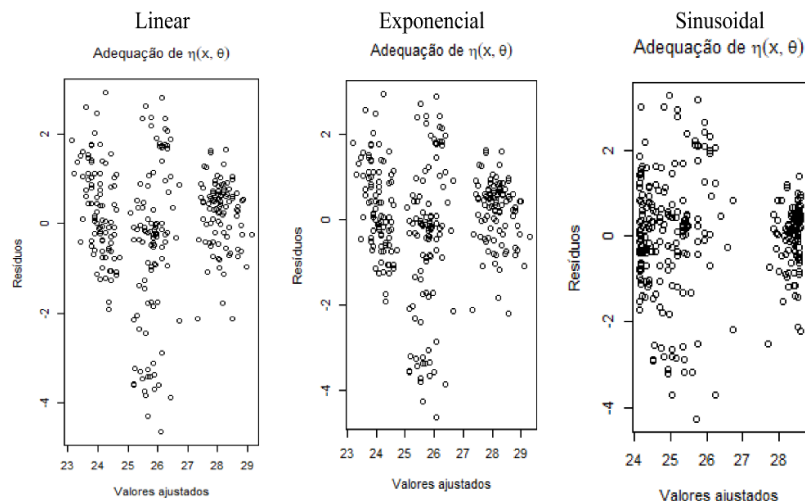
Figura 6 - Distribuição dos valores observados e sinais verdadeiros dos modelos Sinusoidal, Linear e Exponencial da TST em função do SAVI sem corpos hídricos.



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

A análise Gráfica dos Resíduos e da Variância dos modelos, conforme apresentado na Figura 7, mostra a presença de outliers e distribuição não homogênea dos valores. O distanciamento dos valores em relação do valor de zero do eixo y implica em maiores erros ao se estimar havendo subestimação ou superestimação dos valores da TST.

Figura 7 – Resíduos dos modelos Linear, Exponencial e Sinusoidal na modelagem da Temperatura de Superfície Terrestre sem corpos hídricos.



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

A Soma de Quadrado dos Resíduos dos modelos por Classe de Uso e Ocupação do Solo sem a presença de corpos hídricos é disposto na Tabela 8. O modelo Sinusoidal apresentou

menores valores da SQR para todas as Classes quando comparado com os outros modelos. Menores valores de SQR indicam menores valores da diferença entre o valor observado e o valor predito. Dessa maneira, espera-se que menores valores de SQR impliquem em melhores modelos.

Tabela 8 - Valores da SQR por Classe analisada dos modelos Linear, Exponencial e Sinusoidal avaliados na modelagem da Temperatura de Superfície Terrestre em função do SAVI.

Classe	Linear	Exponencial	Sinusoidal
Solo Exposto	135,5888	156,3396	113,5632
Pastagem	287,8216	269,3596	265,5283
Mata densa	110,9432	100,7235	79,5195

Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

Observa-se que os maiores valores da SQR dos modelos refere-se a Classe de Pastagem/ Vegetação Esparça. Isso pode ser observado na Figura 6, onde se vê maior dispersão dos dados em torno dos valores de SAVI 0,25 a 0,45. Conforme observado por Pereira et.,al (2012), o intervalo que vem a corresponder a pastagem ou ao campo sujo pode apresentar grandes variações de Temperatura de Superfície.

No geral, é esperado que os melhores ajustes do modelos ocorram com o menores valores da SQR (ZEVIANI et al., 2013). Havendo valores altos de residuos têm-se aumento da SQR por consequência. Assim, o alto valor da SQR de uma Classe aumenta por consequência a SQR do modelo, o que pode implicar na eficiência dos modelos. Assim, diante dos diferentes valores da SQR entre as Classes, sugere-se que se modele cada Classe de maneira separada fazendo que cada modelo por Classe seja influenciado apenas pelos dados.

4 CONCLUSÃO

Houve uma variação grande dos resíduos para a Classe de Solo exposto e Corpos Hídricos nos modelos Lineares e Exponencial , enquanto que o Solo exposto apresentou o maior valor para todos os modelos na modelagem sem os corpos hídricos.

Verificou-se que os modelos testados na modelagem da Temperatura de Superfície Terrestre com o Uso e Ocupação do Solo com/sem Corpos hídricos necessitam de mais estudo para uma melhor adequação. Embora o modelo Sinusoidal tenha sido melhor nos parâmetros do AIC, BIC e SQR a análise de resíduos apresentou distribuição não homogênea e alguns valores altos. Esse valores dos residuos implicam em subestimação e superestimação dos valores da Temperatura comprometendo a eficácia do modelo.

REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE, M. R. F; et al . Solos com morfologia latossólica e caráter câmbico na região de Governador Valadares, Médio Rio Doce, Minas Gerais: gênese e micromorfologia. **Rev. Bras. Ciênc. Solo**, Viçosa , v. 32, n. 1, p. 259-270, Feb. 2008 .
- ARNFIELD, A. J. "Köppen climate classification". **Encyclopedia Britannica**, 11 Nov. 2020, Disponível em :< <https://www.britannica.com/science/Koppen-climate-classification>.> Acessado em 14 abril de 2021.
- ALMEIDA, D. S. **Determinação experimental do calor específico de matéria mole (soft matter)**. 2012. 35f. TCC (Graduação) - Curso de Tecnologia em Processos Químicos, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Apucarana, 2012
- ARAÚJO, A. L; et al. Modelagem Simplificada Para Estimativa do Balanço de Energia à Superfície em Escala Regional (R-SSEB). **Rev. bras. meteorol.**, São Paulo, v. 32, n. 3, p. 433-446, Sept. 2017.
- BALDU, M. C. **Variabilidade pluviométrica e dinâmica atmosférica na bacia hidrográfica do rio Ivaí – PR**. 2006. 153 f. Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade Estadual Paulista-UNESP, Presidente Prudente, SP, 2006.
- BATALHA, M. A. O cerrado não é um bioma. **Biota Neotrop.**, Campinas , v. 11, n. 1, p. 21-24, Mar. 2011 .
- BECKER, T. S et al. Efeito da Implantação e dinâmica do uso do solo sobre parâmetros biofísicos da Superfície no Assentamento Rural Roseli Nunes Em Mato Grosso. **Raega- O Espaço Geográfico em Análise**, v. 48, p. 153-166, 2020.
- BEZERRA, P. E. S; MORAES, E. T. I; SOARES, I. R. Análise da Temperatura de Superfície e do Índice de Vegetação no Município de Belém na Identificação das Ilhas de Calor. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 70, n. 3, p. 803-818, 2018.
- BORATTO, I. M. P.; GOMIDE, R. L. Aplicação dos índices de vegetação NDVI, SAVI e IAF na caracterização da cobertura vegetativa da região Norte de Minas Gerais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16. (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu. **Anais [...]** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 7345-7352.
- BORGES, V; OLIVEIRA,D ; OLIVEIRA, R. Levantamento do diferencial térmico entre os municípios da bacia hidrográfica do rio paraibuna – mg/rj, pelo sensor termal do satélite landsat 5. Periódico Eletrônico **Fórum Ambiental da Alta Paulista**. p.6 (2010).
- CARNEIRO, R. G. **Perfil da temperatura do solo nos biomas florestais da Amazônia e Mata Atlântica com aplicação da transformada em ondas**. 2014. 79f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2014.
- COELHO, A. L. N; CORREA, W, S. C. Temperatura de Superfície Celsius do Sensor TIRS/Landsat-8: metodologia e aplicações. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 7, n. 1, p. 31-45, 2013.

CRUZ, G.C.F. A correlação entre vegetação e temperatura de superfície terrestre em ponta grossa-pr. 8º Simpósio de Gestão Ambiental e Biodiversidade. Ponta Grossa, PR. 2019.

ENVI: Processamento Digital. Porto Alegre. Sulsoft. 2021. Disponível em:<
<http://www.envi.com.br/>>

FAVERO, C. **Uso e degradação de solos na microrregião de Governador Valadares, Minas Gerais.** 2001. 80 f. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 2001.

FERREIRA, A. B; FILHO, W. P. avaliação da reflectância espectral de corpos d'água em santa maria-rs por meio de espectrorradiometria de campo. **Geoambiente On-Line.** Jatai. Goiás. 2009.

FERREIRA, T. R. et al. The use of remote sensing for reliable estimation of net radiation and its components: a case study for contrasting land covers in an agricultural hotspot of the Brazilian semiarid region. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 291, p. 108052-108070, 2020.

FILHO, J. P. B. et al. Effects of coefficients of solar reflectivity and infrared emissivity on the temperature and heat flux of horizontal flat roofs of artificially conditioned nonresidential buildings. **Energy and Buildings**, v.43, n.2-3, p.440–445, 2011.

GUSSO, A; FONTANA, F.C; GLAUBER, A.G: Mapeamento da temperatura da superfície terrestre com uso do sensor AVHRR/NOAA. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 42. n. 2, p. 231-237, 2007.

HUETE, A.R; LIU, H.Q. An error and sensitivity analysis of the atmospheric and soil-correcting variants of the NDVI for the MODIS-EOS. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.32, n.4, p. :897-905, 1994.

HYGEN, G. Studies in plant transpiration I. **Physiologia Plantarum**, v. 4. n. 1, p.57-183, 1951.

JENSEN, J. R. Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres. **Parêntese Editora**, São Paulo, 650 p, 2009.

MARQUES, J. R.; FONTANA, D.; MELLO, R. W. Estudo da correlação entre a temperatura da superfície dos oceanos Atlântico e Pacífico e o NDVI, no Rio Grande do Sul. **Rev. bras. eng. agríc. ambient.**, Campina Grande, v. 9, n. 4, p. 520-526, 2005.

MICROSOFT EXCEL. **Office.** Comdex, em Las Vegas, 2016.

MOREIRA, F.M.S; SIQUEIRA, J.O. **Microbiologia e Química do Solo.** 2. ed. Lavras: Lavras, 2006. 774 p.

OKE, T. R. **Boundary layer climates.** 2ed. New York: Routledge. 435 p.

PLANCK, M. Über das Gesetz der Energieverteilung im Normalspektrum». **Annalen der Physik.** v. 4, p. 553. Bibcode:1901AnP...309..553P. doi:10.1002/andp.19013090310. (1901).

PEREIRA, C.C. et al. Análise da temperatura de superfície e do uso da Terra e cobertura vegetal na bacia Barra dos Coqueiros (Goiás). **Revista Geonorte**, Ed. 2, v.2, n.5, p.1243 – 1255, 2012.

PILLAR, V.D. 1995. Clima e vegetação. UFRGS, Departamento de Botânica.

PIRES, E. G; VALLERIUS, D.M. Distribuição Espaço-Temporal Da Temperatura De Superfície No Estado Do Rio Grande Do Sul. **Boletim Geográfico do Rio Grande do Sul**, n. 36, p. 105-129, 2020.

QGIS Development Team, 2009. QGIS Geographic Information System. **Open Source Geospatial Foundation**. URL <http://qgis.org>

R Development Core Team (2009). R: A language and environment for statistical computing. **R Foundation for Statistical Computing**, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.

RAVEN, P. H; EVERT, R. F; EICHHORN, S. E. **Biology of plants**. Macmillan. 2005.

SILVA, L. G; GALVINCIO, J. D. Análise Comparativa da Variação nos Índices NDVI e SAVI no Sítio PELD – 22, em Petrolina – PE, na Primeira Década do Século XXI. **Revista Brasileira de geografia física**. 2012

SMITH, W.K. and GELLER, G.N., Plant transpiration at high elevations: theory, field measurements, and comparisons with desert plants. **Oecologia**, v. 41, n. 1, p.109-122. 1979.

STEINKE,A,V; et al. Estimativa Da Temperatura De Superfície Em Áreas Urbanas Em Processo De Consolidação: Reflexões E Experimento Em Planaltina-DF. **Revista Brasileira de Climatologia**, [S.l.], v. 6, 2010.

SOARES, L. C. S; NASCIMENTO, A. R; QUEIROZ, B. S.C. Correlação da temperatura de superfície e o índice de vegetação ajustado ao solo – SAVI. **Anais [...]** In: XXIV Encontro Latino Americano de Iniciação Científica, XX Encontro Latino Americano de Pós-Graduação e X Encontro de Iniciação à Docência - Universidade do Vale do Paraíba. 2020.

TERRA, F.S. **Espectroscopia de reflectância do visível ao infravermelho médio aplicada aos estudos qualitativos e quantitativos de solos**. 2011. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2012.

TUCKER, C.J. Red and photographic infrared linear combination for monitoring vegetation. **Rem Sens Environ**. 1979;8:127-50.

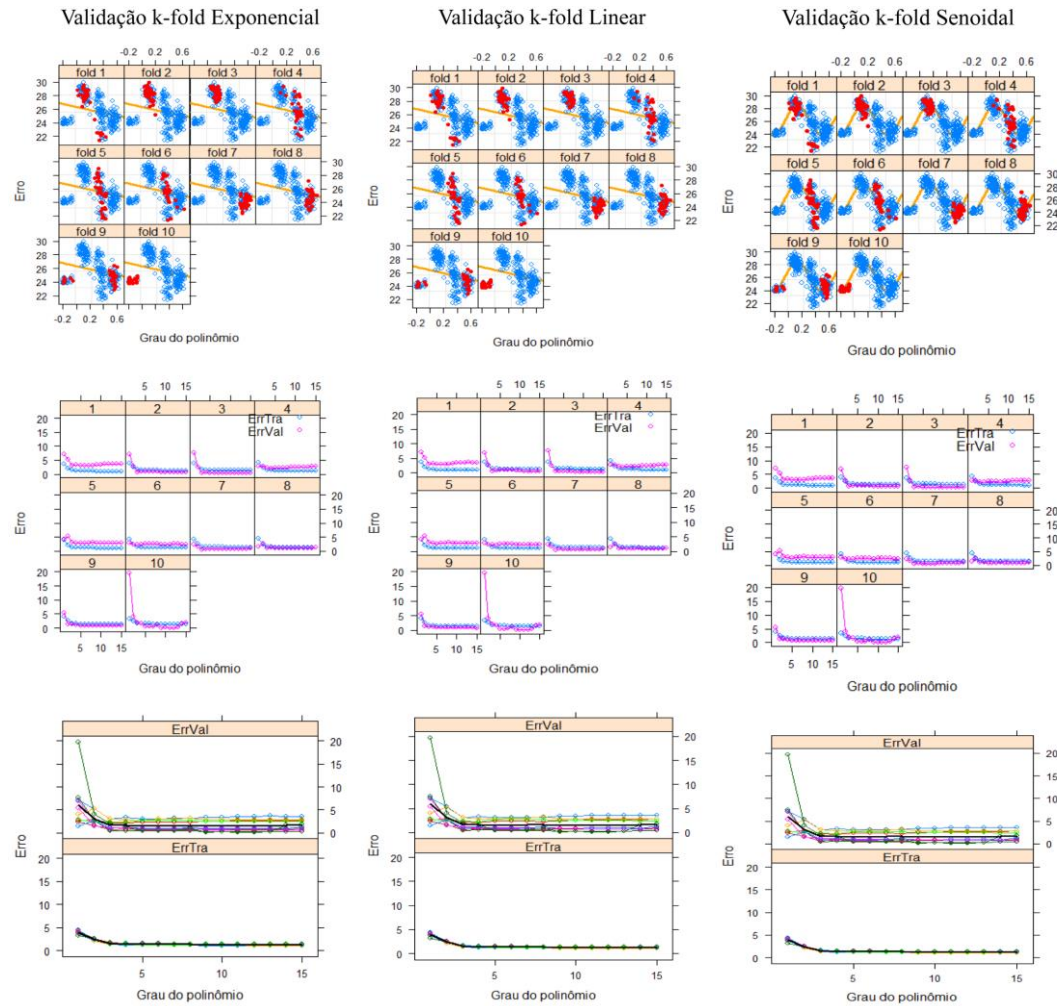
WENG, Q.; FU, P.; GAO, F. Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 145, p. 55-67, 2014.

XU, J; TAN, W. (2007). The relationship between land surface temperature and NDVI with remote sensing: Application to Shanghai Landsat 7 ETM+ data. **International Journal of Remote Sensing**. 28. 3205-3226. 10.1080/01431160500306906.

ZEVIANI, Walmes Marques. **Parametrização Interpretativa em modelos não lineares**. 2013. 150 f. Tese (Doutorado em Estatística e experimentação agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

APÊNDICE (A)

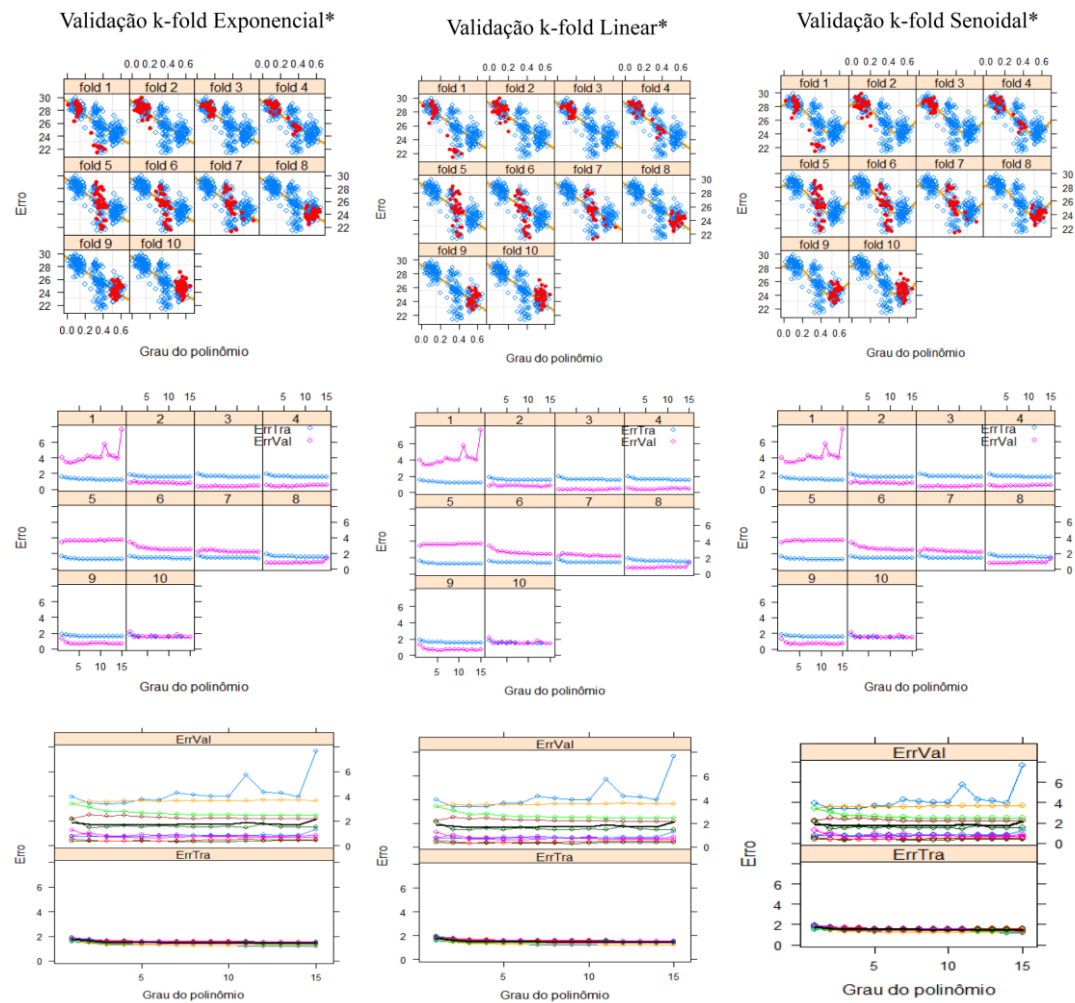
Validação dos modelos Exponencial, linear e Sinusoidal para a modelagem de temperatura de superfície com a presença de corpos hídricos



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021.

APÊNDICE (B)

Validação dos modelos Exponencial, linear e Sinusoidal para a modelagem de temperatura de superfície sem a presença de corpos hídricos



Fonte: Elaborado pelo Autor, 2021

APENDICE C

Códigos

```

#validação Cruzada k-fold
library(lattice)
library(latticeExtra)

# Número de observações e quantidade de folds para dividir os dados.

n <- nrow(daa)
k <- (numero de folds)
daa$i <- ceiling((1:n)/(n/k))
das <- split(daa, f = daa$i)
str(das)
form <- replicate(k, y ~ x)
names(form) <- sprintf("fold %d", 1:k)
xyplot.list(form,
  data = (seus dados),
  type = "n",
  xlab = "Grau do polinômio",
  ylab = "Erro",
  cex = 0.6,
  as.table = TRUE) +
layer(panel.curve(eta, col = "orange", lwd = 3)) +
layer(panel.points(x = x[daa$i != packet.number()],
  y = y[daa$i != packet.number()]))) +
layer(panel.points(x = x[daa$i == packet.number()],
  y = y[daa$i == packet.number()],
  pch = 19,
  cex = 0.6,
  col = "red"))) +
layer(panel.grid(), under = TRUE)

# Avaliando cenários varrendo os fold e variando o grau do polinômio.

cen <- expand.grid(fold = 1:k, deg = 1:15)

# Avaliando cada cenário.

kfol <- mapply(f = cen$fold,
  d = cen$deg,
  FUN = function(f, d) {

# Ajuste do modelo aos dados de treinamento.
  j <- daa[i != f
  m0 <- lm(y ~ poly(x, degree = d), data = subset(daa, j))

# Predição com os dados de treino e de teste.
  yhat_inter <- predict(m0, newdata = subset(da, j))

```

```

# Dados de treino.
  yhat_exter <- predict(m0, newdata = das[[f]]) # Dados de teste.

# Erros de predição
  Etra <- crossprod(subset(daa, j)$y - yhat_inter)/length(yhat_inter)
  Eval <- crossprod(das[[f]]$y - yhat_exter)/length(yhat_exter)

# Retorno.
  c(ErrTra = Etra, ErrVal = Eval)
})

kfol <- cbind(cen, as.data.frame(t(kfol)))

# Curva de erro em cada fold.

xyplot(ErrTra + ErrVal ~ deg | factor(fold),
  data = kfol,
  xlab = "Grau do polinômio",
  ylab = "Erro",
  as.table = TRUE,
  auto.key = list(corner = c(0.95, 0.95)),
  type = "o")

# Os folds juntos para um mesmo tipo de erro.

xyplot(ErrTra + ErrVal ~ deg,
  xlab = "Grau do polinômio",
  ylab = "Erro",
  groups = fold,
  data = kfol,
  type = "o") +
  layer(panel.xyplot(x = x,
    y = y,
    type = "a",
    col = "black",
    lwd = 2))

##PARAMETROS DE AVALIAÇÃO

nl <- nls(formula=y~b0+b1*x, data=daa, start=list(b0=29.2443, b1=-9.4391), trace=TRUE)
ne <- nls(formula=y~b0*exp(b1*x), data=daa, start=list(b0=29.4146, b1=-0.3652),
trace=TRUE)
nc <- nls(formula=y~b0+b1*cos(b2*x+b3), data=daa, start=list(b0=26.3643, b1=2.2306,
b2=7.2025
, b3=-0.5356), trace=TRUE)

# soma de quadrado dos resíduos (menor melhor)

Require (latticeExtra)

```

```
sqr <- c(deviance(nl), deviance(ne), deviance(nc)); sqr
```

```
sqrt (sqr/df.residual(nl))
```

```
c(logLik(nl), logLik(ne), logLik(nc))
```

```
c(AIC(nl), AIC(ne), AIC(nc))
```

```
c(BIC(nl), BIC(ne), BIC(nc))
```

```
sqrm <- deviance(lm(y~1, data=daa))  
1-sqr/sqrm
```