

IMAGENS DO INFRAVERMELHO TERMAL PARA MODELOS DE ESTIMATIVA DE TEMPERATURA DO AR EM ÁREA URBANA

Patricia Michele Pereira Trindade¹, Gisieli Kramer², Ademir de Cássio Machado Peranson³, Dejanira Luderitz Saldanha⁴, Waterloo Pereira Filho⁵

^{1,4} Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Caixa Postal – CEP: 91.501-970 – Porto Alegre - RS
patriciatrindade.sr@gmail.com; dejanira.saldanha@ufrgs.br

^{2,3,5} Universidade Federal de Santa Maria
Caixa Postal – CEP: 97.105-900 – Santa Maria – RS
gisieli@outlook.com.br; waterloopf@gmail.com

RESUMO

O objetivo desta pesquisa foi estimar a temperatura do ar a partir de imagens Landsat8 considerando dois métodos de correção de imagens termais em área urbana. Inicialmente, foram distribuídos *data loggers* de temperatura na cidade de Santa Maria – RS e, em seguida, estes dados foram relacionados com imagens termais disponíveis para o ano de 2017. A partir da temperatura de campo (Tar) e temperatura das imagens (TS) foram gerados dois modelos de regressão linear, os quais foram validados com dados de campo e imagens do ano 2018, considerando cinco indicadores. Ambos modelos apresentaram avaliação e validação satisfatórias com erro médio absoluto inferior a 1°C. No entanto, o modelo 2 foi mais eficiente com melhores indicadores e erro absoluto menor que 0,55°C em 70% dos dados. Neste contexto, as imagens termais são alternativas eficientes para predição de Tar nas cidades, tornando-se aliadas para análise do conforto térmico urbano.

Palavras-chave — Imagens orbitais, Temperatura de superfície, Sensores de temperatura, Conforto térmico, LST.

ABSTRACT

The objective of this research was to estimate air temperatures from Landsat8 images considering two methods of thermal image correction in urban areas. Initially, temperature data loggers were distributed throughout the city of Santa Maria – RS, and after, the data was compared with thermal images available for the year 2017. From the field temperature (TAR) and the temperature of the images (TS) two models of linear regression were generated, which were validated with field data and images of the year 2018, considering five indicators. Both models presented satisfactory evaluation and validation, with a median absolute deviation inferior to 1°C. However, model 2 was more efficient, with better indicators and a median absolute deviation inferior to 0,55°C in 70% of the data. In this context, the thermal images are effective alternatives for prediction of TAR in cities, becoming allies in the analysis of urban thermal comfort.

Key words — *Orbital images, Surface temperature, Temperature sensors, Thermal comfort, LST.*

1. INTRODUÇÃO

Frente ao crescimento desordenado das cidades torna-se cada vez mais necessário o monitoramento e planejamento constante do meio urbano. A partir da substituição de áreas naturais por coberturas construídas a temperatura nas cidades tende a aumentar. Desta forma, surgem as denominadas “ilhas de calor urbanas” [1], as quais caracterizam-se por apresentarem temperaturas mais elevadas em comparação com áreas rurais vizinhas.

Neste sentido, surge a preocupação com o conforto térmico urbano, sendo que, pesquisas [2] vêm sendo desenvolvidas com o objetivo de prever índices de conforto térmico que podem auxiliar a questão da organização das cidades. Tais índices consideram, dentre outras observações, a questão da temperatura do ar no meio urbano. No entanto, muitas vezes, os registros de temperatura do ar são escassos nas cidades, pois, geralmente, as estações meteorológicas existentes localizam-se em áreas afastadas que não caracterizam a realidade da urbana.

Neste contexto, surge a necessidade de estudos sobre a temperatura nas cidades de forma rápida e que apontem as reais características do meio urbano. Assim, destacam-se os produtos e técnicas de sensoriamento remoto que possibilitam a análise da temperatura a partir de imagens do infravermelho termal. Em trabalhos anteriores, tanto nacionais [3, 4] quanto internacionais [5, 6], é possível verificar o quanto os dados termais podem auxiliar nos estudos da cidade. Estes produtos já estão disponibilizados [7] (Landsat 8/TIRS) em temperatura de brilho e reamostrados para 30 metros de resolução espacial. Sendo que, diversos autores [8] sugerem correções de emissividade e atmosféricas para obtenção de informações sobre a temperatura de superfície das diferentes coberturas terrestres.

Conforme exposto anteriormente, as imagens termais disponibilizam informações sobre temperatura de superfície e não temperatura do ar. No entanto, pode-se dizer que ambas se relacionam, o que desperta o interesse por pesquisas que quantifiquem tais relações e que sejam capazes de determinar

valores de temperatura do ar com imagens termiais. Neste contexto, na presente pesquisa objetivou-se estimar a temperatura do ar a partir de imagens Landsat8 considerando dois métodos de correção de imagens termiais em área urbana. Para tanto, a área de estudo escolhida foi a cidade de Santa Maria, RS.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

A metodologia adotada seguiu quatro etapas gerais: experimento de campo, processamento de imagens termiais, geração de modelos de regressão linear, avaliação e validação dos modelos.

O experimento de campo consistiu na distribuição de cinco *data loggers* de temperatura do ar na cidade de Santa Maria, RS (Figura 1 – a). A cidade possui aproximadamente 280 mil habitantes, sendo a quinta mais populosa do estado do RS [9]. Os locais foram escolhidos levando-se em conta uma melhor distribuição espacial (regiões leste, oeste, norte, sul e centro), característica da área (residencial com vegetação, residencial pouco arborizado e bairro centro-comercial) e questões relacionadas à segurança. Para a medida da temperatura do ar o sensor foi exposto ao ar protegido de incidência solar direta bem como chuva e ventos fortes [10]. Neste aspecto, foram construídos abrigos (Figura 1 – b) para cada instrumento, sendo que os mesmos foram instalados a uma distância de 1,7 metros do solo (Figura 1 - c) [10]. Assim, os *data loggers* foram configurados para registro de temperatura a cada 30 minutos durante todo ano de 2017 e 2018.

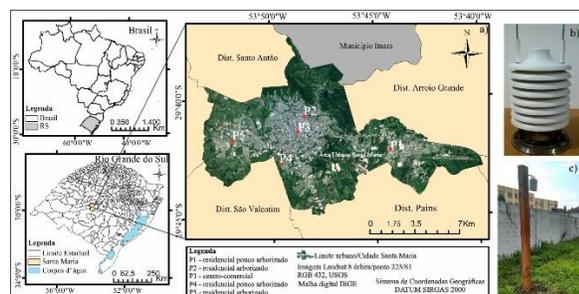


Figura 1 – a) Área de estudo e pontos amostrais; (b) Abrigos construídos; (c) Instrumentos instalados em campo.

Os dados orbitais consistiram em nove imagens Landsat 8 órbita/ponto 223/81 [7] referentes às datas 01/04/2017, 20/06/2017, 06/07/2017, 07/08/2017, 11/11/2017, 27/11/2017, 13/12/2017, 15/02/2018 e 22/05/2018. O processamento das imagens termiais (banda 10/ sensor TIRS) foi realizado no complemento *Land Surface Temperature (LST)* [8] disponível no *software QGIS*. Desta forma, as imagens foram submetidas a dois métodos para conversão em temperatura de superfície (TS): *Planck Equation (PE)* e *Radiative Transfer Equation (RTE)*. O primeiro método considera apenas valores de emissividade para correção, sendo que o LST permite o cálculo da imagem de emissividade baseada em dados de NDVI [8, 11]. Diferentes pesquisas recomendam a utilização do NDVI para o cálculo de emissividade [12, 13].

O segundo método, além da emissividade, considera também valores de radiância ascendente, radiância descendente e transmitância atmosférica. Estes dados foram gerados na calculadora NASA [14], sendo que foram necessários para este processo os dados referentes à temperatura, umidade relativa e pressão atmosférica adquiridos na estação meteorológica do INMET localizada na cidade para data de cada imagem.

Os modelos de estimativa de temperatura do ar consideraram as relações entre os dados de campo (Tar) e das imagens termiais (TS). Para tanto, selecionou-se as aquisições de campo e as imagens disponíveis sem nuvens para o ano de 2017, cabe enfatizar que os dados de campo corresponderam ao mesmo horário das passagens do satélite na área de estudo. A partir da organização dos dados gerou-se dois modelos de regressão linear: modelo 1 – dados de campo (Tar) e imagens TSp calculadas pelo método PE; e modelo 2 – dados de campo (Tar) e imagens TSr calculadas pelo método RTE. Os parâmetros dos modelos (coeficiente linear a e angular b) foram calculados pelo método dos mínimos quadrados, denominado desta forma pois garante que a reta obtida é aquela que apresenta as menores distâncias (ao quadrado) entre os valores observados e a própria reta [15]. No total, foram 35 observações consideradas para cada modelo.

Para o modelo de regressão ser considerado satisfatório é necessário observar algumas suposições: distribuição normal da variável dependente (y – neste estudo Tar), a verificação se o modelo de forma geral e também o coeficiente angular são significativos, a distribuição normal e homocedasticidade dos resíduos [15]. Neste contexto, a avaliação dos modelos contou com testes ANOVA estatística F, teste t, estatística *Kolmogorov-Smirnov*, e *Breusch Pagan* [15, 16].

Os modelos foram validados a partir de dados de campo e imagens termiais referentes às datas de 15/02/2018 e 22/05/2018, totalizando 10 observações para cada modelo. Para tanto, considerou-se indicadores de validação utilizados em trabalhos anteriores [17, 18], como: coeficiente de determinação (r^2) que indica a porcentagem da variável dependente (Tar) que pode ser explicada pela variável independente (TS), sendo que valores próximos a 1 indicam forte relação [15]; índice NSE que testa o desempenho do modelo, os valores superiores a 0,75 configura um bom desempenho [19], índice *Willmott* (d) calcula a concordância do modelo, quanto mais próximo de 1 maior a concordância [20]; erro médio absoluto (EMA) considera média das diferenças entre os dados estimados e os observados, para uma previsão perfeita o valor será igual a zero; e raiz do erro médio quadrático (REMQ) indica o grau de similaridade entre os dados, os valores próximos a zero são ideais [17, 18].

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir das imagens resultantes dos dois métodos de correção (*Planck Equation* – PE e *Radiative Transfer Equation* – RTE) verificou-se que os valores de temperatura

média, máxima e mínima foram superiores nas imagens corrigidas com o método RTE (Figura 2) aos das imagens corrigidas com o método PE, o que pode ser explicado pelo fato do método PE não considerar correções atmosféricas.

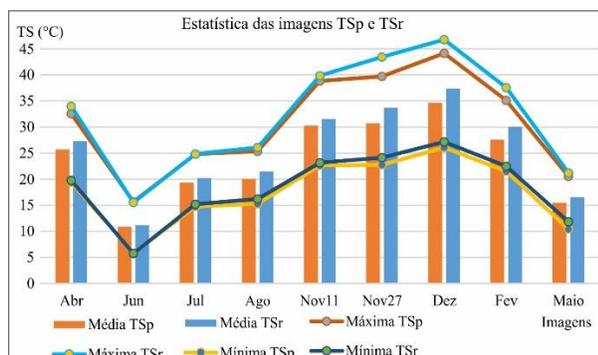


Figura 2 – Dados estatísticos das imagens termais corrigidas.

Com os dados obtidos nos pontos de campo calculou-se as estatísticas para todas as datas consideradas no modelo de estimativa. Assim, foi possível verificar que os valores de Tar apresentaram média, máxima e mínima inferiores aos da temperatura de superfície TSp e TSr. Sendo que, os dados de TS referentes as imagens TSr apresentaram-se mais elevados do que os demais. As maiores diferenças médias foram encontradas entre os dados de Tar e TSr, com valor de aproximadamente 6,45°C. Já a diferença média entre os dados Tar e TSp foi de, aproximadamente, 4,77°C.

Ao optar por gerar um modelo de regressão linear é muito importante realizar a análise da variável dependente (y), no caso deste estudo, Tar. A primeira suposição a ser cumprida é a distribuição normal de y [15]. Neste aspecto, a partir da estatística *Kolmogorov-Smirnov* obteve-se um p-valor de 0,111. Assim, como o p-valor > 0,05, confirmou-se distribuição normal de Tar com nível de significância de 5%.

O modelo 1, calculado a partir de dados de Tar e TSp (Figura 3 – a), apresentou valores de coeficientes linear e angular de -1,2531 e 0,8632, respectivamente. O coeficiente de determinação (r^2) foi de 0,93, ou seja, 93% dos valores observados de Tar foram explicados por TSp.

Em relação ao modelo 2, obtido pela relação de Tar e TSr (Figura 3 – b), verificou-se o coeficiente angular de 0,7821, isto é, a cada acréscimo de 1°C em TSr ocorrerá um aumento de 0,7821°C em Tar [15]. O coeficiente de determinação foi de aproximadamente 0,93.

A avaliação dos modelos contou com os testes ANOVA (estatística F), teste t para os parâmetros dos modelos (coeficiente angular), teste de distribuição normal (*Kolmogorov-Smirnov*) e homocedasticidade (*Breusch Pagan*) dos resíduos [15, 16]. Quanto às estatísticas F e t, verificou-se que ambas apresentaram P-valores inferior à 0,05 nos dois modelos. Já em relação aos testes *Kolmogorov e Breusch Pagan*, os P-valores foram de superiores a 0,05 nos modelos ajustados. Desta forma, constatou-se que tanto o modelo 1 quanto o 2 apresentaram avaliação satisfatória.

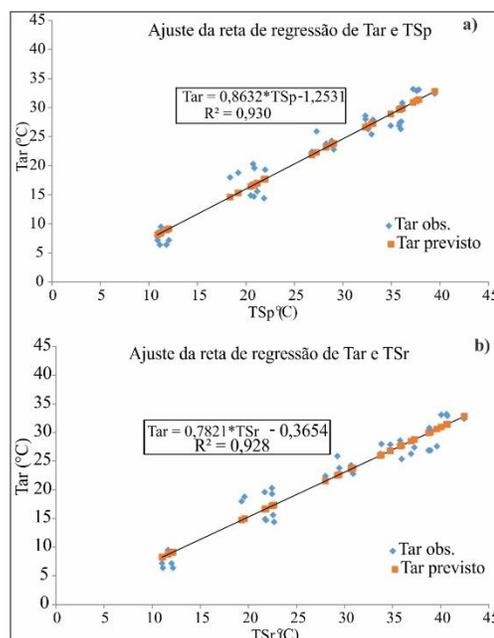


Figura 3 – (a) modelo 1 (Tar x TSp); b) Modelo 2 (Tar x TSr).

A validação apresentou um resultado satisfatório, com índices d (0,99) e NSE (0,95) no modelo 1 e d 0,99 e NSE 0,97 no modelo 2. Os coeficientes de determinação (r^2) foram de 0,96 (modelo 1) e 0,97 (modelo 2) e EMA inferior a 1°C em ambos modelos. No modelo 1, os valores de EMA e REMQ foram de 0,95°C e 1,24°C respectivamente. Já o modelo 2 apresentou EMA de 0,71°C e REMQ de 1°C. Cabe destacar que os modelos só podem ser generalizados para intervalos de temperatura de 10°C a 39°C (modelo 1) e 11°C a 42°C (modelo 2).

Comparando-se as duas validações foi possível constatar que o modelo 2 apresentou melhor desempenho que o modelo 1. As diferenças são mais significativas quando os erros EMA e REMQ são considerados. No modelo 1, em 60% dos dados as diferenças entre os dados observados e estimados foram próximas ou inferiores a 0,66°C, sendo que em 40% os valores foram superiores a 1°C. Em contrapartida, no modelo 2, em 30% dos dados contatou-se diferenças superiores a 1°C e 70% com erros inferiores ou próximos a 0,55°C. As estatísticas calculadas para os dados de validação dos dois modelos reiteram a constatação do melhor desempenho do modelo 2, já que os valores de temperatura média dos dados observados e estimado (modelo 2) apresentaram diferença de 0,11°C.

4. CONCLUSÕES

A presente pesquisa demonstrou que é possível estimar valores de temperatura do ar (Tar) a partir de produtos de sensoriamento remoto com erro médio absoluto inferior a 1°C, assim os dois modelos gerados apresentaram bom desempenho. No entanto, no modelo 1, relação de Tar e TSp corrigida pelo método *Planck Equation*, o EMA (0,94) e REMQ (1,24) foram superiores aos valores encontrados no modelo 2, relação entre Tar e TSr corrigida pelo método

Radiative Transfer Equation, com EMA de 0,71 e REMQ de 1°C. Neste aspecto, o modelo 2 foi considerado mais eficiente, pois apresentou as menores diferenças entre os dados observados em campo e os valores de Tar estimados pelo modelo.

O melhor desempenho do modelo 2, provavelmente, ocorreu devido ao fato de que as imagens utilizadas no referido modelo passaram por processo de correção mais elaborado, já que além da correção da emissividade também foi realizada correção atmosférica com os parâmetros calculados na calculadora atmosférica NASA. Em contrapartida, as imagens utilizadas no modelo 1 foram corrigidas considerando-se somente os valores de emissividade de superfície. Cabe destacar que as pesquisas continuarão com vistas a obter um maior número de amostras para validação bem como a inserção de novas variáveis explicativas que complementem os modelos, aumentando sua eficiência.

5. REFERÊNCIAS

- [1] Gartland, L. **Ilhas de Calor**: como mitigar zonas de calor em áreas urbanas. São Paulo: Oficina de Textos, 2010. 148p.
- [2] Gobo, J. P. A.; Faria, M. R.; Galvani, E. Gonçalves, F. L. T.; Monteiro, L. M. Empirical model of human thermal comfort in subtropical climates: a first approach to the Brazilian Subtropical Index (BSI). **Atmosphere**, n. 9, p. 1 – 16, 2018.
- [3] Lombardo, M. A. **Ilha de calor nas metrópoles**: o exemplo de São Paulo. São Paulo: Hucitec, 1985. 244p.
- [4] Trindade, P. M. T.; Saldanha, D. L.; Pereira Filho, W. Utilização do infravermelho termal na análise espaço temporal da temperatura de superfície e ilhas de calor urbanas. **Revista Brasileira de Cartografia**, v.69, n. 4, p. 837-855, 2017.
- [5] Chen, X. L.; Zhao, H. M.; Li, P. X.; Yin, Z.Y. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. **Remote Sensing Environment**, v.104, p. 133-146, 2006.
- [6] Liu, L.; Zhang, Y. Urban Heat Island Analysis Using the Landsat TM Data and ASTER Data: A Case Study in Hong Kong. **Remote Sensing**, v.3, p. 1535-1552, 2011.
- [7] USGS. Imagens Landsat 8 . Disponível em: <<https://ipcexplorer.cr.usgs.gov/>> Acesso: 30 Maio 2018.
- [8] Ndossi, M. I.; Avdan, U. Application of Open Source Coding Technologies in the Production of Land Surface Temperature (LST) Maps from Landsat: a PyQGIS Plugin. **Remote Sensing**, v. 8, n. 5, 2016.
- [9] IBGE. Cidade Santa Maria. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias-novoportal/por-cidade-estado-geociencias.html?t=destaques&c=4316907>> Acesso fev 2018.
- [10] WMO. Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation. WMO nº8, 2008.
- [11] Zhang, J.; Wang, Y.; Li, Y. A C++ program for retrieving land surface temperature from the data of Landsat TM/ETM+ band6. **Comput. Geosci.** v. 32, 1796–1805, 2006.
- [12] Valor, E.; Caseles, V. Mapping Land surface emissivity from NDVI: application to European, African, and South Americas áreas. **Remote Sensing of Environment**, v. 7, p. 167 – 184, 1996.
- [13] Van de Griend, A. A.; Owe, M. On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces. **International Journal Remote Sensing**, v. 14, p. 1119 – 1131, 1993.
- [14] NASA. Atmospheric Correction Parameter Calculator. Disponível em: <<https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>> Acesso: 30 Maio 2018.
- [15] Callegari-Jaques, S. M. Bioestatística: princípios e aplicações. Porto Alegre: Artmed, 2003.
- [16] Gujarati, D. N. **Econometria Básica**. 5 ed. Porto Alegre: Makron Books Brasil, 2011.
- [17] Lopes, F. B.; Barbosa, C. C. F.; Novo, E. M. L.; Andrade, E. M.; Chaves, L. C. G. Modelagem da qualidade das águas a partir de sensoriamento remoto hiperespectral. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, p. 13 – 19, 2014.
- [18] Dias Neto, J.; Thomaz Júnior, J. C.; Urbano Neto, D. F. Método de ajuste matemático para validação de dados sensores de radiação de onda longa. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31, n1, p. 37 - 44, 2016.
- [19] Nash, J. E.; Sutcliffe, J. V.: River flow forecasting through conceptual models, Part I - A discussion of principles, **Journal of Hydrology**, v.10, p.282-290, 1970.
- [20] Willmott, C. J.; Ackleson, S. G.; Davis, R. E.; Feddema, J. J.; Klink, K. M.; Legates, D. R.; Rowe, C. M.; O'donnell, J. Statistics for the evaluation and comparison of models. **Journal of Geophysical Research**, v.90, p.8995-9005, 1985.

***Agradecemos** ao apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq.