

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL**

**CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO E METEOROLOGIA**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO**

**ESTIMATIVA DA TEMPERATURA-EMISSIVIDADE DE ALVOS COM BASE EM  
REGRESSÕES DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO PROXIMAL**

**Atilio Efrain Bica Grondona**

**Orientadora:** Prof<sup>a</sup>. Silvia Beatriz Alves Rolim, Ph.D.

**Porto Alegre, maio de 2015**

# UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO E METEOROLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO

## ESTIMATIVA DA TEMPERATURA-EMISSIVIDADE DE ALVOS COM BASE EM REGRESSÕES DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO PROXIMAL

**Atilio Efrain Bica Grondona**

Lic. em Matemática (2004) - PUCRS

Me. em Sensoriamento Remoto (2011) - UFRGS

**Orientador:** Prof<sup>a</sup>. Silvia Beatriz Alves Rolim, Ph.D.

### **Banca Examinadora:**

Prof. Dr. Bardo Ernst Josef Bodmann - UFRGS

Prof. Dr. Gervasio Annes Degrazia - UFSM

Prof. Dr. Hélio Radke Bittencourt - PUCRS

Prof. Dr. Jorge Ricardo Ducatti - UFRGS

*Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Sensoriamento Remoto.*

**Porto Alegre, maio de 2015**

## **APRESENTAÇÃO**

Este trabalho foi desenvolvido no âmbito do Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) durante os anos de 2011 e 2015, sob a orientação da Prof<sup>a</sup>. Dra. Silvia Beatriz Alves Rolim.

## **AGRADECIMENTOS**

- À minha Orientadora e amiga Silvia Beatriz Alves Rolim pelo incentivo e apoio, por acreditar no meu potencial e juntos desbravar o conhecimento.
- A todos os professores do Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia da UFRGS.
- Aos meus colegas de curso, em especial ao Paulo Markoski pelas diversas discussões e troca de conhecimento e ao Bijesh Veetil por toda ajuda, esclarecimentos, e trabalhos realizados em conjunto.
- A minha namorada Jessica Rodrigues por entender, suportar, apoiar e incentivar meu trabalho e estudo.
- A Codex Remote pelo apoio e incentivo.
- A Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado do Rio Grande do Sul (FAPERGS), pelo auxílio financeiro da bolsa de estudo.

## **DEDICAÇÃO**

Dedico e ofereço este trabalho, e todas as conquistas acadêmicas, aos meus pais Sra. Sônia Maria Peres Bica e Comte. Dr. Eduardo Natalio Grondona, os quais me incentivaram, apoiaram e direcionaram da melhor forma possível, sem os quais não seria uma fração do que sou hoje.

*“Somewhere, something incredible is waiting to be known”*

Carl Sagan

## RESUMO

O infravermelho termal (TIR - *Thermal InfraRed*) é uma porção do espectro eletromagnético com várias aplicações no Sensoriamento Remoto (SR), tais como: geologia, climatologia, análises de processos biológicos, análises geofísicas, avaliação de desastres e detecção de mudanças, entre outras. No TIR a emissão de radiação dos alvos é uma função não linear de duas variáveis, a emissividade e a temperatura do alvo, e a principal dificuldade é calcular/estimar tais variáveis separadamente e de forma confiável. Vários métodos foram desenvolvidos nas últimas décadas para mitigar esta indeterminação, mas independente do método todos tem a mesma deficiência, são desenvolvidos para aplicações específicas como o tipo de sensor, tipo de estudo, o alvo em análise, o número de alvos, tipo de clima, entre outros. Desta forma, o método a ser aplicado depende do estudo em questão, e para obter melhores resultados deve-se escolher o método que melhor se aplica ao problema estudado pelo analista. Neste trabalho, se propõe uma abordagem alternativa para estimar a temperatura e, portanto, a emissividade de um alvo em particular. A abordagem consiste em gerar regressões, em determinados comprimentos de onda, a partir da função linearizada da radiância para dados de laboratório de uma amostra de quartzo em diferentes temperaturas, medida sob condições controladas de humidade e temperatura do ambiente. As regressões visam modelar a variação na temperatura devido as variações na radiância do alvo, de modo a estimar a temperatura a partir da radiância em determinado comprimento de onda e sem o conhecimento prévio da emissividade do alvo. Os dados de laboratório foram divididos em dois grupos, treinamento e controle, no grupo de treinamento várias regressões polinomiais foram aplicados enquanto os dados de controle serviram para validar e avaliar as regressões. Foram realizados 5 experimentos: 1) dados de laboratório em comprimentos de onda específicos, 2) nos comprimentos de ondas centrais das bandas TIR-ASTER, 3) nas simulações das bandas TIR-ASTER, 4) com a simulação da atmosfera (seca e úmida) para as bandas simuladas TIR-ASTER e 5) numa imagem LIB TIR-ASTER da região de estudo e validado com o produto AST08. Como resultado, foi possível estimar a temperatura com erros menores que 0.2K para os dados de laboratório e com erro médio menor que 1.5K para imagens LIB TIR-ASTER. Além disso, o método requer apenas uma banda espectral na imagem, viabilizando sua aplicação em sensores termais monoespectrais. Resultados satisfatórios foram obtidos com uma regressão linear simples, e melhoram ao aumentar o comprimento de onda. No entanto, aumentando o comprimento de onda e, simultaneamente, o grau do polinômio da regressão os resultados também melhoram com relação a regressão linear, porém não são significativos, e desta forma o ajuste linear é a melhor opção. Desta forma, o método proposto se mostrou promissor, sinalizando que futuras pesquisas são necessárias.

**Palavras Chave:** Infravermelho termal, quartzo, temperatura,  $\mu$ FT-IR, aproximação de Wien, radiância linearizada

## ABSTRACT

The thermal infrared (TIR) is a portion of the electromagnetic spectrum with multiple remote Sensing applications in the field of geology, climatology, biological processes analysis, geophysical analysis, disaster assessment, change detection and many others. In TIR, radiation emission of the target is a nonlinear function of two unknowns – the emissivity and the temperature, and the main difficulty is to calculate/estimate these two variables separately and reliably. Several methods have been developed in the recent decades to mitigate this problem. However, regardless of the method, all have developed similar incapacities for specific applications such as the type of sensor, study type, the target in question, the number of targets, type of weather, among others. Thus, the method to be applied depends on the study in question and the best results can be reached choosing the best fit method for that problem. In this work, we propose an alternative approach for estimating the temperature, and therefore the emissivity, of a particular target. The approach consists of generating statistical regressions in some wavelengths from linearized radiance function of laboratory data from a quartz sample at different temperatures, measured under controlled conditions of humidity and room temperature. The aim of regressions is to model the variation in temperature due to the variations in the radiance of the target in order to estimate the temperature from radiance data on a certain wavelength and without prior knowledge of the target emissivity. Laboratory datasets were divided into two groups - training and control. In the training group, several polynomial regressions were applied while the control group served to validate and evaluate the regressions. Five experiments were performed: (1) laboratory data at specific wavelengths (2) the central wave lengths of ASTER-TIR bands (3) simulations of ASTER-TIR bands (4) simulation of the atmosphere (dry and wet) for simulated bands of ASTER-TIR and (5) an image L1B ASTER-TIR of the study area validated with the AST08 product. As a result, it was possible to estimate the temperature with errors less than 0.2K from laboratory data and with mean error less than 1.5K from L1B ASTER-TIR images. Furthermore, the method requires only a spectral band in the image, enabling their application in monospectral thermal sensors. Satisfactory results were obtained with a simple linear regression and improved by increasing the wavelength. However, increasing the wavelength and, simultaneously, the degree of polynomial regression the results also improve with respect to linear regression results, but this improvement is insignificant, and thus the linear fit is the best option. Thus, the proposed method has shown promise, signaling that further research is needed.

**Keywords:** Thermal infrared, quartz, temperature,  $\mu$ FT-IR, Wien's approximation, linearized radiance

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO .....	16
2. OBJETIVOS .....	20
3. REGIÃO DE ESTUDO .....	20
4. ATMOSFERA .....	22
4.1. Descrição Geral da Radiação Atmosférica .....	23
4.2. Estrutura e Composição da Atmosfera .....	23
4.3. Os Efeitos Atmosféricos Sobre as Imagens .....	24
5. O SENSOR ASTER.....	24
5.1. O Subsistema TIR .....	25
5.2. Níveis de Processamento dos Dados .....	26
6. MODTRAN .....	26
7. ESPECTRORRADIÔMETRO DE CAMPO PORTÁTIL NO INFRAVERMELHO POR TRANSFORMADA DE FOURIER ( $\mu$ FT-IR).....	27
8. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	28
8.1. Espectroscopia de Emissão no Infravermelho Termal .....	28
8.2. Métodos de Separação de Temperatura e Emissividade .....	32
8.3. Realce de Temperatura e Dados Composicionais Simultaneamente .....	34
8.3.1. Razão Espectral (RE) .....	34
8.4. Realce de Temperatura e Dados Composicionais Individualmente .....	39
8.4.1. Método de duas Temperaturas (MDT) .....	39
8.4.2. Índices Espectrais Independentes da Temperatura (TISI) .....	42
8.4.3. Método de Renormalização da Emissividade (MRE) .....	49
8.4.4. Método da Banda de Referência (MBR) .....	50
8.4.5. Método da Emissividade Normalizada (MEN) .....	51
8.4.6. Método dos Resíduos Logarítmicos (LRM) .....	52
8.4.7. Método dos Resíduos Alpha ( $\alpha$ -RM) .....	55
8.4.8. Método de Máxima-Mínima Diferença (MMD).....	57
8.4.9. Método do Corpo Cinza (MCC) .....	59
8.5. Realces Híbridos .....	62
8.5.1. Realce de Contraste por Decorrelação (RCD) .....	62
8.6. Discussão dos Métodos .....	65

9. MATERIAL .....	68
9.1. Amostra de Quartzo .....	68
9.2. Simulação da Atmosfera .....	69
9.3. Imagens ASTER .....	69
9.4. MATLAB .....	70
10. MÉTODO .....	70
11. EXPERIMENTOS .....	80
11.1. EXPERIMENTO 1 - Dados de laboratório ( $\mu$ FT-IR) .....	84
11.2. EXPERIMENTO 2 - Comprimentos de Ondas Centrais das bandas TIR- ASTER.....	88
11.3. EXPERIMENTO 3 - Simulação das Bandas do TIR - ASTER .....	91
11.4. EXPERIMENTO 4 - Simulação da Atmosfera (Seca e Úmida) .....	98
11.5. EXPERIMENTO 5 - Imagem de Radiância ASTER (L1B) .....	102
12. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	109
13. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	112
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	115
APÊNDICE A: ALGORITMOS IMPLEMENTADOS EM MATLAB .....	123
Algoritmo 1 - Calcula a radiância do alvo e a radiância de corpo negro .....	123
Algoritmo 2 - Calcula as radiâncias do alvo e de corpo negro usando a aproximação de Wien para a função de Planck .....	124
Algoritmo 3 - Linearização da aproximação de Wien para a função de Planck .....	125
Algoritmo 4 - Reamostragem de dados .....	126
Algoritmo 5 - Linearização da aproximação de Wien para a função de Planck dos dados simulador TIR-ASTER .....	127
Algoritmo 6 - Simulação (inclusão) atmosfera .....	128
Algoritmo 7 - Correção (remoção) da atmosfera .....	129
APÊNDICE B: FUNÇÕES RESPOSTA DO TIR - ASTER .....	130
APÊNDICE C - ARTIGOS DA TESE.....	131
ARTIGO 1 .....	132
ARTIGO 2 .....	159
APÊNDICE D - REGRESSÃO LINEAR PARA AJUSTE DOS DADOS.....	177
D.1. Regressão Linear Ordinária .....	177



D.1.1. Estimativas por Mínimos Quadrados .....	179
D.2. Regressão Linear de Ordem $N$ .....	181
D.3. Avaliação da Qualidade do Ajuste .....	183
APÊNDICE E - FEIÇÃO <i>RESTSTRAHLEN</i> .....	186
APÊNDICE F - TRABALHOS PUBLICADOS .....	187

## LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 1: Distribuição das bandas do sensor ASTER ao longo do espectro eletromagnético (VNIR, SWIR e TIR). Fonte: Adaptado de Australian Government-Geoscience Australia .....</i>	17
<i>Figura 2: Localização da região de estudo, imagem ASTER composição falsa-cor R5G2B1 do dia 26/09/2000 .....</i>	21
<i>Figura 3: Amostra de quartzo (imagem ilustrativa).....</i>	22
<i>Figura 4: Espectro de emitância de corpo negro em diferentes temperaturas. Em amarelo está representado o espectro de emissividade de um corpo negro na temperatura da superfície do sol; em vermelho está representado o espectro de emissividade de um corpo negro na temperatura da superfície da terra .....</i>	30
<i>Figura 5: Diagrama esquemático mostrando a variação dos efeitos do realce linear em duas bandas A e B de (a) dados pouco correlacionados e (b) dados altamente correlacionados. Fonte: Adaptado de Gillespie et al. (1986) .....</i>	63
<i>Figura 6: Representação esquemática do realce por decorrelação de dados altamente correlacionados. (a) Diagrama de variação dos dados brutos (A,B) mostrando os eixos ortogonais <math>P_1</math> e <math>P_2</math>; (b) Dados após a transformação de principais componentes;(c) Realce linear de contraste é aplicado aos dados decorrelacionados (<math>P_1, P_2</math>); (d) A transformação inversa de principais componentes é aplicada aos dados realçados retornando ao espaço (A,B). Fonte: Adaptado de Gillespie et al. (1986) .....</i>	64
<i>Figura 7: Curvas de Radiância de uma amostra de quartzo em diferentes temperaturas .....</i>	71
<i>Figura 8: Radiâncias dadas pela função de Planck e pela aproximação de Wien para a função de Planck.....</i>	72

<i>Figura 9: Radiância linearizada .....</i>	<i>73</i>
<i>Figura 10: Deslocamento vertical da radiância linearizada .....</i>	<i>73</i>
<i>Figura 11: Curvas de Emissividade de uma amostra de Quartzo em diferentes temperaturas .....</i>	<i>74</i>
<i>Figura 12: Gráfico da variação da temperatura com relação à radiância .....</i>	<i>75</i>
<i>Figura 13: Gráfico da variação da temperatura com relação à radiância linearizada .....</i>	<i>77</i>
<i>Figura 14: Energia de um corpo negro dada pela função de Planck (azul) e pela aproximação de Wien da função de Planck (vermelho).....</i>	<i>79</i>
<i>Figura 15: Diferença entre a energia de um corpo negro dada pela função de Planck e pela aproximação de Wien da função de Planck .....</i>	<i>79</i>
<i>Figura 16: Dispersão dos dados para as amostras de teste nos comprimentos de onda de 10<math>\mu</math>m , 10.1<math>\mu</math>m , 11<math>\mu</math>m e 12<math>\mu</math>m .....</i>	<i>84</i>
<i>Figura 17: Dispersão dos dados para as amostras de teste nos comprimentos de onda centrais das bandas TIR-ASTER .....</i>	<i>88</i>
<i>Figura 18: Medidas de radiância de laboratório reamostradas para as bandas do TIR-ASTER .....</i>	<i>92</i>
<i>Figura 19: Dispersão dos dados para as amostras de teste nos comprimentos de onda médio das bandas TIR-ASTER simuladas .....</i>	<i>92</i>
<i>Figura 20: Regressões para a banda 10 TIR-ASTER simulada .....</i>	<i>93</i>

<i>Figura 21: Regressões para a banda 11 TIR-ASTER simulada .....</i>	<i>93</i>
<i>Figura 22: Regressões para a banda 12 TIR-ASTER simulada .....</i>	<i>94</i>
<i>Figura 23: Regressões para a banda 13 TIR-ASTER simulada .....</i>	<i>94</i>
<i>Figura 24: Regressões para a banda 14 TIR-ASTER simulada .....</i>	<i>95</i>
<i>Figura 25: Curvas de radiância da verdade de campo sem correção atmosférica .....</i>	<i>102</i>
<i>Figura 26: Curvas de radiância da verdade de campo corrigidas para os efeitos da atmosfera .....</i>	<i>104</i>
<i>Figura D1: Equação da reta. Adaptado de: Weisberg (2005) .....</i>	<i>177</i>
<i>Figura D2: Aproximação de uma curva através de uma reta. Adaptado de: Weisberg (2005) .....</i>	<i>178</i>

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1.</b> Composição da atmosfera, quando seca, abaixo de 25 km. Fonte (Barry e Chorley, 1976) .....	23
<b>Tabela 2.</b> Especificações do sensor ASTER .....	25
<b>Tabela 3.</b> Resumo Aplicações e Restrições dos Métodos .....	67
<b>Tabela 4.</b> Medidas realizados para a amostra de quartzo .....	68
<b>Tabela 5.</b> Comprimentos de onda utilizados nos experimentos .....	83
<b>Tabela 6.</b> Medidas de laboratório $\mu$ FT-IR .....	83
<b>Tabela 7.</b> Coeficientes de determinação das Regressões .....	85
<b>Tabela 8.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada .....	86
<b>Tabela 9.</b> Coeficientes de determinação das Regressões .....	89
<b>Tabela 10.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada .....	90
<b>Tabela 11.</b> Coeficientes de determinação das Regressões .....	96
<b>Tabela 12.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada .....	97
<b>Tabela 13.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando o comprimento de onda central das bandas TIR-ASTER para a atmosfera úmida .....	99
<b>Tabela 14.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando o comprimento de onda central das bandas TIR-ASTER para a atmosfera seca .....	99
<b>Tabela 15.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando as bandas TIR-ASTER simuladas para a atmosfera úmida .....	100
<b>Tabela 16.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando as bandas TIR-ASTER simuladas para a atmosfera seca .....	101
<b>Tabela 17.</b> Verdades de campo da imagem TIR-ASTER .....	103
<b>Tabela 18.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir das bandas TIR-ASTER simuladas .....	105
<b>Tabela 19.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir das bandas TIR-ASTER simuladas .....	106

<b>Tabela 20.</b> Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir dos comprimentos de ondas centrais das bandas TIR-ASTER .....	107
<b>Tabela 21.</b> Estatísticas para as diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir das bandas TIR-ASTER simuladas .....	108
<b>Tabela 22.</b> Estatísticas para as diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir dos comprimentos de ondas centrais das bandas TIR-ASTER .....	109

## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

$\alpha$ -RM - Método dos Resíduos Alpha  
ASTER - Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer  
CEPSRM - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia  
CERES - Clouds and Earth's Radiant Energy System  
CPRM - Serviço Geológico Brasileiro  
EOS - Earth Observing System  
FWHM - Full Width at Half Maximum  
INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais  
JERS - Japanese Earth Resources Satellite  
LABSRGEO - Laboratório de Sensoriamento Remoto Geológico  
LANDSAT - Land Resources Satellite  
LPDAAC - Land Processes Distributed Active Archive Center  
LRM - Método dos Resíduos Logarítmicos  
MATLAB - MATrix LABoratory  
MBR - Método da Banda de Referência  
MCC - Método do Corpo Cinza  
MDT - Método de duas Temperaturas  
MEN - Método da Emissividade Normalizada  
METI - Ministério da Economia e da Indústria do Japão  
MISR - Multi-angle Imaging Spectroradiometer  
MMD - método de Máxima-Mínima Diferença  
MODIS - Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer  
MODTRAN - Moderate Spectral Resolution Atmospheric Transmittance algorithm and computer model  
MOPITT - Measurements of Pollution in the Troposphere  
MRE - Método de Renormalização da Emissividade  
NASA - National Aeronautics and Space Administration  
NEAT - Noise Equivalent Differential Temperature  
PC - Principais Componentes  
 $R^2$  - Coeficiente de determinação  
RCD - Realce de Contraste por Decorrelação  
RE - Razão Espectral  
REM - radiação eletromagnética  
RMS - Root Mean Square  
RMSE - Root Mean Squared Error  
RSS - Residuals Square Sum  
SEABASS - SeaWiFS Bio-optical Archive and Storage System  
SIPAM - Sistema de Proteção da Amazônia  
SPOT - Satellite Pour l'Observation de la Terre  
SSE - Sum of Squares due to Error  
SSR - Sum of Squares of the Regression  
SST - Total Sum of Squares  
SWIR - short wave infrared  
TES - Separação de Temperatura e Emissividade  
TIR - thermal infrared  
TISI - Índices Espectrais Independentes da Temperatura  
UFRGS - Universidade Federal do Rio Grande do Sul  
UV - Ultra Violeta  
VNIR - visible and near infrared

## 1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos o governo brasileiro tem dado destaque e investido em políticas públicas de mapeamento cartográfico e temático do território nacional. Projetos visando à geração e difusão de informações para gestão de recursos naturais, como os programas de Levantamento Geológico Básico orientados pelo Serviço Geológico Brasileiro (CPRM), de Cartografia da Amazônia sob a coordenação do Sistema de Proteção da Amazônia (SIPAM), e de Monitoramento e Desmatamento da Amazônia (PRODES e DETER) a cargo do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), são exemplos de políticas públicas nas áreas de geociências, cartografia e meio ambiente.

O que estes projetos têm em comum é a utilização de ferramentas de geotecnologias, sistemas de informações geográficas, sensoriamento remoto e geofísica para a aquisição, processamento, análise e integração dos dados. Embora a geração, tratamento e organização das informações forneçam uma base sólida para o uso e interpretação dos dados, elas requerem a pesquisa e desenvolvimento de métodos para aplicações em diferentes áreas do conhecimento em todo território nacional.

No que se refere ao sensoriamento remoto, o mais longo registro contínuo em escala global da superfície da Terra vem sendo realizado junto ao Programa LANDSAT (*Land Resources Satellite*). Este programa vem coletando dados orbitais há mais de 40 anos em média resolução espectral, espacial e radiométrica, constituindo um arquivo histórico incomparável sobre a superfície terrestre (NASA<sup>1</sup>, 2013). Em especial, o LANDSAT 5, lançado em 1 de março de 1984, operou 27 anos após seu tempo de vida útil, sendo desativado em novembro de 2011 devido à degradação dos componentes eletrônicos. Neste sentido, até a década de 2000, muitas pesquisas foram realizadas com sucesso, independentemente das restrições inerentes ao sistema. Nas pesquisas geológicas de escala de detalhe e semi detalhe tais restrições relacionam-se à baixa resolução espacial e espectral, afetando diretamente a discriminação de uma variedade importante de minerais e rochas.

Como alternativa e avanço aos programas como LANDSAT, SPOT (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*), JERS (*Japanese Earth Resources Satellite*), entre outros, o satélite EOS-TERRA foi desenvolvido com 5 sistemas, sendo o ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*), o primeiro sensor multiespectral orbital específico para mapeamento de minerais, rochas e fenômenos geológicos. O satélite TERRA foi lançado em 18 de dezembro de 1999, e fruto da



cooperação entre a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) e o METI (Ministério da Economia e da Indústria do Japão). Este satélite carrega a bordo cinco sensores: ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*), CERES (*Clouds and Earth's Radiant Energy System*), MISR (*Multi-angle Imaging Spectroradiometer*), MODIS (*Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer*) e o MOPITT (*Measurements of Pollution in the Troposphere*). Este conjunto de sensores é capaz de prover informações sobre: nuvens, vapor d'água, partículas de aerossóis, dados da superfície terrestre e oceânica e sua interação com a atmosfera e o balanço de energia (NASA<sup>2</sup>, 2013).

O sensor ASTER adquire dados em 14 bandas espectrais de alta resolução espacial nos comprimentos de onda do visível ao infravermelho termal, quantificando os dados em 8 bits (VNIR-*visible and near infrared* e SWIR-*short wave infrared*) e 12 bits (TIR-*thermal infrared*), além de fornecer um par de imagens estereoscópicas para a criação de modelos digitais de elevação. Na Figura 1 é possível ver a distribuição das bandas nos dois sensores, ASTER e TM, ao longo do espectro eletromagnético (VNIR, SWIR e TIR).

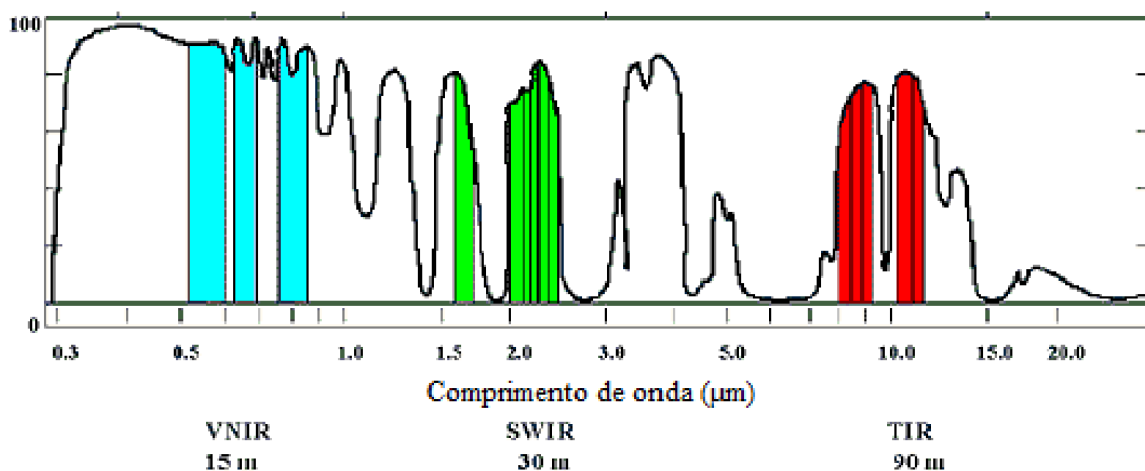


Figura 1: Distribuição das bandas do sensor ASTER ao longo do espectro eletromagnético (VNIR, SWIR e TIR). Fonte: Adaptado de Australian Government-Geoscience Australia.

O aumento nas resoluções espectral e espacial do sensor ASTER, quando comparadas ao LANDSAT e principalmente na região do SWIR, permitiu que minerais compostos basicamente por alumínio, ferro e magnésio, como hidroxilas, argilas, carbonatos, micas, cloritas e anfibólios pudessem ser discriminados com mais facilidade. Porém, para estudos com rochas máficas o VNIR e o SWIR não se mostraram eficientes, uma vez que as respostas

espectrais nestas regiões do espectro eletromagnético são muito semelhantes tornando difícil a discriminação deste tipo de alvo.

O comportamento dos minerais e as feições espectrais observadas no TIR apresentam particularidades, principalmente em relação aos silicatos. Estas feições estão relacionadas às diferenças nas ligações Si-O destes minerais (Hook *et al.*, 2005) os quais apresentam mínima emissividade (“banda *reststrahlen*”). Esse comportamento pode ser verificado em silicatos como o quartzo, com feições em torno de 8,2 $\mu$ m e 9,3 $\mu$ m (Hunt, 1980). Desta forma, o TIR (8 $\mu$ m a 14 $\mu$ m) eficiente para este tipo de estudo, onde as propriedades emissivas dos materiais são predominantes em relação às propriedades reflexivas (Kealy e Hook, 1993; Gillespie *et al.*, 1999) e podem ser usadas para obter melhores resultados em mapeamentos geológicos.

A espectroscopia no TIR pode ser utilizada na obtenção da temperatura e da emissividade de objetos da superfície terrestre, possuindo aplicações em geologia, climatologia, análise de processos geofísicos, estudo de pluma atmosférica, identificação de constituintes da superfície para o mapeamento e uso da terra (Collins *et al.*, 2001; Collins *et al.*, 1999). Além destas, a espectroscopia pode ser aplicada em outras áreas, como na análise de processos biológicos e estudo do corpo humano.

Neste sentido, é fundamental obter boas estimativas de temperatura e emissividade dos objetos, uma vez que o espectro de radiância termal é uma função destas duas variáveis. Como todo corpo no universo, com temperatura acima do zero absoluto, emite radiação no infravermelho em função de sua temperatura (Prakash, 2000; Rees, 2001; Olsen, 2007), quanto maior é a temperatura do objeto mais intensa será a radiação infravermelha emitida (Prakash, 2000; Rees, 2001; Olsen, 2007). A partir disso, os dados de radiância do TIR detectados pelos sensores podem ser usados para calcular a temperatura e emissividade dos objetos imageados.

Uma das principais dificuldades encontradas ao se trabalhar com imagens do infravermelho termal consiste em se obter medidas precisas para a temperatura e a emissividade dos alvos, já que a relação entre a temperatura e a radiância do alvo não é linear (Prakash, 2000; Rees, 2001; Olsen, 2007; Collins *et al.*, 2001). Para contornar este problema, pesquisas visando desenvolver algoritmos cada vez mais precisos para separar a temperatura da emissividade vêm sendo realizadas. Nas últimas décadas, alguns autores como Collins *et al.*, (1999) e (2001), Hook *et al.*, (1992), Kealy e Hook (1993), Kahle e Alley (1992), Li *et al.*, (1999), Watson (1992), Watson<sup>1</sup> (1992) vêm pesquisando e desenvolvendo métodos de

separação da temperatura e emissividade mais refinados para o TIR. Entre os principais métodos de separação de temperatura e emissividade estão: emissividade de corpo cinza, realce de contraste por decorrelação, método da razão espectral, método a duas temperaturas para medida de emissividade, normalização de emissividade, re-normalização de emissividade, emissividade alpha, método da banda de referência (Li *et al.*, 1999; Gillespie *et al.*, 1985; Watson, 1992; Watson<sup>1</sup>, 1992; Collins *et al.*, 2001; Gillespie, 1992).

A partir das imagens captadas pelo subsensor TIR-ASTER são gerados vários produtos, entre eles o AST05 (emissividade de superfície) e o AST08 (temperatura de superfície), utilizados para o estudo do comportamento de alvos. Estes produtos foram empregado com sucesso em vários trabalhos (Sobrino *et al.*, 2002; Hulley *et al.*, 2009; Sabol *et al.*, 2009; Srivastava *et al.*, 2010; Murphy *et al.*, 2009). Entretanto, ao utilizá-lo para o mapeamento de rochas vulcânicas no sul da Bacia do Paraná - Brasil, verificou-se, através da análise de várias cenas, que o produto possuía baixíssima qualidade, apresentando grande quantidade de ruído. Para entender o que estava afetando as imagens, foram realizadas pesquisas em outros trabalhos, encontrando relatos com o mesmo problema, onde as imagens apresentavam visualmente grande quantidade de ruído e erros tanto na estimativa da emissividade quanto no cálculo da temperatura (Coll *et al.*, 2009; Barreto *et al.*, 2010; Gustafson *et al.*, 2006; Gillespie *et al.*, 2011). Estes trabalhos constataram que tais problemas estavam relacionados, principalmente, ao processo de correção atmosférica das imagens, agravando-se em regiões úmidas, onde a concentração de vapor d'água é maior e o processo de modelagem desta variável não mostra desempenho adequado.

A atmosfera úmida é uma característica de regiões tropicais, e os dados obtidos por sensores termais nestas regiões estarão suscetíveis a uma maior degradação das informações. Isto tem restringido a realização de uma série de trabalhos utilizando este tipo de dado em atmosferas úmidas. A correção e geração de dados de emissividade/temperatura de melhor qualidade tornou-se o objetivo principal deste trabalho, para que estes dados possam ser utilizados no mapeamento geológico/mineral. Assim, as deficiências no TIR descritas anteriormente e os fatores causadores de possíveis erros serviram de motivação para este trabalho, remetendo à necessidade do desenvolvimento de algoritmos mais precisos e rápidos para o processo de cálculo de temperatura e emissividade em imagens do infravermelho termal para atmosferas úmidas.

## 2. OBJETIVOS

O projeto tem como principal objetivo desenvolver uma nova abordagem para a estimativa da temperatura fornecendo dados de melhor qualidade em regiões de atmosfera úmida a partir de imagens do sensor ASTER utilizando dados de laboratório para alvos em diferentes temperaturas. Desta forma se pretende mitigar o problema da atmosfera úmida em imagens na região do infravermelho termal, melhorando as estimativas para a temperatura.

Como objetivos específicos pretende-se:

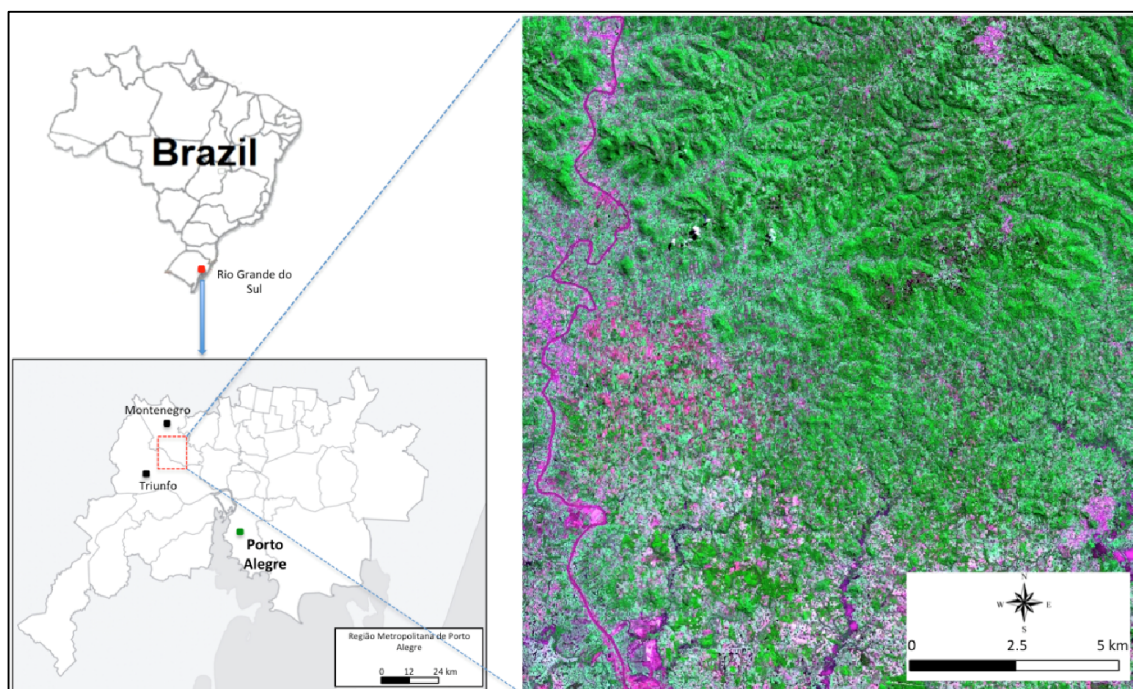
- realizar análise crítica/qualitativa entre os métodos existentes de separação de temperatura e emissividade;
- realizar experimentos com alvos (quartzo) em diferentes temperaturas, devidamente medidos com espectrorradiômetro  $\mu$ FT-IR Model 102;
- simular, a partir de medidas de laboratório, a radiância medida nos intervalos espectrais análogos às bandas do TIR-ASTER;
- simular a interferência da atmosfera nos dados de laboratório;
- aplicar o método proposto em:
  - dados de laboratório;
  - comprimentos de ondas médios do TIR-ASTER;
  - simulações das bandas TIR-ASTER a partir dos dados de laboratório;
  - simulações da radiância medida no topo da atmosfera (incluindo a interferência da atmosférica);
  - uma imagem de radiância (L1B) da área de estudo validada através da imagem de temperatura (AST08);
- desenvolver uma abordagem em que o tempo de processamento não seja uma restrição para a sua aplicabilidade em dados reais e avaliar a sua eficiência computacional.

## 3. REGIÃO DE ESTUDO

A região de estudo compreende a porção sul da bacia vulcanossedimentar do Paraná (Figura 2). Esta região possui extensas unidades vulcânicas sob a forma de sucessões de derrames de lava que possuem uma espessura média de 650 m, podendo alcançar mais de 1.500 m no depocentro da bacia. Estas sucessões de derrames, que no Brasil são conhecidas

como Formação Serra Geral, são formadas por rochas básicas, intermediárias e ácidas. Sua constituição se faz por basaltos e andesi-basaltos toleíticos (mais de 90%), andesitos toleíticos (cerca de 7%) e riolitos e riodacitos (cerca de 3%) (Melfi et al., 1988).

Quanto aos solos, o sul da bacia apresenta uma grande variedade destes, como consequência da complexa formação geológica e da ação climática existente. Entre eles podem ser citados os Alissolos, Argissolos, Cambissolos, Chernossolos, Gleissolos, Latossolos, Luvisolos, Neossolos, Nitossolos, Organossolos, Planossolos, Plintossolos e Vertissolos. Alguns deles, como os Latossolos, são desenvolvidos das rochas efusivas básicas e menos comumente de efusivas ácidas (Pedron, 2007).



*Figura 2: Localização da região de estudo, imagem ASTER composição falsa-cor R5G2B1 do dia 26/09/2000*

Visto que um dos motivos da realização deste trabalho foi obter imagens de emissividade com qualidade suficiente para que possam ser empregadas no mapeamento de solos e rochas, foi selecionado uma cena que apresentasse: (1) área com exposição de rochas/solos compatível com a resolução espacial do sensor TIR-ASTER (90m); (2) dados meteorológicos disponíveis para a modelagem atmosférica. Assim, foi selecionada uma imagem ASTER localizada próximo à região metropolitana de Porto Alegre, a qual possui, além do primeiro requisito, dados meteorológicos diários disponíveis fornecidos por estação meteorológica localizada junto ao aeroporto.

Devido à baixa ocorrência de afloramentos rochosos horizontais nesta região, a validação dos resultados foi realizada através da análise dos solos existentes na região. Segundo Reinert et al. (2007) o solo da região é classificado como argissolo vermelho distrófico. São solos profundos, bem drenados, de coloração avermelhada e textura franco argilosa a argilosa com cascalhos (8 a 15% de cascalho). São porosos e desenvolvidos de granito (rocha intrusiva, comum na região do Escudo Sulriograndense). Apresentam baixa fertilidade química com saturação e soma de bases baixa e com teores baixos de matéria orgânica e normalmente, fortemente ácidos. Ocorrem em relevo ondulado, sendo susceptíveis a erosão. Nas partes de relevo mais acidentado é comum à ocorrência de Neossolos Litólicos ou Neossolos Regolíticos.



*Figura 3: Amostra de quartzo (imagem ilustrativa)*

#### **4. ATMOSFERA**

Esta seção apresenta uma síntese a respeito da atmosfera, seu comportamento e composição e influência sobre as imagens obtidas no espectro do infravermelho termal.

#### 4.1. Descrição Geral da Radiação Atmosférica

A Terra recebe energia do Sol nos comprimentos de onda do visível e infravermelho, na sua maior parte. Esta energia é absorvida pela Terra e re-irradiada, principalmente, em comprimentos de onda do infravermelho ( $4\mu m - 50\mu m$ ), devido ao pico de emissão desta porção do espectro eletromagnético. Como a superfície terrestre não é um corpo negro possui emissividades variando entre 0,85 e 0,99, dependendo do tipo e condições da superfície (Levi, 1980). Parte da radiação emitida pela Terra é absorvida na atmosfera e então re-emitada para o espaço ou para a Terra, chamada de emissão atmosférica (Houghton et al., 1984). O fenômeno do espalhamento atmosférico é devido aos gases que absorvem e emitem energia no infravermelho (vapor d'água ( $H_2O$ ), dióxido de carbono ( $CO_2$ ), ozônio ( $O_3$ ), metano ( $CH_4$ ), entre outros), e a irradiação atmosférica depende da temperatura e da distribuição/concentração destes gases.

#### 4.2. Estrutura e Composição da Atmosfera

A atmosfera é uma grande mistura de gases (Tabela 1). Estes gases podem ser divididos em dois grupos:

1. Os gases permanentes: os quais possuem concentração homogênea e constante na maior parte da atmosfera (nitrogênio ( $N_2$ ), oxigênio ( $O_2$ ) e o argônio (Ar)) e representam mais de 99,6% do volume da atmosfera;
2. Os que variam sua concentração em tempo, espaço ou ambos: neste grupo, o vapor d'água ( $H_2O$ ) e o  $O_3$  possuem concentrações muito diferentes dependendo do lugar, e mostram grande variabilidade temporal, diária ou entre as estações;

**Tabela 1.** Composição da atmosfera, quando seca, abaixo de 25 km. Fonte (Barry e Chorley, 1976)

Gás	%
Nitrogênio ( $N_2$ )	78,08
Oxigênio ( $O_2$ )	20,94
Argônio (Ar)	0,93
Dióxido de carbono ( $CO_2$ ) (variável)	0,035
Neônio (Ne)	0,0018
Hélio (He)	0,0005
Ozônio ( $O_3$ )	0,00006
Hidrogênio ( $H_2$ )	0,00005
Metano ( $CH_4$ )	0,00014

O espectro do vapor d'água cobre praticamente toda a região do infravermelho, sendo considerado o absorvedor mais importante (Viúdez-Mora, 2011) influenciando mais na degradação das informações que chegam ao sensor.

### **4.3. Os Efeitos Atmosféricos Sobre as Imagens**

As imagens termais captadas a partir de sensores remotos orbitais constituem-se do produto da radiação eletromagnética (REM) emitida pela superfície terrestre no infravermelho termal. Neste intervalo, a atmosfera interage com a REM emitida no percurso entre a superfície terrestre e o sensor. Os principais efeitos observados nas imagens de satélite são a diminuição da faixa de valores digitais registrados pelo sensor, diminuição do contraste entre os alvos adjacentes e alteração no brilho de cada ponto da imagem. Segundo Tonooka (2010), o vapor d'água (H<sub>2</sub>O), o O<sub>2</sub>, o O<sub>3</sub> e o CO<sub>2</sub> são os principais constituintes atmosféricos a influenciar na degradação das informações. Destes o vapor d'água, juntamente com a temperatura, são os fatores que mais contribuem para a degradação dos dados no infravermelho termal.

## **5. O SENSOR ASTER**

O sensor ASTER foi lançado em dezembro de 1999, a bordo da plataforma Terra, como parte do programa *Earth Observing System* (EOS). O projeto resultou de um tratado conjunto entre a NASA dos Estados Unidos e o *Ministry of Economy Trade and Industry* (METI) do Japão, com a colaboração de organizações científicas e da indústria aeroespacial dos dois países (Abrams & Hook, 2002).

É um dos poucos sensores orbitais em operação que agrupa várias características especiais, de interesse para aplicações geológicas (Hook, 1999). O sensor é constituído por três subsistemas de imageamento independentes, os quais coletam dados em várias porções do espectro eletromagnético: a região do espectro VNIR é coberta com três bandas espectrais, na resolução espacial de 15m; a região do espectro SWIR possui seis bandas, na resolução de 30m; e a região do TIR possui cinco bandas, na resolução de 90m (Tabela 2).



**Tabela 2.** Especificações do sensor ASTER.

Subsistema	Número da banda	Largura da banda (µm)	Resolução espacial (m)	Resolução radiométrica
VNIR	1	0,52 – 0,60	15	8 bits
	2	0,63 – 0,69		
	3N	0,78 – 0,86		
	3B	0,78 – 0,86		
SWIR	4	1,60 – 1,70	30	8 bits
	5	2,145 – 2,185		
	6	2,185 – 2,225		
	7	2,235 – 2,285		
	8	2,295 – 2,365		
	9	2,360 – 2,430		
TIR	10	8,125 – 8,475	90	12 bits
	11	8,475 – 8,825		
	12	8,925 – 9,275		
	13	10,25 – 10,95		
	14	10,95 – 11,65		

### 5.1. O Subsistema TIR

O subsistema TIR, composto por cinco bandas espectrais, possui varredura mecânica, com 10 detectores de Telureto de Cádmio-Mercúrio (HgCdTe) para cada banda. Estes detectores são mantidos a uma temperatura de 80K através de um sistema de resfriamento mecânico de baixas vibrações. O sinal detectado é pré e pós-amplificado numa escala de 50 (Palluconi et al., 1999).

Um disco de alta emissividade é usado como referência a bordo da plataforma para a calibração do subsistema. Este disco é observado antes e depois de cada imageamento para se calcular diferenças no instrumento e, periodicamente, este disco é aquecido em diferentes temperaturas para o cálculo de ganho e *offset*.

Um espelho de varredura é utilizado tanto para a varredura quanto para o posicionamento. No modo de varredura o espelho oscila ao longo da faixa de imageamento por volta de 7 Hz. Este espelho pode posicionar aproximadamente 8°54' do nadir para permitir uma cobertura total de qualquer ponto da Terra em seu ciclo orbital de 16 dias (Palluconi et al., 1999).

O subsistema TIR usa um telescópio Newtoniano catadióptrico com espelho primário esférico e lentes para correção da aberração. Diferente do telescópio do subsistema VNIR, o telescópio do TIR é fixo e, tanto o processo de varredura quanto o de posicionamento, é feito pelo espelho.

## 5.2. Níveis de Processamento dos Dados

O ASTER produz dados em vários níveis de processamento. Dados Nível L1A consistem em imagens, com valores brutos de radiância, sem correções radiométricas e geométricas do sensor ou ruídos, mantendo assim os valores originais dos mesmos. Os dados Nível L1B são calibrados geométrica e radiometricamente, processados e convertidos a partir dos dados Nível L1A. A radiância calibrada é dada em  $Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$ .

Os dados de emissividade do sensor ASTER podem ser obtidos de duas formas: (a) através de dados Nível L1B, utilizando para isto o processo de separação entre emissividade/temperatura das bandas espectrais localizadas na região do TIR; (b) através da aquisição direta das imagens com valores de emissividade (Produto AST05), junto ao LPDAAC (*Land Processes Distributed Active Archive Center*) do Serviço Geológico Americano. Além deste, outros produtos Nível 2 podem ser adquiridos, como temperatura da superfície, composições coloridas realçadas por decorrelação, reflectância da superfície, temperatura cinética, radiância da superfície, etc.. No Nível 3 são fornecidos produtos ainda mais sofisticados, como modelos digitais de elevação.

## 6. MODTRAN

A radiância que deixa a superfície, a qual é uma combinação entre a radiação emitida e a refletida, está relacionada à radiância registrada pelo sensor, à transmissão atmosférica e à radiância atmosférica ascendente, esta última derivada tanto da emissão quanto do espalhamento atmosférico. Assim, a radiância registrada pelo sensor pode ser obtida por meio de um modelo de transferência radiativa que descreve como a mesma se comporta quando em contato com a atmosfera.

Quando se tem conhecimento das propriedades ópticas da atmosfera e do processo de interação do espalhamento atmosférico e a superfície, além de dados meteorológicos auxiliares, é possível modelar a atmosfera com maior precisão utilizando algoritmos que visam estimar os parâmetros físicos característicos da atmosfera em estudo. Um exemplo destes algoritmos é o *Moderate Spectral Resolution Atmospheric Transmittance algorithm and computer model* (MODTRAN), um dos softwares (comercial) mais conhecidos e utilizados na modelagem da transferência radiativa atmosférica, desenvolvido pelo

Laboratório de Pesquisas da Força Aérea dos Estados Unidos. Mesmo sendo um software comercial seu código é aberto, podendo ser alterado pelo analista.

O MODTRAN foi desenvolvido para modelar como a radiação se comporta ao passar pela atmosfera terrestre, sendo modelada em camadas (homogêneas horizontalmente) e perfis verticais (heterogêneos) dos seus constituintes. Esta modelagem pode ser realizada usando aqueles já incorporados no software ou com base em perfis do usuário. O MODTRAN é capaz de modelar o comportamento atmosférico desde a região espectral do UV ( $0,2\mu m$ ) até o TIR ( $1mm$ ), em uma resolução de até  $0,1cm^{-1}$ . Como resultado dos processamentos, são gerados dados de transmitância, radiância e irradiância atmosférica, entre outros (Berk et al., 2011).

Os modelos de atmosfera padrão podem ser utilizados de acordo com o conhecimento da área de estudo, em relação a sua localização geográfica, tipo de cobertura terrestre, etc. Estes modelos incluem perfis para 12 constituintes atmosféricos ( $H_2O$ ,  $O_3$ ,  $CO_2$ ,  $CO$ ,  $CH_4$ ,  $N_2O$ ,  $O_2$ ,  $NH_3$ ,  $NO$ ,  $NO_2$ ,  $SO_2$ ,  $HNO_3$ ), além de outros perfis moleculares que podem ser adicionados à modelagem, de acordo com a necessidade do usuário (Berk et al., 2011). Para correção de imagens termais, o MODTRAN permite estimar os parâmetros que possuem maior contribuição para os efeitos da atmosfera tais como a transmitância total, a radiância ascendente e a descendente.

## **7. ESPECTRORRADIÔMETRO DE CAMPO PORTÁTIL NO INFRAVERMELHO POR TRANSFORMADA DE FOURIER ( $\mu FT-IR$ )**

O espectrorradiômetro no infravermelho por Transformada de Fourier (FTIR) portátil Modelo 102, chamado  $\mu FT-IR$  foi desenvolvido pela empresa Designs&Prototypes (D&P) para medições no campo da radiância espectral de diferentes alvos na superfície da Terrestre. Vários protótipos deste instrumento foram desenvolvidos para alcançar uma resolução espectral de  $1cm^{-1}$ , operando entre os comprimentos de onda de  $0,4\mu m - 2,0\mu m$ . Não obstante, é no infravermelho termal que foram necessários espectrorradiômetros de campo portáteis e de alta precisão, para uma variedade de aplicações e o  $\mu FTIR$  é o primeiro instrumento em atender a esses requisitos plenamente

O  $\mu FT-IR$  consiste de 3 telescópios que coletam a luz que vai até o interferômetro; o sistema de telescópios intercambiáveis consiste em um com um espelho de uma polegada de

diâmetro (2,54 cm) o qual tem um ângulo de visada de 4°8' e a uma altura de 50cm observa uma área de 6,7 cm de diâmetro. O segundo telescópio tem o espelho de duas polegadas de diâmetro (5,8cm) com um ângulo de visada de 2°4' cobrindo uma área de 7,17cm de diâmetro. Finalmente o terceiro telescópio tem seu espelho de quatro polegadas de diâmetro, ângulo de visada de 1°2' e observa uma área de 10,63 cm de diâmetro a 50 cm de altura.

Os dados adquiridos pelo instrumento são radiometricamente calibrados com a ajuda de dois pequenos corpos negros (um frio e um quente) de temperatura controlada. A calibração espectral é alcançada usando um diodo laser. O cabeçalho óptico é termicamente controlado por meio de um recinto termoeletrico que mantém a temperatura do instrumento relativamente constante. Os corpos negros utilizados para as medidas de calibração também são termicamente controlados. As suas temperaturas podem ser definidas desde 10°C até 65°C com incrementos de 5°C.

O equipamento se encontra no LABSRGEO (LABoratório de Sensoriamento Remoto GEOlógico) no CEPARM (Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia) da Universidade Federal do Rio Grande do sul (UFRGS).

## **8. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

### **8.1. Espectroscopia de Emissão no Infravermelho Termal**

Dados de Sensoriamento Remoto podem consistir de medidas em pontos isolados ou em perfis, ou ainda em medidas sobre uma grade em um espaço bidimensional, ou seja, dados em forma de imagens. No infravermelho termal, estes dados compreendem a radiação proveniente dos comprimentos de ondas entre  $3.5\mu m$  e  $20\mu m$ , no entanto, para o sensoriamento remoto orbital e aerotransportado a maioria das aplicações faz uso do intervalo compreendido entre  $8\mu m$  e  $14\mu m$ , isto é devido às janelas atmosféricas.

A espectroscopia no TIR baseia-se em estimativas da temperatura radiométrica da superfície terrestre, obtidas através de sensores a bordo de plataformas orbitais e proximais (aerotransportados, de campo e de laboratório). Estas estimativas são determinadas através da intensidade da radiação emitida, radiação esta que varia em função da temperatura e do comprimento de onda (Schmugge et al., 1998; Prakash, 2000; Rees, 2001; Olsen, 2007). Se a superfície terrestre fosse um corpo negro (ou corpo ideal, que reemite toda radiação absorvida

por ele), a uma temperatura constante e sem a intervenção da atmosfera, a radiância medida no sensor seria dada pela função de Planck:

$$B(\lambda, T) = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{\left(e^{hc/\lambda kT} - 1\right)} \quad (1)$$

ou ainda na forma simplificada

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \pi \left(e^{C_2/\lambda T} - 1\right)} \quad (W/m^2 \text{ sr } \mu m) \quad (2)$$

onde  $B(\lambda, T)$  é a radiação reemitida pelo corpo negro,  $\lambda$  é o comprimento de onda dado em  $\mu m$ ,  $T$  é a temperatura da superfície em Kelvin,  $h$  é a constante de Planck ( $6.266 \times 10^{-34} \text{ Js}$ ),  $k$  é a constante de Boltzmann ( $1.38 \times 10^{-23} \text{ JK}$ ),  $c$  é a velocidade da luz ( $3 \times 10^8 \text{ ms}^{-1}$ ),  $C_1 = 2\pi hc^2$  é a primeira constante de radiação ( $3,74151 \times 10^{-16} \text{ Wm}^2$ ) e  $C_2 = hc/k$  é a segunda constante de radiação ( $0,0143879 \text{ mK}$ ).

O TIR é utilizado para a determinação da temperatura e emissividade, uma vez que o comprimento de onda com maior emissão para alvos da superfície terrestre, com temperatura média de 300K, é de aproximadamente  $9,7 \mu m$ . A Figura 4 mostra as curvas de emitância de um corpo negro em diferentes temperaturas, ao longo do espectro eletromagnético. Observe-se o deslocamento do pico de emissão para a direita em direção a maiores comprimentos de ondas conforme a temperatura diminui.

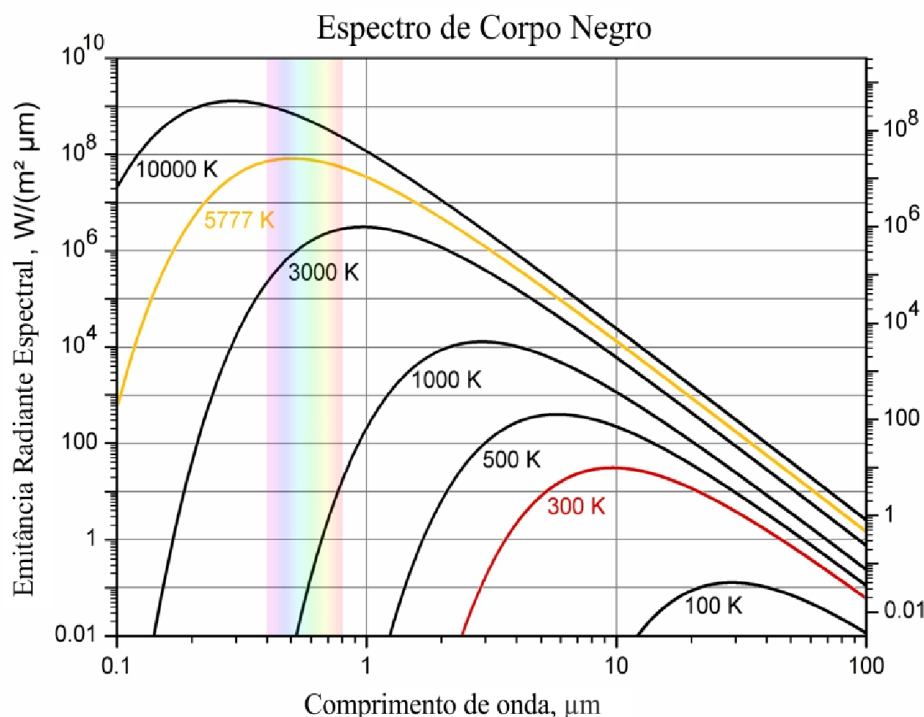


Figura 4: Espectro de emitância de corpo negro em diferentes temperaturas. Em amarelo está representado o espectro de emissividade de um corpo negro na temperatura da superfície do sol; em vermelho está representado o espectro de emissividade de um corpo negro na temperatura da superfície da terra.

A quantidade física (radiação) que é medida pelo sensor imageador na porção do infravermelho termal é chamada de radiância espectral ( $L_\lambda$ ), pois depende do comprimento de onda ( $\lambda$ ) analisado (Schmugge et al., 1998; Collins et al., 2001; Hook et al., 1992; Prakash, 2000; Rees, 2001; Olsen, 2007). Como a maioria dos objetos não é um corpo negro, ou seja, parte da energia incidente é dissipada de outras formas, é necessário saber a capacidade de um material transformar a energia que incide sobre ele em radiação térmica. Esta medida é chamada de emissividade espectral ( $\varepsilon$ ) (Schmugge et al., 1998; Collins et al., 2001; Hook, 1992). O conjunto de emissividades espectrais de um alvo forma o espectro de emissividade, ao longo dos comprimentos de onda do infravermelho termal, e é único para cada objeto, podendo então diferenciar alvos desde que este espectro seja adquirido de forma confiável.

Para qualquer material real, a radiância que atinge o sensor (Equação 4) é equivalente a radiância de corpo negro, sob mesma temperatura e comprimento de onda, ponderada pela emissividade espectral (Equação 3) (Schmugge et al., 1998; Hook et al., 1992; Watson, 1992;

Kahle e Alley, 1992; Watson<sup>1</sup>, 1992), assim a radiância espectral no sensor pode ser escrita como:

$$\varepsilon_{\lambda,T} = \frac{L(\lambda,T)}{B(\lambda,T)} \quad (3)$$

$$L(\lambda,T) = \varepsilon_{\lambda,T} B(\lambda,T) \quad (4)$$

ou

$$L(\lambda,T) = \varepsilon_{\lambda,T} \frac{C_1}{\lambda^5 \pi \left( e^{C_2/\lambda T} - 1 \right)} \quad (5)$$

onde  $L(\lambda,T)$  é a radiância do corpo real (sem a interferência do meio/atmosfera) medida no sensor e  $B(\lambda,T)$  é a radiância de corpo negro, ambos na temperatura  $T$  e comprimento de onda  $\lambda$ . Neste ponto é importante deixar claro que a radiância do alvo (Equação 5) é composta por duas partes: 1) a radiância de corpo negro dada pela função de Planck (Equação 2) que não representa nenhuma informação sobre a estrutura do alvo e depende somente da temperatura do mesmo, e 2) a emissividade que é responsável por representar a estrutura e características do alvo ao longo dos comprimentos de onda para determinada temperatura.

Uma das principais dificuldades encontradas ao se trabalhar com imagens do infravermelho termal consiste em se obter medidas precisas para a temperatura e a emissividade do alvo, já que a relação entre a radiância do alvo e sua temperatura em determinado comprimento de onda não é linear (Equação 5).

Essas não uniformidades contribuem para multiplicar os efeitos emissivos devido à influência de constituintes atmosféricos, de alvos próximos à superfície imageada ou da mistura destes num único pixel. Quando a contribuição da atmosfera não pode ser desprezada, a quantidade de radiação medida que chega ao sensor é dada por:

$$L(\lambda,T) = \left[ \varepsilon_{\lambda,T} B(\lambda,T) + (1 - \varepsilon_{\lambda,T}) L^\downarrow(\lambda) \right] \tau_\lambda + L^\uparrow(\lambda) \quad (6)$$

aonde  $L^\downarrow(\lambda)$  é a radiância espectral descendente que incide sobre a superfície da terra (fora do pixel em questão) proveniente do espalhamento e da emissão atmosférica e retorna ao

sensor,  $L^\uparrow(\lambda)$  é radiância espectral ascendente da atmosfera que atinge o sensor sem chegar ao solo, e  $\tau_\lambda$  é transmissividade espectral da atmosfera.

Uma vez entendidas estas equações, para efeito de simplificação de notação, as Equações 3, 4, 5 e 6 a partir de agora serão escritas com a seguinte notação, respectivamente:

$$\varepsilon_{\lambda,T} = \frac{R_\lambda}{B_\lambda(T)} \quad (7)$$

$$R_\lambda = \varepsilon_{\lambda,T} B_\lambda(T) \quad (8)$$

$$R_\lambda = \varepsilon_{\lambda,T} \frac{C_1}{\lambda^5 \pi \left( e^{C_2/\lambda T} - 1 \right)} \quad (9)$$

$$L_\lambda = \left[ \varepsilon_{\lambda,T} B_\lambda(T) + (1 - \varepsilon_{\lambda,T}) L_\lambda^\downarrow \right] \tau_\lambda + L_\lambda^\uparrow \quad (10)$$

nesta nova notação a radiância representada por  $R_\lambda$  está associada a radiância medida no solo (desconsiderando a interferência da atmosfera) enquanto a radiância representada por  $L_\lambda$  está associada a radiância medida no sensor (considerando a interferência da atmosfera).

## 8.2. Métodos de Separação de Temperatura e Emissividade

Diversos métodos de separação de temperatura e emissividade foram desenvolvidos nas últimas décadas e muitos outros estão atualmente em estudo, e todos tem o objetivo de separar informações de temperatura e emissividade. Porém, existe um problema comum a todos os métodos, que é de haver mais variáveis que equações. Assim, visando mitigar este problema, cada método é desenvolvido para ser aplicado em condições específicas, e devem satisfazer um conjunto de hipóteses para que o resultado obtido seja confiável. Com tais restrições é evidente que o melhor resultado, na separação (estimação) da temperatura e emissividade, está diretamente ligado a escolha do método que satisfaz todas as hipóteses e



condições, ou ainda, ao método que mais as cumpre, ou seja, que viola a menor quantidade destas hipóteses e condições.

Estes métodos podem ser divididos, basicamente, em três grandes grupos: realce de temperatura e dados composicionais simultaneamente, realce de temperatura e dados composicionais individualmente e realces híbridos (Gillespie, 1992). Neste contexto, dado composicional se refere à informação da composição dos elementos dentro de um pixel.

- **Realce de temperatura e dados composicionais simultaneamente:** nestes métodos a temperatura e a informação composicional, que controlam as medidas de radiância, são realçadas simultaneamente. Devido ao domínio da temperatura as imagens em tons de cinza da radiância expressam predominantemente informações do terreno, enquanto que a informação da composição é fortemente mascarada pela ausência de cores. Em composições falsa-cor destas imagens a informação composicional é mais facilmente visualizada, no entanto, as variações nas cores são fracamente expressas e mesmo que um forte realce de contraste seja aplicado a estas imagens o resultado ainda carrega muita informação do terreno, o que dificulta sua análise. Como exemplo, pode-se citar um simples realce ou a razão espectral;
- **Realce de temperatura e dados composicionais individualmente:** vários métodos são propostos para estimar a emissividade e a temperatura separadamente, porém requerem uma série de hipóteses que podem levar a incertezas nos resultados. Estes métodos são efetivos em separar as informações composicionais da informação de temperatura antes da realização de qualquer tipo de realce, e são indicados para o caso de se analisar separadamente informações de temperatura ou da composição. Aqui se encontram os métodos de separação de temperatura e emissividade em que são geradas imagens de temperatura e/ou emissividade separadamente;
- **Realces híbridos:** este tipo de realce é um híbrido em que as informações composicionais (contraste) e de temperatura (brilho) podem ser realçadas, separadamente, e depois recombinadas para efeito de visualização. Esses processos extrapolam a saturação da cor enquanto preservam a mesma matiz encontrada em uma simples composição falsa-cor da radiância. Além disso, neste tipo de realce é necessário fazer uma transformação do domínio original dos dados para outro onde os dados são realçados, em seguida é realizada uma transformação inversa para retornar ao domínio original dos dados. O realce de contraste por decorrelação e o realce de contraste HSI são bons exemplos deste tipo de realce.

Outra definição importante que se deve ter em mente, e também pode ser usada para subdividir os métodos de separação de temperatura e emissividade, é com relação aos métodos que calculam a emissividade relativa e os que calculam a emissividade absoluta. O termo “emissividade relativa” é usado quando o valor da emissividade é calculado com relação a uma emissividade de referência, e neste caso o resultado é a forma da curva espectral da emissividade e não o seu valor em si. O termo “emissividade absoluta” é referente ao valor absoluto desta grandeza. A emissividade absoluta é muito importante para estimativas da temperatura de superfície (Sobrino *et al.*, 2002).

### 8.3. Realce de Temperatura e Dados Composicionais Simultaneamente

#### 8.3.1. Razão Espectral (RE)

Este método está baseado na ideia de que, mesmo que as radiâncias espectrais sejam muito sensíveis a pequenas variações na temperatura, as razões entre as radiâncias não são (Watson, 1992). Assim, somente um valor aproximado da temperatura é necessário para determinar a razão de emissividade com grande precisão.

Considerando a expressão para a radiância na Equação 10 e desconsiderando os efeitos da atmosfera, esta expressão toma a forma dada pela Equação 8. Se a radiância é medida em  $N$  bandas espectrais, então

$$R_{\lambda_i} = \varepsilon_{\lambda_i, T} B_{\lambda_i}(T) \quad (11)$$

onde  $\lambda_i$  é o comprimento de onda médio da banda  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ). Vale a pena salientar que o termo banda, implicitamente, define um intervalo de comprimento de onda no qual o sensor registra a radiação medida.

Considerando todas as bandas e suas respectivas medidas, a Equação 11 representa um sistema composto por  $N$  equações, uma para cada variável  $\varepsilon_{\lambda_i, T}$ . Além disso, este sistema possui uma variável adicional comum a todas as bandas, a temperatura ( $T$ ), ou seja, o sistema possui mais variáveis ( $N + 1$ ) que equações. Para encontrar uma solução para este sistema é necessário, de alguma forma, estimar a temperatura  $T$ .

Neste método é proposto utilizar razões espectrais entre bandas adjacentes, onde as razões das emissividades fornecem resultados mais precisos que a emissividade em si

(Watson, 1992). As razões espectrais são muito boas para detectar variações espectrais de emissividade como picos e vales, porém, ainda possui limitações para análise sobre todo o espectro, principalmente pelo fato deste método não determinar a emissividade absoluta dos alvos. Outros métodos que utilizam restrições iniciais semelhantes para calcular a emissividade sofrem do mesmo problema, embora não sejam óbvios.

Inicialmente, a presença da atmosfera será desconsiderada, assim a razão entre radiâncias é dada por:

$$\frac{R_{\lambda_{i+1}}}{R_{\lambda_i}} = \left( \frac{\varepsilon_{\lambda_{i+1},T}}{\varepsilon_{\lambda_i,T}} \right) \left( \frac{B_{\lambda_{i+1}}(T)}{B_{\lambda_i}(T)} \right) \quad (12)$$

Aparentemente o problema de haver mais variáveis que equações perdura, no entanto, neste caso a razão  $B_{\lambda_{i+1}}(T)/B_{\lambda_i}(T)$  é muito menos sensível a pequenas variações na temperatura do que somente o termo  $B_i(T)$  (para o intervalo de temperaturas da terra e nos comprimentos de onda entre 8-14 $\mu$ m).

A partir da Equação 12 se calcula a razão  $B_{\lambda_{i+1}}(T)/B_{\lambda_i}(T)$  utilizando uma estimativa da temperatura ( $\bar{T}$ ), e posteriormente se pode determinar a sensibilidade desta razão para a estimativa da temperatura. Utilizando uma série de Taylor de primeira ordem a razão do fluxo do corpo negro pode ser aproximada por:

$$\frac{B_{\lambda_{i+1}}(T)}{B_{\lambda_i}(T)} \approx J_{\lambda_i}(T) + (T - \bar{T}) \frac{\partial J_{\lambda_i}(T)}{\partial T} = J_{\lambda_i}(\bar{T}) + \delta \quad (13)$$

com  $J_{\lambda_i}(T) \equiv B_{\lambda_{i+1}}(T)/B_{\lambda_i}(T)$  e o termo de erro  $\delta = (T - \bar{T}) \frac{\partial J_{\lambda_i}(T)}{\partial T}$ . Através da aproximação de Wien para a função de Planck, o termo  $J_{\lambda_i}(T)$  pode ser escrito como:

$$J_{\lambda_i}(T) = \left( \frac{C_1}{\lambda_{i+1}^5} \middle/ \frac{C_1}{\lambda_i^5} \right) e^{\left( -\frac{C_2}{T\lambda_{i+1}} + \frac{C_2}{T\lambda_i} \right)} \quad (14)$$

derivando a equação anterior em relação a temperatura se obtém:

$$\frac{\partial J_{\lambda_i}(T)}{\partial T} \approx -\frac{C_2}{\bar{T}^2} \left( \frac{\lambda_{i+1} - \lambda_i}{\lambda_{i+1} \lambda_i} \right) \left( \frac{C_1}{\lambda_{i+1}^5} / \frac{C_1}{\lambda_i^5} \right) e^{\left( -\frac{C_2}{\bar{T} \lambda_{i+1}} + \frac{C_2}{\bar{T} \lambda_i} \right)} \quad (15)$$

Supondo que  $\lambda_{i+1}$  esteja suficientemente próximo à  $\lambda_i$  ( $\lambda_{i+1} \approx \lambda_i$ ), tal que é possível assumir que  $\lambda_{i+1} = \lambda_i = \lambda$  tem-se:

$$\frac{\partial J_{\lambda_i}(T)}{\partial T} \approx \frac{-J_{\lambda_i}(\bar{T}) C_2 \Delta \lambda_i}{(\bar{T} \lambda)^2} \quad (16)$$

aonde  $\Delta \lambda_i = \lambda_{i+1} - \lambda_i$ .

O termo de erro ( $\delta$ ) pode, então, ser limitado conforme:

$$|\delta| \leq \left| (T - \bar{T}) \frac{\partial J_{\lambda_i}(T)}{\partial T} \right| = 1.6 * 10^{-3} \Delta \lambda_i |T - \bar{T}| \quad (17)$$

Assim, para valores nominais  $\bar{T} = 300K$  e  $\lambda_i = 10\mu m$  o termo  $J_{\lambda_i}$  é próximo à unidade ( $J_{\lambda_i}(\bar{T}) \approx 1$ ), pois para estes valores ocorre o pico de emissão do infravermelho termal, e para qualquer valor  $\lambda$  próximo à  $\lambda_i$  esta aproximação é válida. Desta forma, para medir a razão da emissividade com um erro de até 1%, é necessário que  $|\delta| \leq 0.01$ , logo:

$$1.6 * 10^{-3} \Delta \lambda_i |T - \bar{T}| \leq 0.01 \quad \Rightarrow \quad \Delta \lambda_i |T - \bar{T}| \leq 6.25 \quad (18)$$

Portanto, para estimar a razão da emissividade com erro de até 1% para o sensor ASTER, cujo  $\Delta \lambda = 0.6\mu m$ , é necessário estimar a temperatura de superfície de forma que a

diferença entre a temperatura real e a temperatura estimada seja inferior a 10,42K ( $|T - \bar{T}| \leq 10.42K$ ).

Existem vários métodos para estimar a temperatura a partir de medidas de radiação termal, pode-se selecionar uma banda espectral onde a emissividade natural dos materiais é próxima a unidade “1”, ou usar modelos de curvas espectrais (Watson, 1992). Ambos os métodos citados são apropriados para a maioria das circunstâncias, particularmente devido à insensibilidade da razão à temperatura estimada. Porém, um método que é independente do conhecimento prévio da geologia da área, se baseia no fato de que para um dado comprimento de onda a Equação 8 pode ser invertida para calcular a temperatura de brilho  $T_{\lambda}^{brilho}$  :

$$T_{\lambda_i}^{brilho} = B_{\lambda_i}^{-1} \left( \frac{R_{\lambda_i}}{\varepsilon_{\lambda_i, T}} \right) \quad (19)$$

com  $B_{\lambda_i}^{-1}(T)$  sendo a função inversa de  $B_{\lambda_i}(T)$  com relação a temperatura, e tal que  $T_{\lambda_i}^{brilho} \leq T$ , já que  $\varepsilon_{\lambda_i, T} \leq 1$ . Desta forma  $T_{\lambda_i}^{brilho} \leq \max(T_{\lambda_i}^{brilho}) \leq T$ , ao longo da região espectral de interesse, onde  $\max(T_{\lambda_i}^{brilho})$  representa a melhor estimativa para a temperatura de superfície, considerando a ausência de ruídos e efeitos atmosféricos. A vantagem nesta abordagem é que não necessita do conhecimento sobre a forma da curva espectral ou sobre os possíveis materiais presentes na cena.

Embora este método seja computacionalmente robusto, ele está suscetível ao problema mais comum encontrado nos métodos que utilizam razões, o realce das altas frequências espaciais. O ruído coerente do detector, o erro no registro das imagens, e os efeitos atmosféricos são problemas comuns em sensoriamento remoto, e são mais complexos de se lidar quando se trata da razão de dados. Analisando a contribuição da atmosfera e considerando o modelo de transferência radiativa dado pela Equação 10, temos os seguintes casos:

*CASO 1: DESPREZANDO  $L_{\lambda_i}^{\uparrow}$*

Ao considerar a contribuição da radiação descendente, a razão entre bandas passa a ser expressa por:

$$\frac{L_{\lambda_1}}{L_{\lambda_2}} = \left( \frac{\tau_{\lambda_1}}{\tau_{\lambda_2}} \right) \left( \frac{\varepsilon_{\lambda_1,T} B_{\lambda_1}(T) + (1 - \varepsilon_{\lambda_1,T}) L_{\lambda_1}^{\downarrow}}{\varepsilon_{\lambda_2,T} B_{\lambda_2}(T) + (1 - \varepsilon_{\lambda_2,T}) L_{\lambda_2}^{\downarrow}} \right) \quad (20)$$

após algumas manipulações algébricas e desde que  $B_{\lambda_i}(T) \gg L_{\lambda_i}^{\downarrow}$ , o que é válido para dados diurnos uma vez que a atmosfera é parcialmente transparente nesta região espectral, segue que:

$$\frac{L_{\lambda_1}}{L_{\lambda_2}} \approx \left( \frac{\tau_{\lambda_1}}{\tau_{\lambda_2}} \right) \left( \frac{\varepsilon_{\lambda_1,T}}{\varepsilon_{\lambda_2,T}} \right) \left( \frac{B_{\lambda_1}(T)}{B_{\lambda_2}(T)} \right) (1 + \omega) \quad (21)$$

onde  $\omega$  é dado por

$$\omega = \frac{(1 - \varepsilon_{\lambda_1,T}) L_{\lambda_1} / \varepsilon_{\lambda_1,T} B_{\lambda_1}(T)}{(1 - \varepsilon_{\lambda_2,T}) L_{\lambda_2} / \varepsilon_{\lambda_2,T} B_{\lambda_2}(T)}$$

e pode ser desprezado. O principal efeito da contribuição atmosférica é o redimensionamento da razão da emissividade espectral, e este fator de escala pode ser estimado usando um modelo atmosférico ou um sítio de calibração.

### CASO 2: INCLUINDO $L_{\lambda_i}^{\uparrow}$

Se existe a presença de uma área grande o suficiente que sirva para calibração como, por exemplo, um corpo d'água, a radiância espectral ascendente ( $L_{\lambda_i}^{\uparrow}$ ) pode ser estimada diretamente e a radiância medida corrigida. Um erro residual da radiância espectral ascendente ( $\Delta L_{\lambda_i}^{\uparrow}$ ) introduz um termo secundário no último parêntese da Equação 21 com a forma  $\Delta L_{\lambda_i}^{\uparrow} / \tau_{\lambda_i} \varepsilon_{\lambda_i,T} B_{\lambda_i}(T)$ . Para dados aerotransportados esse erro é menor ou igual a  $\omega$  (Equação 21).

### CASO 3: CORREÇÃO ATMOSFÉRICA COMPLETA

Se os parâmetros atmosféricos na Equação 10 podem ser estimados utilizando algum modelo atmosférico como o MODTRAN, por exemplo, então a razão da radiância corrigida pode ser calculada através:

$$\frac{L'_{\lambda_1}}{L'_{\lambda_2}} = \frac{\left( \frac{L_{\lambda_1} - L_{\lambda_1}^{\uparrow}}{\tau_{\lambda_1}} \right) - L_{\lambda_1}^{\downarrow}}{\left( \frac{L_{\lambda_2} - L_{\lambda_2}^{\uparrow}}{\tau_{\lambda_2}} \right) - L_{\lambda_2}^{\downarrow}} \quad (22)$$

enquanto a razão de emissividade é dada por:

$$\frac{\varepsilon_{\lambda_1, T}}{\varepsilon_{\lambda_2, T}} = \frac{\left( \frac{L'_{\lambda_1}}{L'_{\lambda_2}} \right) (B_{\lambda_2}(\bar{T}) - L_{\lambda_2}^{\downarrow})}{B_{\lambda_1}(\bar{T}) - L_{\lambda_1}^{\downarrow}} \quad (23)$$

A precisão deste método está diretamente relacionado a precisão, combinada, da razão da radiância e da estimativa da temperatura, mesmo com pouca sensibilidade a variações na temperatura quanto mais precisa esta estimativa melhores os resultados. Para o cálculo da razão basta somente uma aproximação da temperatura para obter razões de emissividade com erros muito baixos. O método é aplicável a qualquer sensor com mais de uma banda e os resultados necessitam de processamento adicional para comparação das curvas espectrais, geralmente é necessário converter os dados de laboratório em razões para tal comparação. Devido à razão este método também realça as altas frequências, assim, erros de georreferenciamento e registro podem ser um sério problema. Os efeitos atmosféricos também são outra fonte de erros para este método.

## 8.4. Realce de Temperatura e Dados Composicionais Individualmente

### 8.4.1. Método de duas Temperaturas (MDT)

Este método foi proposto por Watson<sup>1</sup> (1992) e sua hipótese base é que a emissividade é invariante no tempo, ou seja, não ocorrem mudanças significativas na emissividade durante o período de tempo entre a aquisição dos dados. Assim, se for possível observar um alvo em

duas temperaturas diferentes também é possível determinar sua emissividade. Esta hipótese é válida para alvos como rochas e solos secos, mas não está bem estabelecida para a vegetação e solos em que haja mudança na composição durante o intervalo entre as observações. A vantagem deste método é que ele não necessita conhecimento a priori sobre a forma da curva espectral do alvo.

As observações da cena devem, preferencialmente, ser realizadas no ciclo diurno, sendo uma observação realizada logo após o meio-dia e a outra logo após a meia-noite (horários aproximados para as variações máximas e mínimas da temperatura). Deve-se salientar que neste método é crucial que o registro/georreferenciamento das imagens seja preciso.

Utilizando a Equação 8, descrita anteriormente, adaptada para as duas observações temos:

$$R_{\lambda_i, j} = \varepsilon_{\lambda_i} B_{\lambda_i} (T_j), \text{ com } i=1, \dots, N \text{ e } j=1, 2 \quad (24)$$

onde  $i$  é o número de bandas,  $j$  o número de observações e  $\lambda_i$  é o comprimento de onda médio da banda  $i$ . Para  $j=2$  a Equação 24 é um sistema de  $2N$  equações (uma equação por banda por observação) com  $N+2$  variáveis ( $N$  emissividades e 2 temperaturas). A solução para este sistema é possível quando  $N > 1$ .

Uma abordagem para eliminar a emissividade espectral ( $\varepsilon_{\lambda_i}$ ) é realizar uma divisão entre as radiâncias medidas em cada observação:

$$\frac{R_{\lambda_i, 2}}{R_{\lambda_i, 1}} = \frac{B_{\lambda_i, 2} (T_2)}{B_{\lambda_i, 1} (T_1)} = \frac{e^{\left(\frac{C_2}{\lambda_i T_1}\right)} - 1}{e^{\left(\frac{C_2}{\lambda_i T_2}\right)} - 1} \quad (25)$$

Esta equação pode ser então resolvida para as duas temperaturas ( $T_1, T_2$ ), tendo solução única se  $N = 2$ , e tendo mais de uma solução se  $N > 2$ . Neste caso sendo necessário utilizar algum método de aproximação como, por exemplo, mínimos quadrados. Resultados experimentais com várias abordagens mostraram que o método mais satisfatório para a solução do problema proposto anteriormente é usar uma equação para expressar uma das temperaturas como uma função da outra e então resolver a temperatura restante usando aproximações sucessivas.



As temperaturas podem ser limitadas usando o fato de que  $\varepsilon_{\min} < \varepsilon_{\lambda_i} < 1$ , com  $\varepsilon_{\min}$  sendo alguma aproximação para o menor valor de emissividade espectral que possa ocorrer. Uma vez determinado o intervalo em que as temperaturas estão contidas pode-se estimar a temperatura ( $T_j$ ) através da equação 23. Uma vez as temperaturas calculadas é fácil determinar o termo  $B_{\lambda_i,j}(T_j)$  e conseqüentemente a sua emissividade.

A atmosfera foi desconsiderada até o momento, mas considerando os efeitos atmosféricos a equação completa para a radiância no sensor deve ser usada (Equação 10). A diferença temporal entre as radiâncias medidas pode ser utilizada para estimar as variáveis atmosféricas, e assim calcular as razões de emissividade. Esta diferença entre as radiâncias é dada por:

$$\Delta L_{\lambda_i} \equiv L_{\lambda_i,1} - L_{\lambda_i,2} = \tau_{\lambda_i} \varepsilon_{\lambda_i} [B_{\lambda_i,1}(T_1) - B_{\lambda_i,2}(T_2)] + O_{\lambda_i} \quad (26)$$

onde  $O_{\lambda_i} = \tau_{\lambda_i} (1 - \varepsilon_{\lambda_i}) [L_{\lambda_i,1}^{\downarrow} - L_{\lambda_i,2}^{\downarrow}] + [L_{\lambda_i,1}^{\uparrow} - L_{\lambda_i,2}^{\uparrow}]$  é o termo atmosférico que pode ser estimado e  $\tau_{\lambda_i}$  é considerado temporalmente invariante. Uma regressão linear pode ser realizada entre os valores observados de  $\Delta L_{\lambda_i}$  e a diferença entre as estimativas das temperaturas ( $T_1 - T_2$ ), com o intercepto da regressão determinando o termo  $O_{\lambda_i}$ .

As razões calculadas a partir da Equação 26, são numericamente estáveis, e tem a forma:

$$\frac{\varepsilon_{\lambda_i}}{\varepsilon_{\lambda_{i+1}}} = \left( \frac{\Delta L'_{\lambda_i}}{\Delta L'_{\lambda_{i+1}}} \right) \left( \frac{\tau_{\lambda_{i+1}}}{\tau_{\lambda_i}} \right) \left[ \frac{B_{\lambda_{i+1,1}}(T_1) - B_{\lambda_{i+1,2}}(T_2)}{B_{\lambda_{i,1}}(T_1) - B_{\lambda_{i,2}}(T_2)} \right] \quad (27)$$

sendo  $\Delta L'_{\lambda_i} = \Delta L_{\lambda_i} - O_{\lambda_i}$ . A radiância  $L_{\lambda_i}$  pode ser calculada diretamente a partir dos dados do sensor utilizando as devidas constantes de calibração. A razão da transmissão atmosférica pode ser estimada assumindo emissividade de corpo cinza ( $\varepsilon_{\lambda_i} = \text{constante} < 1$ ) para áreas densas de cobertura vegetal da cena. O termo referente à razão das diferenças da radiância de corpo negro, último termo do lado direito da Equação 27, é calculado usando as estimativas

das temperaturas  $T_1, T_2$  e uma aproximação para o termo exponencial na função de Planck (Equação 1). Aplicando a expansão em série de Taylor de primeira ordem no termo exponencial temos:

$$e^{hc/\lambda kT} \approx 1 + \frac{hc}{\lambda kT} \quad (28)$$

Com esta substituição na função de Planck a razão entre as diferenças de radiância de corpo negro se torna independente da temperatura.

O resultado da Equação 27 sofre um aumento no S:N (razão sinal-ruído), o que está de acordo com a teoria, e este aumento é de aproximadamente  $\lambda/\Delta\lambda$ . Após vários testes em dados simulados Watson<sup>1</sup> (1992) comprovou que sutis variações composicionais do alvo, que remetem a mudanças na curva espectral, podem ser detectadas utilizando razões de emissividade com um S:N  $\approx 500:1$ .

O MDT calcula diretamente a emissividade dos dados, sem a necessidade de suposições iniciais quanto à forma da curva espectral do alvo. Combinado com o método RE é muito aplicado na exploração mineral obtendo bons resultados. Neste método é necessário assumir que a emissividade é invariante no tempo, e implicitamente que a emissividade não muda com a variação na temperatura. Esta hipótese é aceitável, desde que a variação entre as temperaturas não seja significativamente grande, mas não está bem estabelecida para a vegetação, e definitivamente inválida para mudanças transitórias (mistura dos solos, nos materiais superficiais, chuvas ou outros eventos entre as medições). Outras desvantagens deste métodos são: a necessidade de obter 2 imagens da mesma área dentro de um ciclo diurno, o registro das imagens, e o realce de altas do ruído devido a razão existente na Eq. 25.

#### **8.4.2. Índices Espectrais Independentes da Temperatura (TISI)**

Este método foi inicialmente proposto por Becker e Li (1990), e posteriormente corrigido (Becker e Li, 1995; Li et al., 1999). Seja a equação para a radiância medida no sensor (Equação 10) rescrita na forma:

$$L_\lambda = R_\lambda \tau_\lambda + L_\lambda^\uparrow$$

$$R_\lambda = \varepsilon_\lambda B_\lambda(T^s) + (1 - \varepsilon_\lambda) L_\lambda^\downarrow \quad (29)$$

onde  $T^s$  é a temperatura de superfície e  $\lambda$  é a banda.

A temperatura de brilho da banda ( $T_\lambda^{bb}$ ) e a temperatura de brilho da superfície ( $T_\lambda^{bs}$ ) são definidas, respectivamente, a partir da Equação 29 como:

$$L_\lambda = B_\lambda(T_\lambda^{bb})$$

$$R_\lambda = B_\lambda(T_\lambda^{bs}) \quad (30)$$

Para determinar a radiância ou a temperatura de brilho da banda a partir das medidas de radiância no sensor correções atmosféricas devem ser realizadas, como pode ser visto na Equação 29.

Como as bandas espectrais são definidas sobre um intervalo contínuo, e as medidas realizadas sobre esse intervalo, se assume um comprimento de onda médio ( $i$ ) para representar cada intervalo (banda). Desta forma, é válida a seguinte aproximação:

$$\int_{\Delta\lambda} B_\lambda(T) d\lambda \cong B_{\lambda_i}(T) \quad (31)$$

onde  $\lambda_i$  é o comprimento de onda médio referente a banda  $\Delta\lambda$ .

Como este método busca um índice que seja independente da temperatura, a dependência que existente nas medidas de radiância deve ser expressa de forma a facilitar a manipulação deste termo. Para moderadas variações na temperatura em torno de uma temperatura de referência ( $T_r$ ), foi mostrado por Slater (1980) que a seguinte aproximação é válida para a função de Planck:

$$B_{\lambda_i}(T) \cong \alpha_{\lambda_i}(T_r) * T^{n_{\lambda_i}(T_r)} \quad (32)$$

Fazendo  $T = T_r$  a aproximação dada pela Equação 32 e sua derivada são iguais, respectivamente, à função de Planck e sua derivada, e os termos  $\alpha_{\lambda_i}(T_r)$  e  $n_{\lambda_i}(T_r)$  podem ser expressos como:

$$n_{\lambda_i}(T_r) = \frac{C_2}{\lambda_i T_r} \left( 1 + \frac{1}{e^{\left(\frac{C_2}{\lambda_i T_r}\right)} - 1} \right) \quad (33)$$

$$\alpha_{\lambda_i}(T_r) = \frac{B_{\lambda_i}(T_r)}{(T_r)^{n_{\lambda_i}(T_r)}} \quad (34)$$

Os coeficientes da Equação 32 podem ser considerados constantes em uma determinada banda e para uma temperatura de referência ( $T_r$ ), e valores próximos a essa temperatura, logo existe outra forma de determinar tais coeficientes. Estes coeficientes ( $\alpha_{\lambda_i}, n_{\lambda_i}$ ), então, podem ser determinados aplicando um ajuste por mínimos quadrados na equação:

$$B_{\lambda_i}(T_r) = \alpha_{\lambda_i} * (T_r)^{n_{\lambda_i}} \quad (35)$$

Agora é possível aproximar radiância  $R_{\lambda_i}$  a partir das Equações 30 e 32. A expressão para a radiância é expressa por:

$$R_{\lambda_i} \cong \alpha_{\lambda_i} * (T_r^{bs})^{n_{\lambda_i}} \quad (36)$$

Deve-se notar que os coeficientes  $\alpha_{\lambda_i}$  e  $n_{\lambda_i}$  podem ser calculados diretamente a partir das Equações 33 e 34, ou podem ser calculados com um ajuste de mínimos quadrados. Ambos os métodos produzem resultados muito similares e podem ser aplicados ao intervalo de temperaturas de 285K a 325K.

Usando a aproximação da Equação (36) agora é possível reescrever a radiância  $R_{\lambda_i}$  na Equação 29 como:

$$R_{\lambda_i} = \alpha_{\lambda_i} (T_r^{bs})^{n_{\lambda_i}} = \varepsilon_{\lambda_i} \alpha_{\lambda_i} (T^s)^{n_{\lambda_i}} + (1 - \varepsilon_{\lambda_i}) L_{\lambda_i}^{\downarrow} \quad (37)$$

### TISI PARA DUAS BANDAS

Se para cada radiância  $R_{\lambda_i}$  o termo  $L_{\lambda_i}^{\downarrow}$  puder ser desprezado, a expressão (37) se torna:

$$R_{\lambda_i} = \varepsilon_{\lambda_i} \alpha_{\lambda_i} (T^s)^{n_{\lambda_i}} \quad (38)$$

ou ainda,

$$(T_{\lambda_i}^{bs})^{n_{\lambda_i}} = \varepsilon_{\lambda_i} (T^s)^{n_{\lambda_i}} \quad (39)$$

A partir dessas expressões é possível obter um índice independente da temperatura. Para isso são necessárias no mínimo duas bandas  $(\lambda_i, \lambda_j)$  e uma razão entre as radiâncias, ou temperaturas de brilho, dadas respectivamente por:

$$\frac{R_{\lambda_i}}{R_{\lambda_j}} = \frac{\varepsilon_{\lambda_i} \alpha_{\lambda_i} \left( (T^s)^{n_{\lambda_i}} \right)}{\varepsilon_{\lambda_j} \alpha_{\lambda_j} \left( (T^s)^{n_{\lambda_j}} \right)} \quad (40)$$

$$\frac{(T_{\lambda_i}^{bs})^{n_{\lambda_i}}}{(T_{\lambda_j}^{bs})^{n_{\lambda_j}}} = \frac{\varepsilon_{\lambda_i} \left( (T^s)^{n_{\lambda_i}} \right)}{\varepsilon_{\lambda_j} \left( (T^s)^{n_{\lambda_j}} \right)} \quad (41)$$

No entanto, as expressões anteriores são independentes da temperatura se, e somente se:

$$\frac{(T^s)^{n_{\lambda_i}}}{(T^s)^{n_{\lambda_j}}} = 1 \quad (42)$$

porém isto não ocorre, uma vez que  $n_{\lambda_i} \neq n_{\lambda_j} \Leftrightarrow (T^s)^{n_{\lambda_i}} \neq (T^s)^{n_{\lambda_j}}$ . A solução é elevar as radiancias, ou as temperaturas de brilho, a expoentes  $a_{\lambda_i}$  e  $a_{\lambda_j}$ , de modo que a Equação 42 seja satisfeita, ou seja, quando  $a_{\lambda_i} n_{\lambda_i} = a_{\lambda_j} n_{\lambda_j}$ . Como existem mais variáveis que equações, infinitas soluções são possíveis. Uma destas soluções poderia ser  $a_{\lambda_i} = a_{\lambda_j} = 1$ , mas esta não conduz a um índice que seja independente da temperatura. Outra em particular pode ser:

$$a_{\lambda_i} = \frac{1}{n_{\lambda_i}} \quad \text{e} \quad a_{\lambda_j} = \frac{1}{n_{\lambda_j}}$$

esta solução conduz a uma simples razão entre temperaturas, satisfaz a Equação 41, mas introduz problemas no cálculo das emissividades. A solução proposta, então, é:

$$a_{\lambda_i} = 1 \quad \text{e} \quad a_{\lambda_i} = \frac{n_{\lambda_i}}{n_{\lambda_j}} = n_{\lambda_{ij}} \quad (43)$$

Desta forma, utilizando os pesos conforme a Equação 43, as Equações 40 e 41 assumem a forma:

$$\frac{(R_{\lambda_i})^{a_{\lambda_i}}}{(R_{\lambda_j})^{a_{\lambda_j}}} = \frac{\varepsilon_{\lambda_i}^{a_{\lambda_i}} \alpha_{\lambda_i}^{a_{\lambda_i}}}{\varepsilon_j^{a_{\lambda_j}} \alpha_j^{a_{\lambda_j}}} \quad (44)$$

$$\frac{(T_{\lambda_i}^{bs})^{a_{\lambda_i} n_{\lambda_i}}}{(T_{\lambda_j}^{bs})^{a_{\lambda_j} n_{\lambda_j}}} = \frac{(\varepsilon_{\lambda_i})^{a_{\lambda_i}}}{(\varepsilon_{\lambda_j})^{a_{\lambda_j}}} \quad (45)$$

Utilizando essas equações é fácil definir um índice espectral no infravermelho termal independente da temperatura (*Thermal Infrared Spectral Index*)  $TISI_{ij}$ :

$$TISI_{ij} = \frac{\alpha_{\lambda_j}^{n_{\lambda_{ij}}} R_{\lambda_i}}{\alpha_{\lambda_i} R_{\lambda_j}^{n_{\lambda_{ij}}}} \quad (46)$$

ou

$$TISI_{ij} = \left( \frac{T_{\lambda_i}^{bs}}{T_{\lambda_j}^{bs}} \right)^{n_{\lambda_{ij}}} \quad (47)$$

Outro índice que pode ser obtido a partir das Equações 44 ou 45, também independente da temperatura de superfície, é:

$$TISIE_{ij} = \frac{\varepsilon_{\lambda_i}}{\left( \varepsilon_{\lambda_j} \right)^{n_{\lambda_{ij}}}} \quad (48)$$

Este índice, até o momento, rejeitou a contribuição da atmosfera. Apesar de pequena, sua desconsideração insere erro na emissividade calculada a partir das razões. O erro inserido pode ser estimado através da expressão:

$$\frac{\Delta \varepsilon_{\lambda_i}}{\varepsilon_{\lambda_i}} = \frac{(1 - \varepsilon_{\lambda_i}) L_{\lambda_i}^{\downarrow}}{\varepsilon_{\lambda_i} B_{\lambda_i}(T^s)} \quad (49)$$

Assim, considerando a contribuição da atmosfera é necessário acrescentar um fator de ajuste ( $C_{\lambda_i}$ ) nas Equações 38 e 39:

$$R_{\lambda_i} = \varepsilon_{\lambda_i} \alpha_{\lambda_i} (T^s)^{n_{\lambda_i}} C_{\lambda_i} \quad \text{e} \quad \left( T_{\lambda_i}^{bs} \right)^{n_{\lambda_i}} = \varepsilon_{\lambda_i} (T^s)^{n_{\lambda_i}} C_{\lambda_i}$$

onde:

$$C_{\lambda_i} = \frac{1 - \beta_{\lambda_i}}{1 - \left( \frac{L_{\lambda_i}^{\downarrow}}{R_{\lambda_i}} \right)} \quad (50)$$

$$\beta_{\lambda_i} = \frac{L_{\lambda_i}^{\downarrow}}{B_{\lambda_i}(T^s)}$$

As novas razões, agora, possuem um fator de correção  $\left( C_{\lambda_i} / (C_{\lambda_j})^{a_{\lambda_{ij}}} \right)$  inserido nas Equações 44 e 45, e o sistema completo pode ser expresso como:

$$TISI_{ij} = C_{\lambda_{ij}} * TISIE_{ij} \quad (51)$$

com  $C_{\lambda_{ij}} = C_{\lambda_i} / C_{\lambda_j}^{n_{\lambda_{ij}}}$ .

Para calcular o termo  $C_{\lambda_{ij}}$ , que depende da temperatura real  $(T^s)$  através de  $R_{\lambda_i}$  e  $\beta_{\lambda_i}$ , uma boa aproximação é substituir  $B_{\lambda_i}(T^s)$  por  $B_{\lambda_i}(T^M)$ , com  $T^M$  sendo a maior temperatura de brilho da superfície encontrada entre as bandas  $(T^M = \max(T_{\lambda_i}^{bs}))$  para um determinado pixel (Becker e Li, 1995).

O termo  $C_{\lambda_{ij}}$ , da forma que foi construído, depende da emissividade, das condições e contribuição da atmosfera e da temperatura de superfície. Além disso, se  $\varepsilon_{\lambda_i} = \varepsilon_{\lambda_j}$ , ou se  $T_r \rightarrow \infty$  o termo  $C_{\lambda_{ij}} = 1$ . Com essas propriedades  $TISIE$  tem um comportamento assintótico com relação ao  $TISI$ , e representa uma boa aproximação. Estes índices ( $TISI$ 's) não são únicos, é fácil notar que a equação  $a_{\lambda_i} n_{\lambda_i} = a_{\lambda_j} n_{\lambda_j}$  tem várias soluções, cada uma levando a um índice diferente. Além disso, este índice pode ser expandido para mais de duas bandas, porém como esta expansão é simples, não será tratada aqui, mas pode ser encontrada em Becker e Li (1990).

### EMISSIVIDADE ESPECTRAL E O ÍNDICE TISI

A partir deste índice é possível calcular a emissividade espectral relativa. Conhecendo a radiância atmosférica descendente  $(L_{\lambda}^{\downarrow})$  em todas as bandas, a emissividade em uma banda de referência  $(\varepsilon_r)$ , e o índice  $TISI$  entre uma banda qualquer  $(\lambda_i)$  e esta banda de referência temos:

$$\varepsilon_{\lambda_i} = (\varepsilon_r)^{n_{\lambda_i r}} \frac{TISI_{\lambda_i r}}{C_{\lambda_i r}} \quad (52)$$

com



$$C_{\lambda_r} = \frac{1 - \beta_{\lambda_i}}{\left(1 + \left(\frac{1 - \varepsilon_r}{\varepsilon_r}\right) \beta_r\right)^{n_{ir}} - \frac{\beta_{\lambda_i}}{TISI_{\lambda_i} \varepsilon_r^{n_{\lambda_i}}}} \quad (53)$$

Os índices TISI's são quase independentes da temperatura de superfície sendo unicamente relacionados (dependentes) a emissividade, e podem ser calculados a partir de (no mínimo) quaisquer 2 bandas (ou mais, porém o caso para  $N$  bandas não será abordado aqui), além de serem facilmente calculados a partir da radiância dos dados. A quase independência da temperatura para os TISI's diminui a sensibilidade a erros relativos a variação dos dados da superfície, com isso aumentando a precisão do método. Desta forma o erro para o TISI pode ser de até  $\approx 0.4\%$  da variação dos dados da superfície, contra  $\approx 5\%$  para o método da razão espectral. Este método se mostrou eficiente em calcular a emissividade relativa para dados orbitais/aerotransportados, desde que a correção atmosférica seja realizada. Outra característica do TISI é que depende não somente da banda/emissividade de referência utilizada, mas depende também das bandas usados para gerar o índice, assim se faz necessário buscar o par de bandas (ou conjunto, para o caso de  $N$  bandas) que melhor realça determinada característica do alvo. Para um pixels heterogêneos em sua temperatura (vários alvos em um pixel e cada um com uma temperatura, por exemplo), ainda é possível calcular o TISI com boa aproximação para a média da emissividade dos alvos que compõem o pixel. Por último, o índice não é muito sensível às características da vegetação, porém muito eficiente para estudo de solos expostos ou com pouca cobertura.

#### 8.4.3. Método de Renormalização da Emissividade (MRE)

Este método é uma modificação do  $TISI_{ij}$ , e foi descrito pela primeira vez por Stoll (1993). O MRE assume que:

$$TISI_{ij} \cong \frac{\varepsilon_{\lambda_i}}{\varepsilon_{\lambda_j}} \quad (54)$$

ao invés de usar  $\varepsilon_{\lambda_i} / \varepsilon_{\lambda_j}^{n_{\lambda_{ij}}}$  como no  $TISI_{ij}$ . Neste caso  $\lambda_j$  é a banda com a maior temperatura de brilho da superfície ( $T^{tb}$ ) entre as  $N$  bandas para um determinado pixel. Esta alteração é

uma boa aproximação, uma vez que o termo  $\varepsilon_{\lambda_j}^{n_{\lambda_j}}$  é próximo à unidade, e desde que as bandas  $\lambda_i$  e  $\lambda_j$  não sejam muito distantes. Com estas alterações em mente Stoll (1993) desenvolveu o MRE, expresso por:

$$MRE_i = \frac{TISI_{ij}}{(1/N) \sum_{k=1}^N TISI_{kj}} \cong \frac{\varepsilon_{\lambda_i}}{(1/N) \sum_{k=1}^N \varepsilon_{\lambda_k}} \quad (55)$$

Deve-se notar que a média do  $MRE_i$  para as  $N$  bandas é igual à unidade, ou seja:

$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N MRE_k = 1 \quad (56)$$

Esta característica permite comparar a emissividade  $\varepsilon_{\lambda_i}$  com a sua média para as  $N$  bandas, e assim analisar diretamente as variações de emissividade.

#### 8.4.4. Método da Banda de Referência (MBR)

Este método foi desenvolvido inicialmente por Kahle *et al.*, (1980), onde se assume que a emissividade em uma determinada banda, banda  $r$  por exemplo, é constante ( $\varepsilon_r = cte = \varepsilon_{cte}$ ) para todos os pixels. A seleção desta banda está condicionada ao prévio conhecimento do alvo em análise, bem como sua emissividade para o respectivo comprimento de onda (banda). Considerando esta banda e conhecendo seus parâmetros atmosféricos ( $\tau_r, L_r^\downarrow$  e  $L_r^\uparrow$ ) é possível calcular uma aproximação para a temperatura de superfície ( $T$ ) de cada pixel. Esta aproximação é calculada a partir das medidas de radiância  $L_r$  e da função inversa com relação a temperatura das Equações 29 e Planck (Equação 2):

$$T = B_r^{-1} \left( \frac{L_r - L_r^\uparrow - (1 - \varepsilon_r) L_r^\downarrow \tau_r}{\varepsilon_r \tau_r} \right) \quad (57)$$

Essa temperatura é então usada na Equação 29 para obter as emissividades dos pixels nas demais bandas:

$$\varepsilon_i = \frac{L_i - L_i^\uparrow - \tau_i L_i^\downarrow}{\tau_i (B_i(T) - L_i^\downarrow)} \quad (58)$$

O RCM teve grande importância para pesquisas com TIR, sendo também chamado, por este motivo, de método modelo de emissividade (Gillespie *et al.*, 1999). Conforme conhecimento *a priori* do alvo, o valor máximo para a emissividade e a banda podem ser selecionados. Para os silicatos esta banda está sempre localizada nos maiores comprimentos de onda do TIR, a emissividade máxima é de  $\approx 0.95$ . O problema deste método é assumir que todos os pixels de uma banda tem a mesma emissividade. Alvos como vegetação, neve e água teriam a temperatura subestimada, pois a sua emissividade é maior do que a proposta anteriormente (para os silicatos). Assim, este método não produz resultados acurados, simultaneamente, para alvos com emissividades muito diferentes. Os parâmetros atmosféricos também necessitam ser estimados com boa precisão, de modo a eliminar a interferência atmosférica.

#### 8.4.5. Método da Emissividade Normalizada (MEN)

Este método foi desenvolvido por Gillespie (1985), e é uma versão mais sofisticada e flexível do MBR. Este algoritmo permite que o comprimento de onda em que a emissividade máxima ocorre possa variar de pixel a pixel. Um valor para esta emissividade máxima ( $\varepsilon_{\max}$ ) é assumido, sem levar em conta o comprimento de onda. Conhecendo os parâmetros atmosféricos ( $\tau_\lambda, L_\lambda^\downarrow$  e  $L_\lambda^\uparrow$ ) se pode calcular as possíveis temperaturas para determinado pixel, conforme a expressão:

$$T_{\lambda_i, j} = B_{\lambda_i, j}^{-1} \left( \frac{L_{\lambda_i} - L_{\lambda_i}^\uparrow - (1 - \varepsilon_{\max}) L_{\lambda_i}^\downarrow \tau_{\lambda_i}}{\varepsilon_{\max} \tau_{\lambda_i}} \right) \quad (59)$$

Onde  $T_{\lambda_i, j}$  é a temperatura do pixel  $j$  na banda  $\lambda_i$  e  $L_{\lambda_i}$  é a radiância medida no sensor da banda  $\lambda_i$ . Desta forma o pixel  $j$  terá tantas temperaturas quanto bandas. A maior entre estas

temperaturas ( $T_M = \max(T_{\lambda_i, j})$ ) é selecionada e definida como sendo a temperatura cinética do pixel  $j$  (Gillespie, 1985; Gillespie *et al.*, 1999). Desta forma, utilizando temperatura máxima ( $T_M$ ), as radiâncias medidas no sensor para cada banda ( $L_{\lambda_i}$ ) e a função inversa de lei de Planck é possível calcular as novas emissividades para o pixel  $j$  na banda  $\lambda_i$ , conforme:

$$\varepsilon_{\lambda_i, j} = \frac{L_{\lambda_i, j} - L_{\lambda_i}^{\uparrow} - \tau_{\lambda_i} L_{\lambda_i}^{\downarrow}}{\tau_{\lambda_i} (B_{\lambda_i, j}(T_M) - L_{\lambda_i}^{\downarrow})} \quad (60)$$

onde  $\varepsilon_{\lambda_i, j}$  é a emissividade do pixel  $j$  para a banda  $\lambda_i$ .

Deve-se notar que, se a temperatura máxima ocorrer na banda  $k$ , que pode ser qualquer uma entre as  $\lambda_i$  bandas, a emissividade máxima também ocorrerá nesta banda para o pixel em questão.

No MEN a emissividade máxima ocorre na banda que obtiver a temperatura máxima para o pixel em questão. Além disso, este método herda todas as vantagens do MBR, e é menos propenso a erros. A acurácia do MEN depende do valor inicial da emissividade máxima utilizado, porém, é incapaz de produzir bons resultados, simultaneamente, para alvos com emissividades muito diferentes. Se houver um alvo com emissividade maior do que a emissividade máxima, inicialmente definida, a temperatura para este alvo será subestimada. Correções atmosféricas também são importantes neste método.

#### 8.4.6. Método dos Resíduos Logarítmicos (LRM)

Este método foi originalmente proposto por Green e Craig (1985), desde então tem sido modificado por vários autores. O LRM, aqui apresentado, pode ser encontrado em Hook *et al.*, (1992) e utiliza a aproximação de Wien para a função de Planck (Equação 2), dada por:

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\pi \lambda^5 \left( e^{C_2/\lambda T} \right)} \quad (61)$$

Para temperaturas próximas de 300K e comprimentos de onda de em torno de  $10\mu\text{m}$  esta aproximação tem um erro de até 1% (Siegel e Howel, 1982).

Tomando o logaritmo natural da radiância (Equação 10), com correções atmosféricas aplicadas, e utilizando a equação 61 temos:

$$\ln(L_{\lambda_i}) = \ln(\varepsilon_{\lambda_i, T}) + \ln(C_1) - 5 \ln(\lambda_i) - \ln(\pi) - \frac{C_2}{\lambda_i T} \quad (62)$$

com  $\lambda_i$  sendo o comprimento de onda médio da banda  $i$ . Com a finalidade de separar a temperatura ( $T$ ) da variável  $\lambda_i$  esta equação é, então, multiplicada por  $\lambda_i$ ,

$$\lambda_i \ln(L_{\lambda_i}) = \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i, T}) + \lambda_i \ln(C_1) - 5\lambda_i \ln(\lambda_i) - \lambda_i \ln(\pi) - \frac{C_2}{T} \quad (63)$$

A partir da Equação 63, e de um conjunto de dados extraídos a partir da imagem, é possível obter os resíduos logarítmicos. Estes resíduos são funções apenas da emissividade, são calculados utilizando a equação:

$$Y_{j, \lambda_i} = X_{j, \lambda_i} - X_{j, M} - X_{M, \lambda_i} - X_{M, M} \quad (64)$$

onde  $j$  é o pixel em análise,  $X_{j, \lambda_i}$  é o logaritmo ponderado da radiância,  $X_{j, M}$  é a média da radiância sobre todas as bandas para o pixel  $j$ ,  $X_{M, \lambda_i}$  é a média da radiância sobre todos os pixels da imagem para a banda  $\lambda_i$  e  $X_{M, M}$  é a média da radiância sobre todas as bandas e todos os pixels da imagem. As equações para estes termos são dadas, respectivamente, por:

$$X_{j, \lambda_i} = \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i, T, j}) + \lambda_i \ln(C_1) - 5\lambda_i \ln(\lambda_i) - \lambda_i \ln(\pi) - \frac{C_2}{T_j} \quad (65)$$

$$X_{j, M} = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i, T, j}) + \frac{\ln(C_1)}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i - \frac{5}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\lambda_i) - \frac{\ln(\pi)}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i - \frac{C_2}{T_j} \quad (66)$$

$$X_{M,\lambda_i} = \frac{\lambda_i}{N_P} \sum_{j=1}^{N_P} \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) + \lambda_i \ln(C_1) - 5\lambda_i \ln(\lambda_i) - \lambda_i \ln(\pi) - \frac{C_2}{N_P} \sum_{j=1}^{N_P} \frac{1}{T_j} \quad (67)$$

$$X_{M,M} = \frac{1}{N_P N_B} \sum_{j=1}^{N_P} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) + \frac{\ln(C_1)}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i - \frac{5}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\lambda_i) - \frac{\ln(\pi)}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i - \frac{C_2}{N_P} \sum_{j=1}^{N_P} \frac{1}{T_j} \quad (68)$$

com  $N_B$  sendo o número de bandas e  $N_P$  o número de pixels da imagem. Assim, os resíduos logarítmicos  $Y_{j,\lambda_i}$  são:

$$Y_{j,\lambda_i} = \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) - \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\varepsilon_{j,\lambda_i}) - \frac{\lambda_i}{N_P} \sum_{j=1}^{N_P} \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) + \frac{1}{N_P N_B} \sum_{j=1}^{N_P} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) \quad (69)$$

Fazendo  $r = \lambda_i / \lambda_M$ , sendo  $\lambda_M$  a média do comprimento de onda central de todas as bandas, e  $e_{\lambda_i,T,j} = (\varepsilon_{\lambda_i,T,j})^r$  a equação anterior fica:

$$\frac{Y_{j,\lambda_i}}{\lambda_M} = \ln(e_{\lambda_i,T,j}) - \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \ln(e_{\lambda_i,T,j}) - \frac{1}{N_P} \sum_{j=1}^{N_P} \ln(e_{\lambda_i,T,j}) + \frac{1}{N_P N_B} \sum_{j=1}^{N_P} \sum_{i=1}^{N_B} \ln(e_{\lambda_i,T,j})$$

ou ainda, utilizando as propriedades dos logaritmos naturais temos:

$$\frac{Y_{j,\lambda_i}}{\lambda_M} = \ln(e_{\lambda_i,T,j}) - \frac{1}{N_B} \ln\left(\prod_{i=1}^{N_B} e_{\lambda_i,T,j}\right) - \frac{1}{N_P} \ln\left(\prod_{j=1}^{N_P} e_{\lambda_i,T,j}\right) + \frac{1}{N_P N_B} \ln\left(\prod_{j=1}^{N_P} \prod_{i=1}^{N_B} e_{\lambda_i,T,j}\right) \quad (70)$$

Dessa forma o termo  $Y_{j,\lambda_i} / \lambda_M$  define o resíduo logarítmico em função somente das emissividades, representando as variações de uma combinação de emissividades em uma determinada banda ao invés de variações de temperatura e emissividade combinadas.

#### 8.4.7. Método dos Resíduos Alpha ( $\alpha$ -RM)

O  $\alpha$ -RM é uma simplificação do método anterior (LRM) (Hook *et al.*, 1992), onde a equação 64 assume a forma:

$$\alpha_{j,\lambda_i} = X_{j,\lambda_i} - X_{j,M} \quad (71)$$

ou seja, o cálculo dos resíduos alpha ( $\alpha_{j,\lambda_i}$ ) é a diferença entre a média da radiância sobre todas as bandas para o pixel  $j$  e a equação linearizada da radiância (Equação 63). A expressão para tal média é dada por:

$$\begin{aligned} \frac{C_2}{T_j} = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) + \frac{\ln(C_1)}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i - \frac{5}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\lambda_i) \\ - \frac{\ln(\pi)}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i - \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(R_{\lambda_i}) \quad (72) \end{aligned}$$

Rearranjando os termos, um conjunto de  $i$  equações relacionando a emissividade à radiância são obtidas, onde todas as equações são independentes da temperatura e tem a seguinte forma:

$$\lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) - \mu_{j,\alpha_{\lambda_i}} = \alpha_{j,\lambda_i} = \lambda_i \ln(R_{j,\lambda_i}) - \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(R_{j,\lambda_i}) + K_i \quad (73)$$

$$\mu_{j,\alpha_{\lambda_i}} = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\varepsilon_{\lambda_i,T,j}) \quad (74)$$

$$K_{\lambda_i} = 5\lambda_i \ln(\lambda_i) - \frac{5}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \ln(\lambda_i) - (\ln(C_1) - \ln(\pi)) \left( \lambda_i - \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \lambda_i \right) \quad (75)$$

Deve-se notar que o termo  $K_{\lambda_i}$  provém apenas de parâmetros do sensor, e é independente da radiância.

Os resíduos  $\alpha_{j,\lambda_i}$  são calculados somente com base na radiância medida, através do lado direito da equação 73, e o seu espectro é proporcional à emissividade (lado esquerdo da equação 72):

$$\alpha_{j,\lambda_i} \propto \lambda_i \ln(\varepsilon_{j,\lambda_i}) - \mu_{j,\alpha_{\lambda_i}} \quad (76)$$

Embora a dependência da temperatura tenha sido eliminada, sendo substituída pelo termo  $\mu_{j,\alpha_{\lambda_i}}$ , o número de variáveis desconhecidas não muda. Para calcular a emissividade relativa a partir de  $\alpha_{j,\lambda_i}$  é necessário estimar o termo  $\mu_{j,\alpha_{\lambda_i}}$ , o que pode ser realizado através de uma regressão na variância de  $\alpha_{\lambda_i}$  para um conjunto de dados medidos em laboratório:

$$v_\alpha = \frac{1}{N_B - 1} \sum_{i=1}^{N_B} \alpha_{\lambda_i}^2 \quad (77)$$

A curva que melhor ajusta  $\mu_{j,\alpha_{\lambda_i}}$  a  $v_\alpha$ , na equação anterior, tem a forma:

$$\mu_{j,\alpha_{\lambda_i}} = c v_\alpha^{(1/x)} \quad (78)$$

com  $c$  e  $x$  sendo coeficientes determinados empiricamente (Gillespie *et al.*, 1999).

O espectro de emissividade pode ser obtido invertendo a equação 73 para o termo  $\varepsilon_{\lambda_i,T,j}$ :

$$\varepsilon_{j,\lambda_i} = \exp\left(\frac{\alpha_{j,\lambda_i} + \mu_{j,\alpha_{\lambda_i}}}{\lambda_i}\right) \quad (79)$$

porém, é necessário utilizar a estimativa de  $\mu_{j,\alpha_{\lambda_i}}$  dada pela equação 78.

Neste método a comparação dos dados (laboratório-campo) não é direta, sendo necessário convertê-los para a forma de resíduos alpha, ou para emissividade, conforme as equações 73 e 79 respectivamente.



No  $\alpha$ -RM a comparação dos dados (laboratório-campo) não é direta, sendo necessária a conversão para a forma de resíduos alpha ou para emissividade. A principal vantagem deste método é a sua independência em relação à temperatura, com pouca propagação de ruído e a capacidade do método processar vários alvos simultaneamente. Além disso é imagem independente e preserva a forma da curva espectral da emissividade, mas não sua amplitude. A desvantagem é a utilização de uma aproximação para a função de Planck (aproximação de Wien), mas desde que sejam observadas as restrições os erros são pequenos.

#### 8.4.8. Método de Máxima-Mínima Diferença (MMD)

Este método foi inicialmente proposto por Matsunaga (1994) e se baseia na relação que existe entre a emissividade média e a diferença entre sua variação máxima e mínima (MMD). A metodologia aqui apresentada é uma variação do MMD específica para o sensor ASTER, que é utilizada para separação de temperatura e emissividade (TES) dos subprodutos AST08 e AST09 (Gillespie *et al.*, 1999).

Para o caso específico do TES-ASTER, o MMD é calculado a partir do espectro  $\beta$  proveniente do NEM (Gillespie *et al.*, 1999), porém, para o seu uso mais geral se utiliza uma aproximação inicial para o espectro médio de emissividade ( $\bar{\epsilon}$ ). Com base nessa estimativa inicial e na variação máxima e mínima da emissividade o espectro médio é reestimado, em um processo iterativo. No final do processo iterativo a temperatura é calculada.

Este processo pode ser descrito em 5 passos (Matsunaga, 1994; Gillespie *et al.*, 1999):

1º Passo: A primeira estimativa do espectro de emissividade é calculado a partir dos dados de radiância e do método NEM;

2º Passo: O MMD é calculado a partir do passo 1 para a primeira iteração, para as demais iterações o MMD é calculado a partir dos espectros de emissividades ajustados. Neste caso o MMD é calculado da seguinte forma:

$$MMD^t = \max(\epsilon^t) - \min(\epsilon^t) \quad (80)$$

onde  $\max(\epsilon^t)$  e  $\min(\epsilon^t)$  são, respectivamente, a emissividade máxima e mínima na iteração  $t$ .

3º Passo: A nova emissividade média,  $\bar{\varepsilon}^{t+1}$ , é calculado utilizando a expressão empírica:

$$\bar{\varepsilon}^{t+1} = a + b * (MMD) \quad (81)$$

onde  $a$  e  $b$  são constantes determinadas por meio de uma regressão em um conjunto de espectros de emissividade obtidos em laboratório para vários alvos. A constante  $a$  pode ser interpretada como a emissividade encontrada em alvos com comportamento de corpos cinzas, tais como: água, vegetação e neve entre outros. Estas constantes ( $a, b$ ) podem ser aplicadas a um amplo conjunto de dados, não sendo necessário calculá-las para cada alvo.

4º Passo: O ajuste das emissividades é realizado de acordo com a equação:

$$\varepsilon^{t+1} = \varepsilon^t * \left( \frac{\bar{\varepsilon}^{t+1}}{\bar{\varepsilon}^t} \right) \quad (82)$$

5º Passo: A temperatura é então calculada a partir de  $\varepsilon^{t+1}$  e sua respectiva radiância corrigida para os efeitos atmosféricos.

O passo 2 ao passo 5 é repetido até que a diferença entre as temperaturas calculadas em duas iterações consecutivas seja menor que um dado limiar, que neste caso é a resolução do sensor no TIR ( $T^{t+1} - T^t < NE\Delta T$ ).

A precisão do  $\alpha$ -RM e do MMD são similares, uma vez que estes métodos foram criados com base na mesma relação empírica que afirma que: a temperatura é relativamente insensível ao espalhamento múltiplo da radiação termal dentro de um pixel e a radiância descendente. No entanto, as emissividades calculadas são mais sensíveis a esses fatores. A precisão do MMD depende da precisão da relação entre a emissividade média ( $\bar{\varepsilon}$ ) e a diferença máxima-mínima, e da resolução radiométrica do sensor ( $NE\Delta T$ ).

O erro quadrático médio ( $RMS$ ) do MMD é menor que o do NEM para casos onde a  $NE\Delta T < 0.3K$ , quando  $NE\Delta T > 0.3K$ . Em geral, o MMD é mais preciso, e mais sensível a erros de medida, que o NEM.

#### 8.4.9. Método do Corpo Cinza (MCC)

O método do corpo cinza foi proposto por Barducci e Pippi (1996) e é baseado na hipótese do alvo em análise ter um espectro, ou região espectral, de emissividade plano o suficiente onde se possa assumir que a variação da emissividade seja desprezível, ou seja, a emissividade varia pouco com relação ao comprimento de onda. Esta hipótese é muitas vezes verificada, principalmente nos espectros de emissividade obtidos em laboratório ou a partir de sensores termais hiperspectrais como o SEABASS, por exemplo. Matematicamente esta hipótese pode ser escrita como:

$$\frac{d\varepsilon}{d\lambda} = 0 \quad (83)$$

ou equivalentemente,

$$\varepsilon(\lambda_i, T) = \varepsilon(\lambda_j, T) \quad (84)$$

com  $\varepsilon(\lambda_i, T)$  sendo a emissividade para a banda  $\lambda_i$ .

As suposições, representadas pelas Equações 83 e 84, são conceitualmente iguais, porém, cada uma é aplicada em um tipo de situação. A suposição 83 serve para aplicações sobre o espectro contínuo, onde cada comprimento de onda tem uma específica emissividade. A segunda suposição (Equação 84) se aplica a intervalos do espectro, onde a emissividade é calculada para um intervalo de comprimentos de ondas (bandas). Também é importante notar que embora as hipóteses sejam conceitualmente iguais, a hipótese dada pela Equação 83 é mais geral que a hipótese da Equação 84.

O modelo matemático para o GBM inicia reescrevendo a radiância de superfície como sendo:

$$R_{\lambda_i} = \varepsilon(\lambda_i, T) * B(\lambda_i, T) + n_{\lambda_i} \quad (85)$$

Onde  $n_{\lambda_i}$  é um termo aditivo, com média zero, referente ao ruído.

O algoritmo então procura pela temperatura  $t$  e pela emissividade  $e(\lambda_i, t)$  que minimiza o erro  $E$ , definido como:

$$E_{\lambda_i} = \sum_{k=1}^N \left[ R_{\lambda_k} - e(\lambda_i, t) * B(\lambda_k, t) \right]^2 \quad (86)$$

Vale notar que  $\varepsilon$  e  $T$  representam os valores reais de emissividade e temperatura do alvo, enquanto  $e$  e  $t$  são, respectivamente, as estimativas destes valores que minimizam o erro  $E$ .

A partir do cálculo sabe-se que para minimizar o erro  $E_{\lambda_i}$  é necessário igualar a zero a derivada primeira de 86 com relação à variável  $e(\lambda_i, t)$  e/ou  $t$ . No entanto a derivada de  $E_{\lambda_i}$  em relação à  $t$  produz uma equação transcendental, que não possui solução analítica. Por esse motivo os autores optaram por minimizar o erro utilizando a derivada parcial de  $E_{\lambda_i}$  em relação à  $e(\lambda_i, t)$  ( $\partial E_{\lambda_i} / \partial e(\lambda_i, t) = 0$ ) e uma estrutura iterativa para o algoritmo. A expressão a ser minimizada é:

$$\frac{\partial E_{\lambda_i}}{\partial e(\lambda_i, t)} = 2e(\lambda_i, t) * \sum_{k=1}^N \left[ B^2(\lambda_k, t) \right] - 2 * \sum_{k=1}^N \left[ B(\lambda_k, t) * R_{\lambda_k} \right] = 0$$

isolando o termo  $e(\lambda_i, t)$

$$e(\lambda_i, t) = \frac{\sum_{k=1}^N \left[ B(\lambda_k, t) * R_{\lambda_k} \right]}{\sum_{k=1}^N \left[ B^2(\lambda_k, t) \right]} \quad (87)$$

com  $N$  sendo o número de bandas, ou de forma generalizada, sobre todas as bandas que satisfazem a suposição 83.

No processo iterativo uma temperatura inicial ( $t_0$ ) é assumida, assim a primeira minimização é alcançada, fornecendo o primeiro valor estimado para a emissividade ( $e_0$ ). Com a nova temperatura ( $t_1$ ) calculada para a próxima iteração uma nova emissividade ( $e_1$ ) é alcançada, e assim segue o processo iterativo.

A expressão geral da equação 87 para a forma iterativa é:

$$e^p(\lambda_i, t^p) = \frac{\sum_{k=1}^N [B(\lambda_k, t^p) * R_{\lambda_k}]}{\sum_{k=1}^N [B^2(\lambda_k, t^p)]} \quad (88)$$

onde  $p$  é a iteração.

Foi verificado por Barducci e Pippi, (1996) que o valor do erro  $E_{\lambda_i}$  relacionado à temperatura  $t$  sempre mostra uma forma côncava, assim sendo,  $E_{\lambda_i}$  sempre tem um mínimo local e segunda derivada positiva. O algoritmo então busca a temperatura  $t^p$  de modo que:

$$\frac{dE_{\lambda_i}(t = t^p)}{dt} = 0 \quad (89)$$

Se na  $p$ -ésima iteração  $t^p$  não satisfaz a Equação 89, um incremento diferencial  $\delta t^p$  é adicionado à temperatura. Utilizando uma aproximação linear local para representar o incremento tem-se:

$$\frac{dE_{\lambda_i}(t = t^p + \delta t^p)}{dt} = \frac{dE_{\lambda_i}(t^p)}{dt} + \delta t^p * \frac{d^2 E_{\lambda_i}(t^p)}{dt^2} = 0 \quad (90)$$

Assim, a partir da equação 90, o incremento  $\delta t^p$  pode ser calculado:

$$\delta t^p = - \frac{\frac{dE_{\lambda_i}(t^p)}{dt}}{\frac{d^2 E_{\lambda_i}(t^p)}{dt^2}} \quad (91)$$

$$t^{p+1} = t^p + \delta t^p \quad (92)$$

O GBM é capaz de obter a temperatura e a emissividade de um alvo sem nenhum conhecimento *a priori* sobre o valor da emissividade e/ou temperatura. Para sensores

hiperespectrais o algoritmo se mostra promissor, pois a hipótese dada pelas Equações 83 e 84 é mais facilmente verificada. No entanto, exceções podem ocorrer para alvos com espectro de emissividade não plano. Porém o método é robusto o suficiente para lidar com a maioria dos alvos. A precisão deste modelo está relacionada ao comprimento de onda, ou seja, ao aumentar o comprimento de onda a acurácia do modelo aumenta.

## **8.5. Realces Híbridos**

### **8.5.1. Realce de Contraste por Decorrelação (RCD)**

Dentro dos realces híbridos se encontra o realce por decorrelação, que é baseado na transformação por principais componentes (PC) (Soha e Schwartz, 1978; Kahle e Rowan, 1980; Gillespie *et al.*, 1985). O realce de contraste por decorrelação é um processo de ajuste da radiação captada pelo sensor com o objetivo de otimizar, para efeito de visualização, as informações das imagens digitais (Gillespie 1992).

As emissividades dos alvos obtidas de dados de radiância de imagens multiespectrais no TIR apresentam pouca variação espectral, devido à baixa energia emitida, além da grande quantidade de informação redundante nesta região do espectro eletromagnético. A radiância emitida no TIR é controlada pela composição da cena (mistura dos alvos dentro de um pixel) e pela temperatura, enquanto a radiância de corpo negro é controlada pela temperatura que é influenciada, principalmente, pela topografia do terreno. As medidas de radiância para um corpo real são obtidas através da ponderação da radiância de um corpo negro sob mesma temperatura e comprimento de onda. Este fator ponderador é a emissividade, que está relacionada à composição da cena. No entanto, a variabilidade e o contraste da emissividade no TIR são baixos, e isto resulta em uma alta correlação entre as bandas, onde as composições coloridas falsa-cor de imagens com estas características tendem a ser incolor, a menos que técnicas especiais sejam aplicadas durante o realce.

Para visualizar bandas espectrais termais altamente correlacionadas, como uma imagem colorida, é necessário realçar seletivamente a parte menos correlacionada da informação. Isto corresponde a aumentar a saturação da cor (reflectância) independentemente da luminosidade (emitância). O realce por decorrelação cumpre com esta restrição, enquanto deixa a distribuição do matiz substancialmente inalterada para a maioria das imagens TIR (Gillespie, 1992).

Em imagens pouco correlacionadas (Figura 5(a)) um simples realce, individual, das bandas espectrais já mostra uma significativa melhora para visualização em uma composição colorida. Neste caso, um realce que leve os dados do plano  $AB$  para o plano  $A'B'$  (Figura 5(a)) otimiza o espaço utilizado pelo cluster sem saturar a imagem. O problema está nos dados altamente correlacionados (Figura 5(b)), onde os dados estão distribuídos ao longo da linha acromática de intensidade ( $A = B$ ) e um simples realce do plano  $AB$  para o plano  $A'B'$  otimiza a variação na intensidade mas não diminui o achatamento do cluster (Figura 5(b)). Ao utilizar um realce mais severo, do plano  $AB$  para o plano  $A''B''$ , se otimiza ainda mais o espaço da intensidade, porém ao custo da saturação da maioria dos dados restantes da imagem sem diminuir o achatamento do cluster.

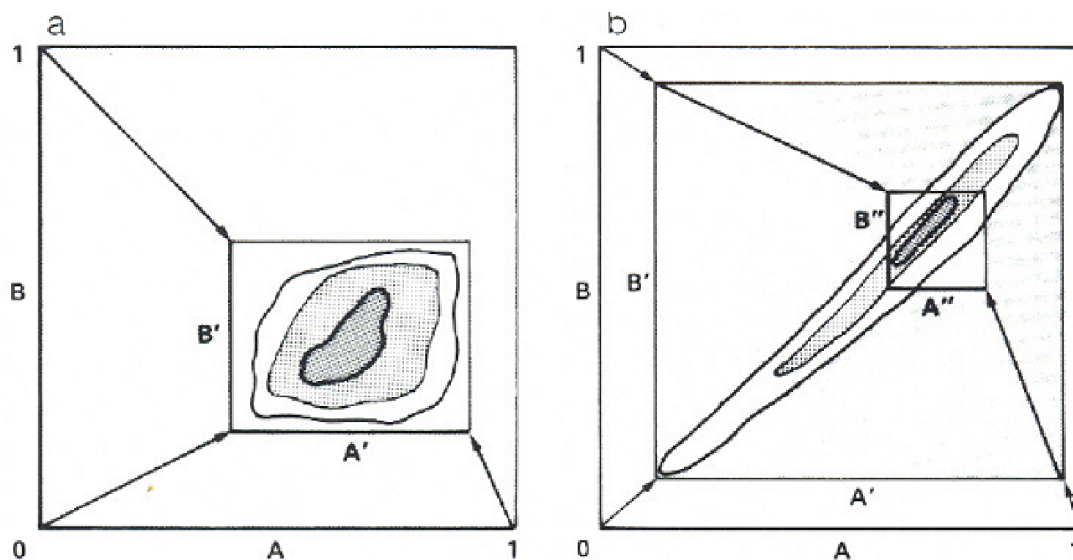


Figura 5: Diagrama esquemático mostrando a variação dos efeitos do realce linear em duas bandas  $A$  e  $B$  de (a) dados pouco correlacionados e (b) dados altamente correlacionados. Fonte: Adaptado de Gillespie et al., 1985.

O realce por decorrelação visa expandir o cluster dos dados altamente correlacionados (Figura 5(b)) a fim de otimizar o espaço da intensidade, diminuindo o achatamento do cluster com relação ao seu eixo principal, ao invés de ser ao longo do eixo  $AB$ . Estes eixos ( $P_1, P_2$ ) mostrados na Figura 6(a), são estatisticamente independentes (decorrelacionados), ou seja, a covariância entre  $P_1$  e  $P_2$  é zero. Os eixos são ordenados de acordo com a sua variância (autovalores), da maior para a menor, com isso o eixo  $P_1$  tem a maior variância, seguido de  $P_2$  com a 2ª maior variância e assim sucessivamente. O eixo  $P_1$  descreve as maiores flutuações na luminosidade da cena, como por exemplo, o albedo e o sombreamento

topográfico, enquanto  $P_2$  descreve desvios de  $P_1$ , ou da cor média da cena, desta forma, aumentar seletivamente o contraste de  $P_2$  é equivalente a aumentar o contraste da cor da imagem.

O realce é realizado após a transformação dos dados originais em PC's. Geometricamente a transformação por componentes principais corresponde a uma rotação e uma translação dos eixos  $A$  e  $B$  (Figura 6(b)). As PC's  $P_1$  e  $P_2$  são realçadas independentemente, como mostrado na Figura 6(c). Geralmente estes realces são lineares de modo somente a equalizar as variâncias entre os eixos.

Finalmente a transformação inversa é realizada sobre as PC's, de modo que os eixos originais,  $A$  e  $B$ , sejam recuperados (Figura 6(d)).

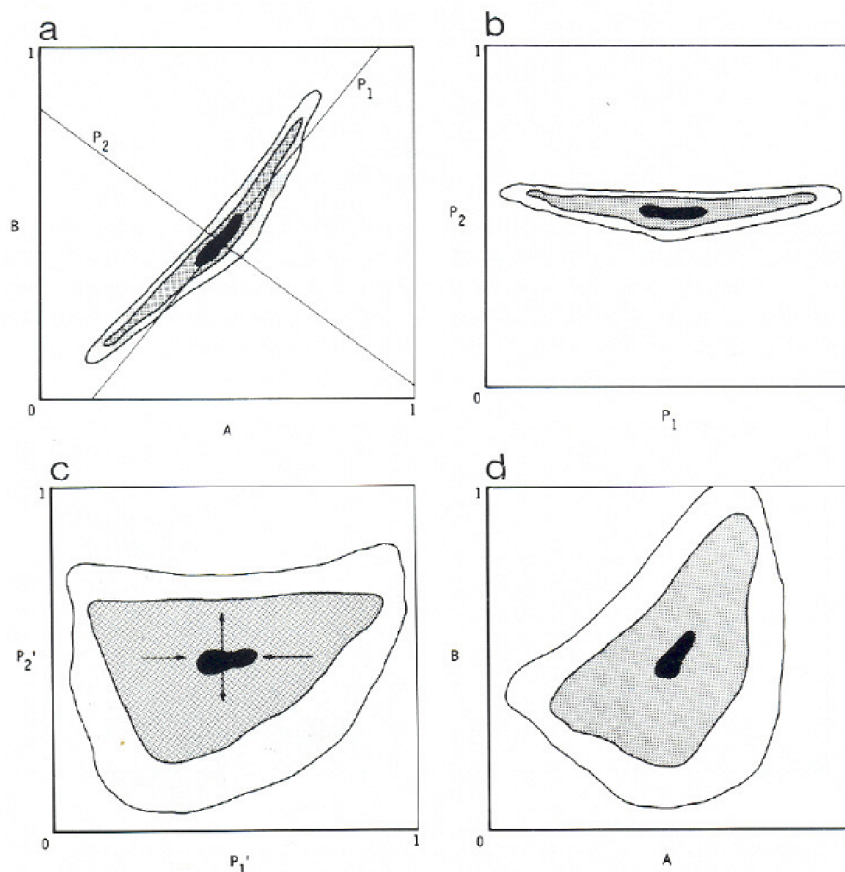


Figura 6: Representação esquemática do realce por decorrelação de dados altamente correlacionados. (a) Diagrama de variação dos dados brutos (A,B) mostrando os eixos ortogonais  $P_1$  e  $P_2$ ; (b) Dados após a transformação de principais componentes; (c) Realce linear de contraste é aplicado aos dados decorrelacionados ( $P_1, P_2$ ); (d) A transformação inversa de principais componentes é aplicada aos dados realçados retornando ao espaço (A,B). Fonte: Adaptado de Gillespie et al., 1985.



Como este realce é baseado nas principais componentes ele pode ser facilmente aplicado a imagens com qualquer número de bandas, diferentemente do método HSI (realce baseado no sistema de cor HSI - *Hue, Saturarion, Intensity*), por exemplo, que só pode ser aplicado a 3 bandas por vez.

O realce por decorrelação pode ser sumarizado em quatro passos:

1. A matriz de covariância e os autovalores da imagem são calculados;
2. A imagem é transformada do domínio da radiância para o espaço das PC's através de uma transformação linear, esta transformação é composta por uma rotação e uma translação do espaço da radiância. Os dados transformados têm a principal propriedade de serem estatisticamente independentes (decorrelacionados);
3. As PC's têm seus contrastes realçados separadamente, geralmente para equalizar as variâncias de três ou mais imagens com maior razão sinal-ruído;
4. A transformada inversa é aplicada, esta deve rotar as PC's de volta ao espaço original da radiância. Esta transformação deve ser aplicada a todas PC's. Embora os dados sejam levados de volta ao espaço original, à covariância das imagens realçadas é reduzida.

Este método permite que uma composição falsa-cor (RGB) mostre diferenças de emissividade como variações nas cores, enquanto diferenças na temperatura são mostradas como variações na intensidade. Este método não retorna o valores para temperatura/emissividade, mostra somente sua variação. Além disso, o método é imagem dependente, ou seja, o resultado de usar a cena inteira é diferente do resultado obtido utilizando somente um recorte esta cena. Se houver grande variação de temperatura na imagem pode haver perda de informação, pois áreas frias aparecem escuras mascarando leves variações na cor (variações na emissividade).

## **8.6. Discussão dos Métodos**

Todos os métodos descritos anteriormente representam a maior, e principal, parte dos métodos existentes de separação de temperatura e emissividade desenvolvidos nas últimas 4 décadas. Outros métodos, mais recentes, são propostos, porém são aplicados em casos muito específicos de sensores, alvos ou determinados estudos e não fazem parte do objetivo deste trabalho. Os métodos abordados neste trabalho, apesar de serem aplicáveis em várias situações, produzem dados mais precisos se aplicados de acordo com suas restrições/limitações. Todos estes métodos foram desenvolvidos com base em dados de

laboratório, por isso, deve-se salientar que todos requerem a correção atmosférica dos dados. Alguns são mais sensíveis aos erros desta correção (se não realizada corretamente), outros são mais robustos. Os métodos mais sensíveis são todos aqueles que em algum momento possuem alguma razão, ou algum tipo de manipulação algébrica que possa realçar o ruído, dentre estes métodos podemos citar: RE, MDT, TISI e o  $\alpha$ -RM.

Outro ponto importante é que a maioria dos métodos foram desenvolvidos para o estudo de solos e rochas, uma vez que o TIR é voltado para esse tipo de estudo, e a vegetação tem pouca diferenciação nesta região do espectro eletromagnético. Apesar disso, alguns destes métodos podem retornar informações para estudos de vegetação.

Todos os métodos que necessitam de 2 ou mais imagens da mesma área estão propensos a erros de registro e georreferenciamento, o que pode ser uma tarefa ainda mais complicada no caso de dados de sensores aerotransportados. Pode-se concluir também que todos os métodos são facilmente implementáveis, de baixo custo computacional, e de rápido processamento, e um resumo de suas aplicações, restrições e observações das particularidades pode ser visto na Tabela 3.

De modo geral, o MEN é o que produz melhores resultados quando se tem o conhecimento *a priori* da emissividade máxima do alvo para qualquer tipo de estudo, o TISI e o  $\alpha$ -RM geram boas estimativas para a emissividade relativa de alvos (vegetação e solo) a partir de uma emissividade de referência sem o conhecimento da temperatura e o MCC é o mais indicado para sensores hiperespectrais e alvos que tenham pouca variação na emissividade para duas bandas adjacentes.

Estes métodos cumprem de forma satisfatória uma ampla gama de aplicações, no entanto, devido aos avanços tecnológicos nos sensores e a necessidade de estudos/monitoramento mais precisos da superfície terrestre se faz necessário pesquisas em métodos mais precisos e menos suscetíveis a erros na separação da temperatura e emissividade dos alvos.

Esta seção de fundamentação teórica deu origem a dois trabalhos:

1. Artigo de revisão intitulado: **Revisão dos Principais Métodos de Separação de Temperatura e Emissividade para Dados TIR e Análise de Suas Aplicações e Restrições** (Apêndice C - Artigo 1);
2. Trabalho publicado e apresentado no JURSE (*Joint Urban Remote Sensing Event*) intitulado: **Urban Heat Island development during the last two decades in Porto Alegre, Brazil and its monitoring** (Apêndice F - Artigo 1);

**Tabela 3.** Resumo Aplicações e Restrições dos Métodos

	<b>Observações</b>	<b>Aplicação</b>	<b>Múltiplos Alvos</b>	<b>Comparação Direta dos Resultados</b>	<b>Emissividade</b>	<b>Conhecimento "a priori" do alvo</b>
<b>RE</b>	O erro na razão das emissividade é menor que o erro na emissividade em si	Estudo da variação de emissividade	<b>X</b>		<b>R</b>	<b>X</b>
<b>MDT</b>	Assume-se que a emissividade é invariante no tempo e é necessário fazer o registro das imagens;	Exploração mineral, podendo ser aplicado em estudos de vegetação;	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>A</b>	
<b>TISI</b>	O índice é praticamente independente da temperatura, e é muito sensível a variações na composição do alvo	Estudos de variação da emissividade principalmente com solos, não tem boa resposta para a vegetação	<b>X</b>		<b>R</b>	
<b>MBR</b>	Todos os alvos da cena tem mesma emissividade	Cálculo da temperatura e emissividade		<b>X</b>	<b>A</b>	<b>X</b>
<b>MEN</b>	Os resultados são mais precisos que o MBR	Cálculo da temperatura e emissividade		<b>X</b>	<b>A</b>	<b>X</b>
<b><math>\alpha</math>-RM</b>	Tem os resultados mais precisos	Estudos da forma da curva espectral da emissividade, podendo-se estimar a emissividade relativa	<b>X</b>		<b>R</b>	
<b>MMD</b>	É necessário extrair coeficientes de ajuste do MMD a partir de medidas de laboratório de emissividade para um conjunto de alvos	Cálculo da temperatura em função de uma emissividade de referência	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>R</b>	<b>X</b>
<b>MCC</b>	São necessárias no mínimo duas bandas, preferencialmente não muito distantes	Estimativas de temperatura e emissividade, principalmente em sensores hiperespectrais e dados de laboratório	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>A</b>	
<b>RCD</b>	Os resultados não separam a temperatura da emissividade, além disso, pode haver perda de informações em dados com grande variação na temperatura	Análise qualitativa (visual) de variações de temperatura e emissividade	<b>X</b>	<b>Não Calcula</b>	<b>R</b>	

\*R = emissividade relativa - A = Emissividade Absoluta

## 9. MATERIAL

### 9.1. Amostra de Quartzo

Para o experimento foi utilizada uma amostra de quartzo (silicato-SiO<sub>2</sub>) coletada durante uma saída de campo dentro da área de estudo, apresentada na Seção 3. Posteriormente, após coletada e devidamente armazenada, a amostra foi medida em laboratório utilizando um espectrorradiômetro de campo  $\mu$ FT-IR Modelo 102. Devido ao intervalo de temperaturas da amostra, o pico de emissão da radiação ocorre próximo aos 10  $\mu$ m, e nestas condições, os comprimentos de onda menores do que 7  $\mu$ m apresentam ruídos nas medidas. Por esta razão, a região abaixo deste comprimento de onda foi descartada, utilizando somente os dados compreendidos entre 7  $\mu$ m -16  $\mu$ m. A amostra foi submetida a diversas medições, estas sob condições controladas da temperatura da amostra, temperatura do ambiente e umidade relativa (Tabela 4).

**Tabela 4.** Medidas realizados para a amostra de quartzo

Data	Experimento	Temperatura da Amostra (K)	Temperatura do Ambiente (K)	Umidade
7-Jun-12	1	326,75	295,15	61,90%
	2	316,65		
	3	302,45		
	4	289,45		
20-Ago-12	5	309,15	299,15	69,30%
	6	308,65		
	7	308,15		
31-Ago-12	8	325,65	292,25	56,20%
	9	316,75		
	10	315,95		
	11	315,45		
	12	309,35		

Em cada experimento (Tabela 4) foi medida a emissividade da amostra de quartzo em uma determinada temperatura (medida diretamente com um termômetro) e respectivo comprimento de onda. No momento em que é realizada a medição da emitância da amostra pelo espectrorradiômetro, também é calculada a radiação de corpo negro para a mesma temperatura e comprimento de onda. Assim, através da função da radiação e conhecendo a temperatura e emissividade da amostra é possível calcular a

radiância medida, sem perda de informação. Para realizar este cálculo foi implementado um algoritmo em linguagem MATLAB R2010b (Apêndice A).

## 9.2. Simulação da Atmosfera

A atmosfera foi simulada utilizando o PCMODWIN do programa MODTRAN (*MODerate resolution atmospheric TRANsmission*). Este programa é amplamente difundido no meio científico e aplicado em correções atmosféricas em imagens de satélite e aerotransportadas. Com este programa é possível fazer correções atmosféricas inserindo dados atmosféricos obtidos através de radiossondas, ou utilizando os modelos atmosféricos pré-definidos no software.

Neste trabalho foram simulados dois tipos de atmosferas:

- A atmosfera úmida: pouco estudo (ou quase nenhum) com o termal foi realizado, uma vez que este tipo de atmosfera degrada bastante os dados do infravermelho termal;
- Atmosfera seca: onde a maioria dos estudos está focado, e diversos algoritmos têm sido desenvolvidos com excelentes resultados;

Deve-se enfatizar que a simulação é realizada considerando a atmosfera estática, ou seja, não possui variações temporais. Como a atmosfera é dinâmica modelagens/simulações mais precisas são necessárias.

## 9.3. Imagens ASTER

Neste trabalho os dados utilizados para alimentar o modelo e validar os resultados são provenientes do sensor ASTER. Para alimentar o método proposto foi utilizada uma imagem de radiância do sensor ASTER, ou seja, uma imagem ASTER com nível de processamento L1B. O produto de temperatura do sensor ASTER (AST08) foi utilizado para validar os dados gerados pelo método proposto. O produto de temperatura (AST08) e o de radiância (L1B) são disponibilizados pelo site <http://reverb.echo.nasa.gov/reverb> após a avaliação de um projeto, o qual deve informar o motivo da requisição e a aplicabilidade do produto. Uma descrição mais completa a respeito do sensor ASTER se encontra na Seção 5.

## 9.4. MATLAB

O MATLAB (*MATrix LABoratory*) é um software matemático com um ambiente interativo, além de ser uma linguagem de programação de alto nível, utilizada por engenheiros e cientistas em todo o mundo. Neste trabalho foi utilizada a versão do MATLAB R2010b e o toolbox *cftool* para realizar as regressões. Além disso, foram também implementados algoritmos para o processamento adicional dos dados, estes algoritmos podem ser visto em detalhes no Apêndice A.

## 10. MÉTODO PARA O CÁLCULO DA TEMPERATURA DE ALVOS, E CONSEQUENTEMENTE A SUA EMISSIVIDADE

Neste trabalho é proposto um método alternativo para o cálculo da temperatura de alvos, e conseqüentemente a sua emissividade. Neste método se propõe utilizar somente a informação de radiância do alvo obtida em laboratório, ou via imagens de sensores termais aerotransportados/orbitais, aplicadas em um modelo matemático o qual retorna a temperatura. Este método não requer conhecimento *a priori* das informações do alvo ou de variáveis associadas no momento da aquisição dos dados.

O método proposto está baseado na suposição de que o deslocamento vertical (para cima, ou para baixo) da curva de radiância possui relação direta com o aumento/diminuição da temperatura do alvo. Este deslocamento fica mais evidente ao analisar a forma linearizada da aproximação de Wien para a função de Plank. Assumindo que este deslocamento vertical na radiância é de fato causado pelo aumento/diminuição da temperatura, é possível modelar como este deslocamento se comporta dada a temperatura.

Sabe-se, da Seção 8, que a radiância de um corpo negro é dada pela função de Planck (Equação 2):

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \pi \left( e^{\frac{C_2}{\lambda T}} - 1 \right)} \left( W/m^2 \text{ sr } \mu m \right)$$

e a radiância de um alvo é dada por (Equação 4 - Seção 8.1.):

$$L(\lambda, T) = \varepsilon_{\lambda, T} B(\lambda, T)$$

Sabe-se também que aproximação de Wien para a função de Planck é (Seção 8.4.6. - Equação 61):

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\pi \lambda^5 \left( e^{\frac{C_2}{\lambda T}} \right)}$$

Assim, conforme a Seção 8.4.6., a forma linearizada para a aproximação de Wien da função de Planck é (Equação 63):

$$\lambda \ln(L_\lambda) = \lambda \ln(\varepsilon_{\lambda, T}) + \lambda \ln(C_1) - 5\lambda \ln(\lambda) - \lambda \ln(\pi) - \frac{C_2}{T}$$

A partir das amostras de quartzo e de suas medidas em laboratório é possível ver abaixo (Figura 7) as curvas de radiância para 12 temperaturas diferentes. Estas curvas foram obtidas a partir das Equações 2 e 4 (Seção 8.1).

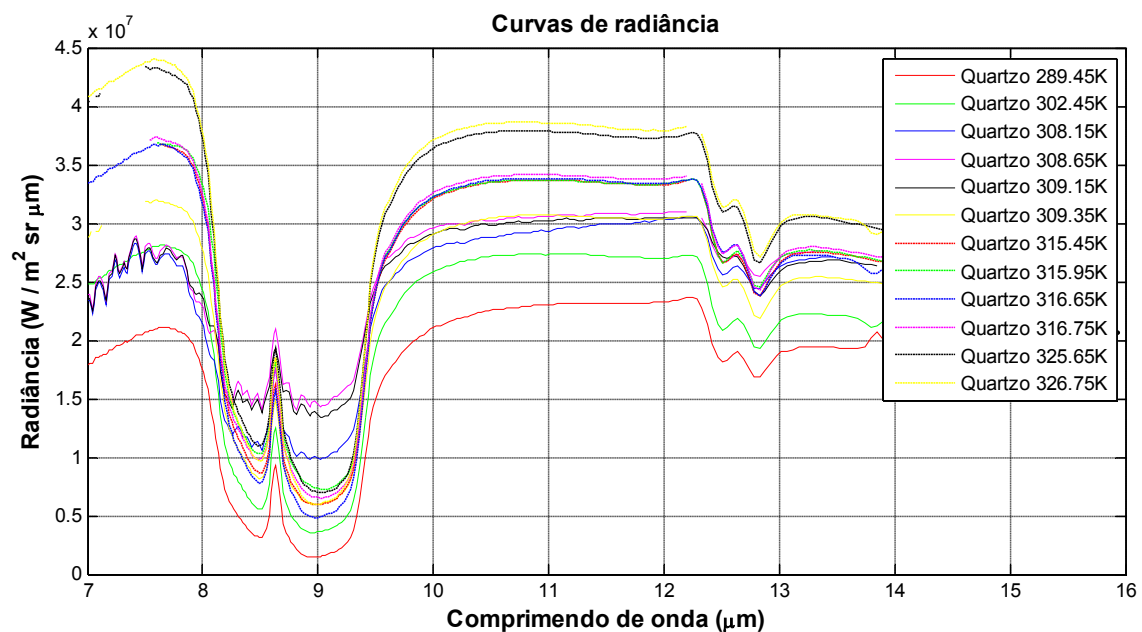


Figura 7: Curvas de Radiância de uma amostra de quartzo em diferentes temperaturas

Na Figura 8 estão apresentadas as radiâncias dadas pela Função de Planck e a pela sua aproximação (aproximação de Wien para a função de Plank).

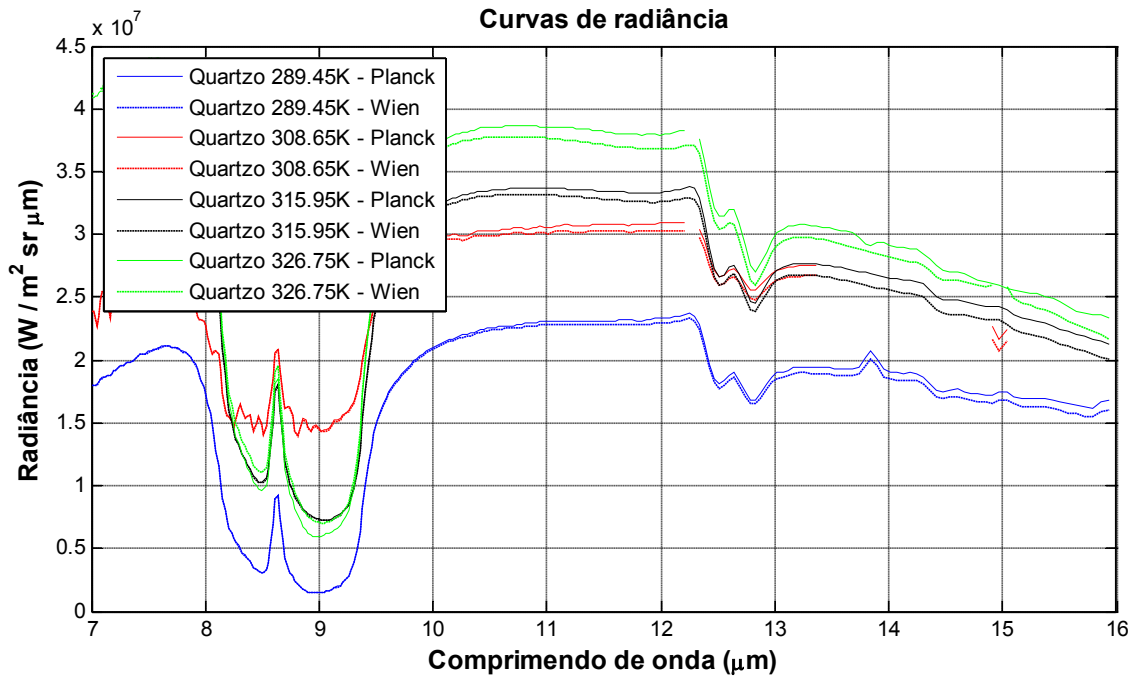


Figura 8: Radiâncias dadas pela função de Planck e pela aproximação de Wien para a função de Planck.

Deve-se observar que a diferença das radiâncias entre a função de Planck e sua aproximação é pequena, menor que 1% para comprimentos de onda próximos a 10μm.

Na Figura 9 pode ser vista a mesma amostra, medida sob as mesmas condições, porém na forma linearizada da radiância (Equação 63). Deve-se observar aqui a distribuição dos dados e como variam com relação às mudanças na temperatura.



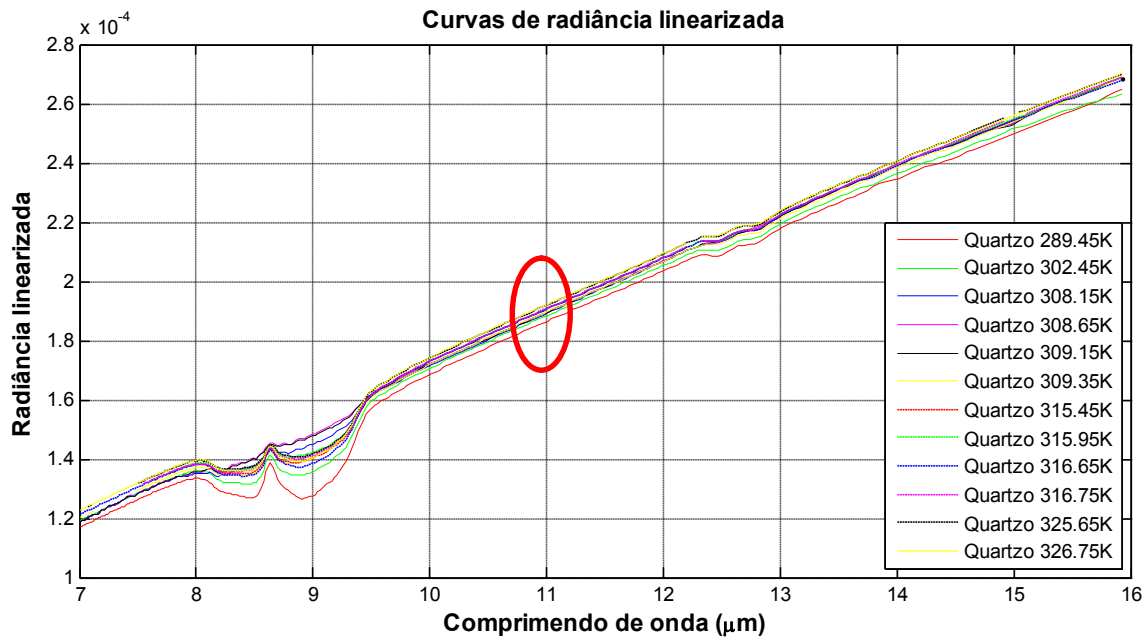


Figura 9: Radiância Linearizada

Ao realizar um zoom na região indicada na Figura 9, próximo aos  $11\mu\text{m}$ , o deslocamento vertical das curvas se torna mais evidente (Figura 10).

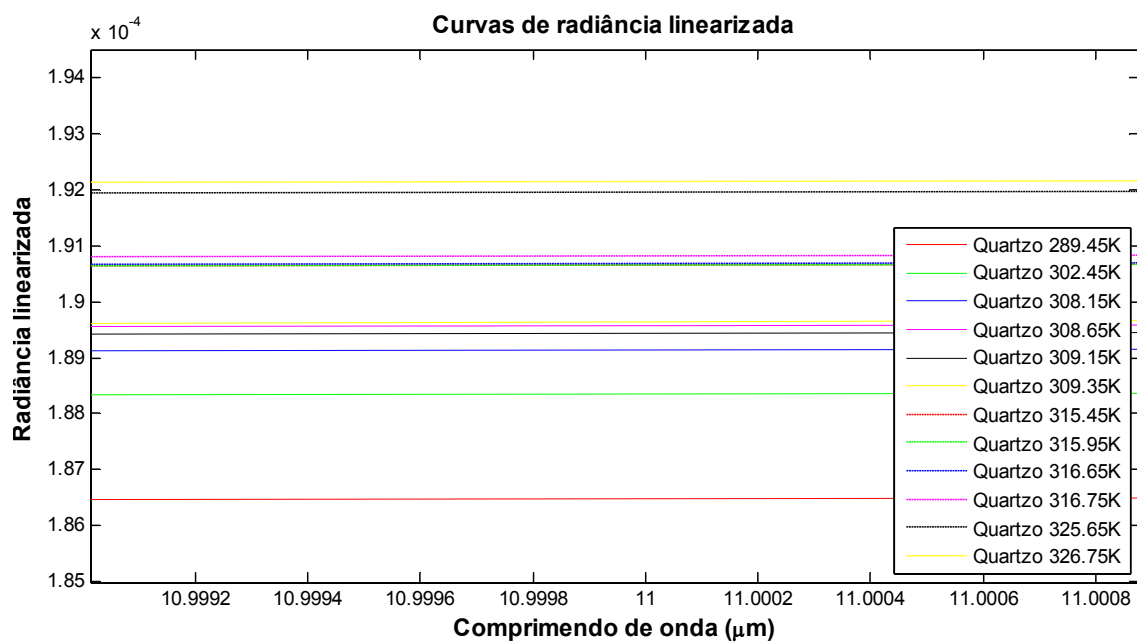
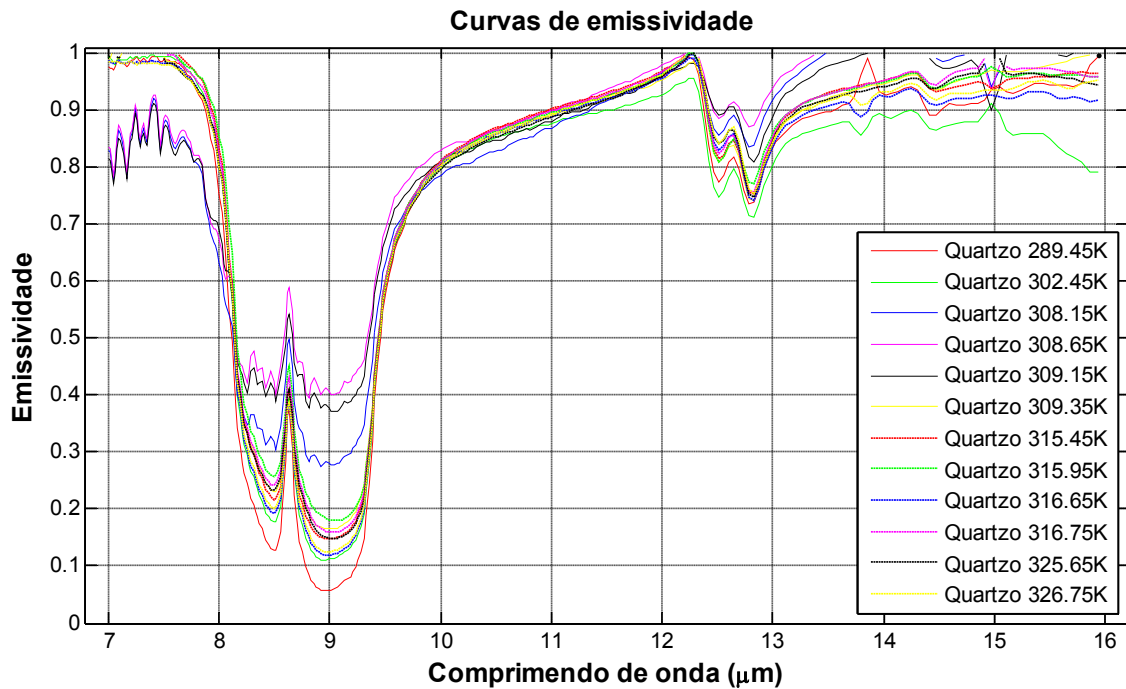


Figura 10: Deslocamento vertical da radiância linearizada

Nas Figuras 7 a 10 foi possível ver o comportamento da radiância (Equação 5 - Seção 8.1.), da radiância utilizando a aproximação de Wien para a função de Planck (Equação 4 - Seção 8.1. e Equação 61 - Seção 8.4.6.) e da radiância linearizada (Equação 63 -

Seção 8.4.6.). A Figura 11, por sua vez, mostra o comportamento da emissividade (Equação 3 - Seção 8.1.) da amostra de quartzo com relação às variações na temperatura.



*Figura 11: Curvas de Emissividade de uma amostra de Quartzo em diferentes temperaturas*

Os gráficos acima mostraram que a radiância muda significativamente conforme a temperatura varia. Também se observou que esta mudança é um deslocamento no eixo  $y$  (variação vertical), enquanto no eixo  $x$  não foram encontradas variações (deslocamentos, compressões ou dilatações). Este comportamento remete a um padrão que pode ser justificado teoricamente utilizando as Equações 2 e 4 (Seção 8.1).

Deve-se notar que a aproximação de Wien para a função de Planck produz erros menores que 1% para medidas de radiância em comprimentos de próximos a  $10\mu\text{m}$  (Siegel e Howel, 1982). A partir disso, e utilizando as Equações 4 (Seção 8.1.) e 61 (Seção 8.4.6.) temos:

$$\lim_{\substack{T \rightarrow 0 \\ \forall \lambda > 0}} L(\lambda, T) = 0 \quad \text{e} \quad \lim_{\substack{T \rightarrow \infty \\ \forall \lambda > 0}} L(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \pi}$$

ou seja, o limite da radiância se aproxima do 0 quando a temperatura tende a 0, ao mesmo tempo em que o limite da radiância tende  $C_1/\lambda^5\pi$  quando a temperatura tende ao infinito. Assim sendo, a radiância possui um intervalo para valores máximo e mínimos, e isto é importante, pois delimita os valores que a radiância pode assumir, o que por sua vez delimita o intervalo a ser modelado.

Com o decréscimo da temperatura, a curva de radiância vai perdendo a sua forma. No entanto, com o aumento da temperatura, a forma da curva de radiância tem suas feições (principalmente as feições *reststrahlen* - Apêndice F) realçadas. Em regiões mais homogêneas, o realce pode ser considerado como apenas um deslocamento vertical na forma da curva. Este deslocamento da curva no eixo  $y$  (vertical) também pode ser provado, e é mais evidente utilizando a aproximação de Wien para a função de Planck (Figuras 9 e 10).

Com base na Figura 7 é possível assumir a região entre  $10\mu\text{m}$  e  $12\mu\text{m}$  como constante, e fixando alguns comprimentos de onda dentro desta região se pode ver a variação da temperatura (Figura 12).

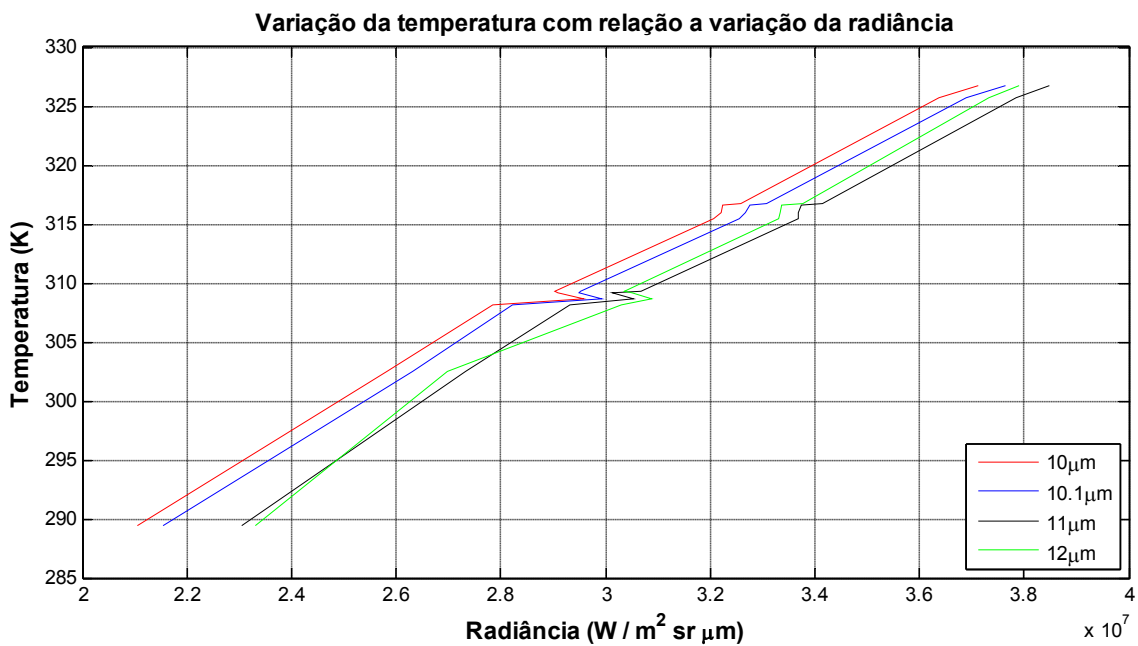


Figura 12: Gráfico da variação da temperatura com relação à radiância

Na Figura 12 é visível a existência de um padrão na relação radiância vs temperatura, além disso, as duas variações abruptas, próximo a 300K e a 315K, é devido a pequenas variações na temperatura e umidade do laboratório. Deve-se notar

que na Equação 63 (Seção 8.4.6.) os termos  $\lambda \ln(C_1)$ ,  $5\lambda \ln(\lambda)$  e  $\lambda \ln(\pi)$  são constantes e não variam com a temperatura, radiância ou comprimento de onda. Estes termos variam somente quando o comprimento de onda muda. O termo  $\lambda \ln(\varepsilon_{\lambda,T})$  tem uma variação tão pequena que pode ser desprezada, restando então o termo  $\lambda \ln(L_\lambda)$  que varia conforme a radiância do alvo. Assim, rearranjando a Equação 63 (Seção 8.4.6.), e isolando o termo com a temperatura temos:

$$\frac{C_2}{T} = \lambda \ln(\varepsilon_{\lambda,T}) - \lambda \ln(L_\lambda) + \lambda \ln(C_1) - 5\lambda \ln(\lambda) - \lambda \ln(\pi) \quad (93)$$

ou ainda, fazendo uma mudança de variáveis temos:

$$Y = X + cte \quad (94)$$

aonde:

$$Y = \frac{C_2}{T} \quad (95)$$

$$X = \lambda \ln(\varepsilon_{\lambda,T}) - \lambda \ln(L_\lambda) \quad (96)$$

$$cte = \lambda \ln(C_1) - 5\lambda \ln(\lambda) - \lambda \ln(\pi) \quad (97)$$

A partir da Equação 94 foi gerado o gráfico abaixo (Figura 13) onde, similar a Figura 12, se tem a variação do termo com a temperatura em relação aos demais termos, ou seja, a relação entre o lado esquerdo e o lado direito da equação.

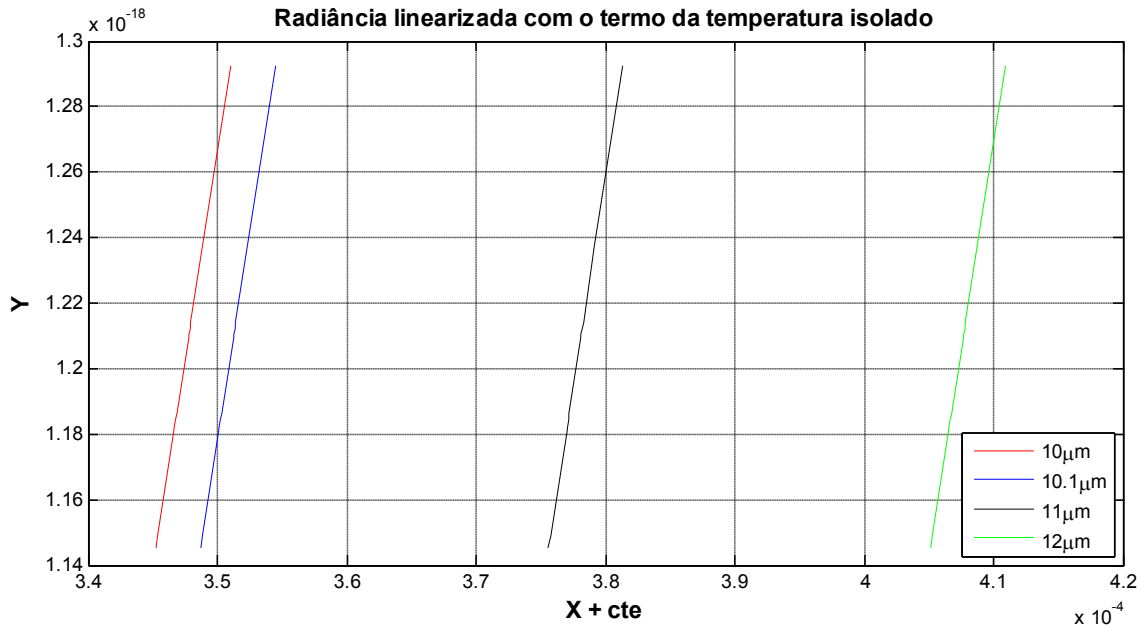


Figura 13: Gráfico da variação da temperatura com relação à radiância linearizada

Conforme visto, é possível afirmar que existe uma relação entre as variáveis, e a principal questão é então como modelar esta relação. Propõe-se neste trabalho utilizar o método de regressão para modelar a relação existente entre as variáveis.

Uma vez modelada a relação existente entre as variáveis deve-se realizar o processo inverso para se obter a temperatura, uma vez que o resultado da regressão não permite a comparação direta dos dados. Para calcular a temperatura a partir dos dados da regressão é necessário transformar os valores encontrados para  $Y$  (Equação 94) de modo a se obter a temperatura, para isso é necessário isolar a temperatura ( $T$ ) da Equação 95, isolando o termo  $T$ , ou seja:

$$T = \frac{C_2}{Y} \quad (98)$$

O método proposto abordou, até o momento, apenas o caso onde dados de laboratório são utilizados, e portanto a linearização da Equação 93 é de certa forma simplificada. Porém para o caso de dados orbitais deve-se notar que duas coisas: 1º) a radiância não é calculada através da aproximação de Wien para a função de Planck, e 2º) a emissividade do alvo não é conhecida, logo o termo  $\lambda \ln(\varepsilon_{\lambda,T})$  da Equação 96 não pode ser calculado. Como sabe-se (Siegel e Howel, 1982) que a diferença entre a radiância calculada via função de Planck e via a aproximação de Wien para a função de

Planck é menor que 1% (para comprimentos de ondas próximos aos  $10\mu\text{m}$ ) assume-se neste trabalho que não há diferença significativa entre as radiâncias calculadas para os dados de laboratório. Porém, para os dados de radiância obtidos de sensores orbitais 2 ajustes adicionais são necessários:

1. Para dados de radiância provenientes de sensores orbitais não é conhecido, *a priori*, o valor da emissividade, pois não se conhece a temperatura do alvo. Assim, se propõe utilizar a emissividade máxima proveniente dos dados de laboratório dentre as diferentes temperaturas para cada comprimento de onda:

$$\varepsilon_{\max}(\lambda) = \max\{\varepsilon(\lambda, T), \forall T\}$$

A escolha da emissividade máxima dentre as emissividades de laboratório se deu devido a uma série de testes realizados, onde os melhores resultados foram encontrados utilizando este valor;

2. Nos dados de laboratório é possível assumir que a aproximação de Wien para a função de Planck no cálculo da radiância não gera erros significativos, porém, para dados de radiância provenientes de sensores orbitais não é possível assumir tal hipótese. Para corrigir esta diferença foi observada a necessidade de um ajuste no lado direito da Equação 93. Assim, foi identificado, com base no gráfico da Figura 15, e modelado o coeficiente de erro a ser incluído, dado por:

$$\frac{-1}{\ln(\phi_{\lambda, \bar{T}})}$$

onde  $\bar{T}$  é a temperatura média ( $300\text{K}$ ),  $\lambda$  o comprimento de onda em questão, e  $\phi_{\lambda, \bar{T}}$  é a diferença entre a radiância de corpo negro calculada utilizando a função de Planck e a radiância de corpo negro calculada utilizando a aproximação de Wien para a função de Planck.

O segundo ajuste foi observado necessário pelo aumento na diferença entre as radiâncias de corpo negro com o aumento do comprimento de onda (Figura 14) para a mesma temperatura.

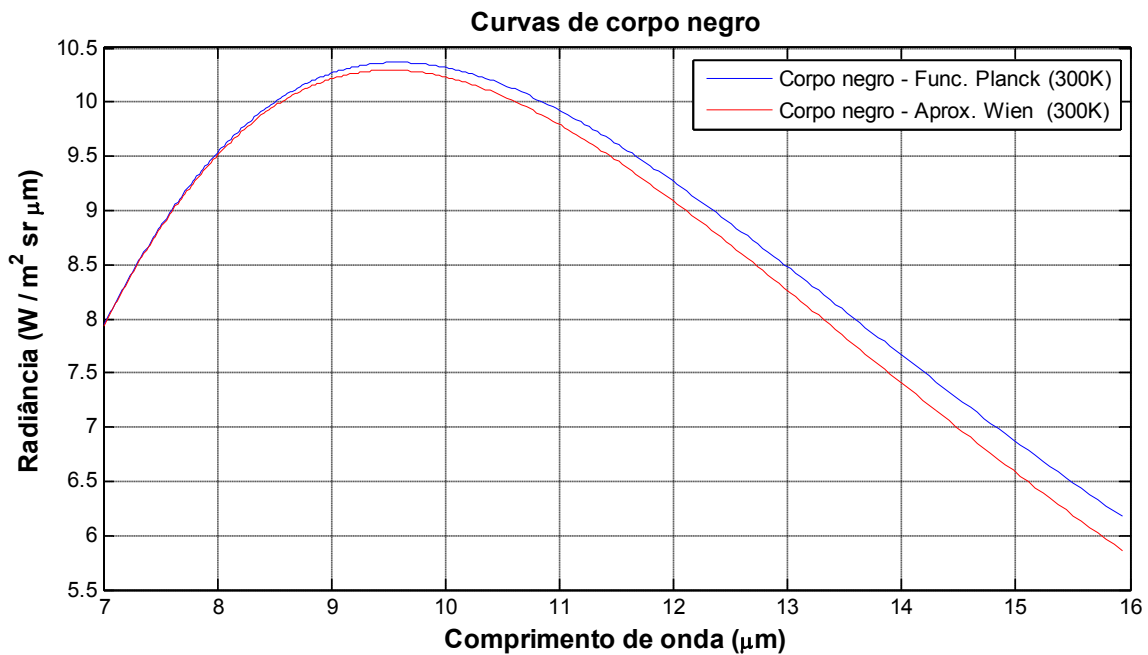


Figura 14: Energia de um corpo negro dada pela função de Planck (azul) e pela aproximação de Wien para a função de Planck (vermelho)

A diferença ( $\Delta L$ ) entre as radiações da Figura 14, pode ser vista abaixo:

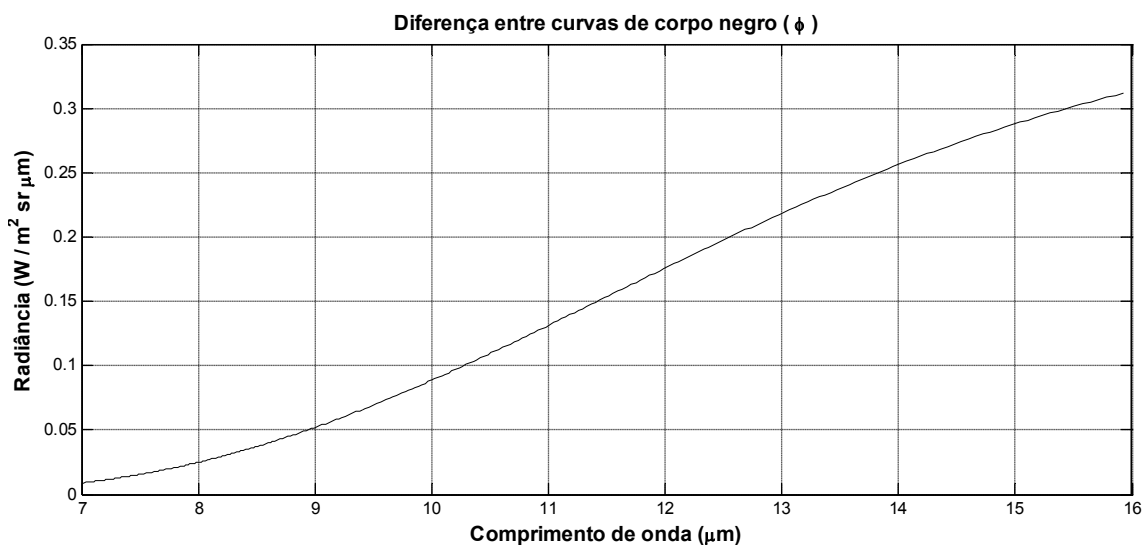
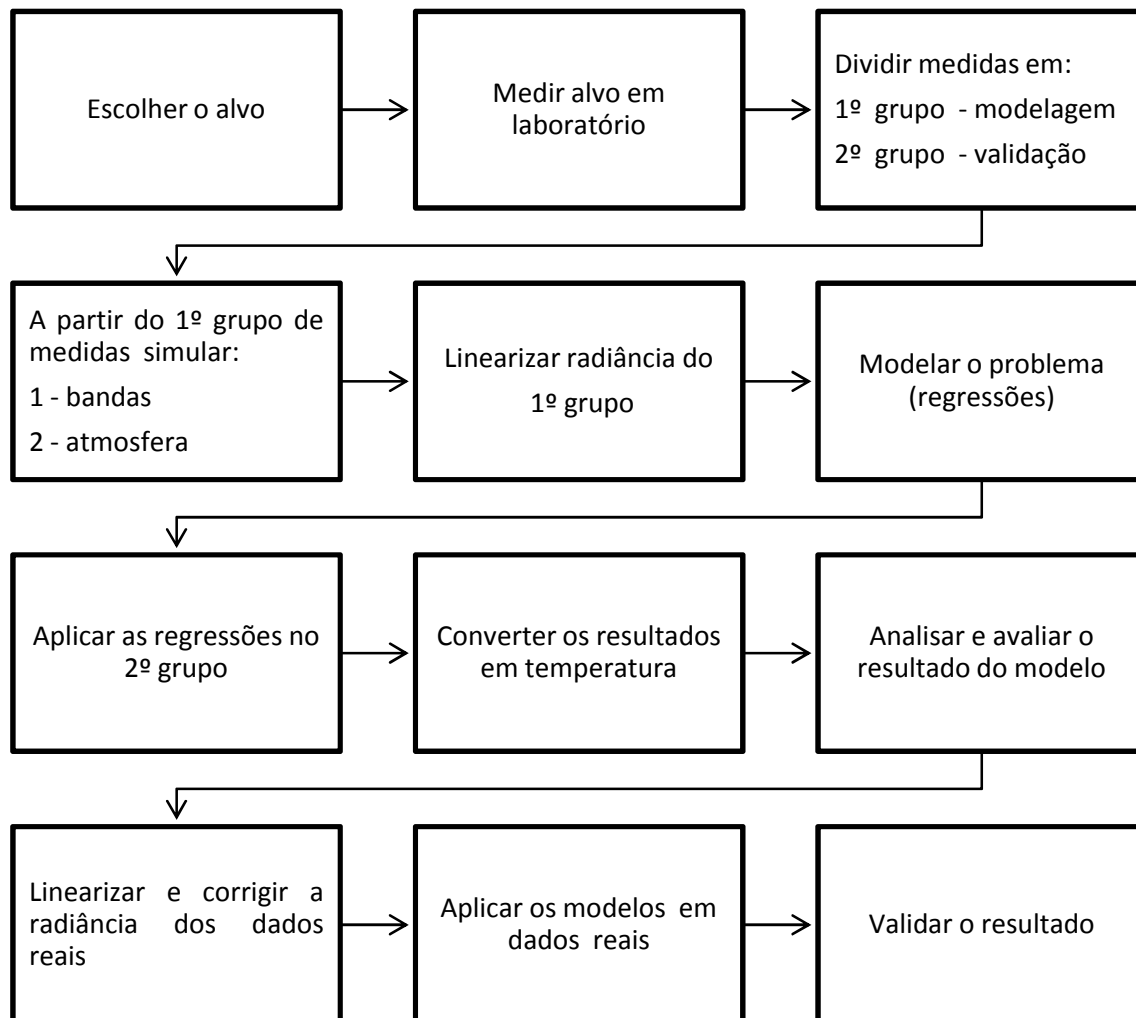


Figura 15: Diferença entre a energia de um corpo negro dada pela função de Planck menos a energia de corpo negro dada pela aproximação de Wien para a função de Planck.

Sabe-se que o erro gerado pelo uso desta aproximação no cálculo da radiação, em escalas menores, é desprezível. No entanto, ao aumentarmos a escala várias outras fontes de erro são adicionadas, e no somatório o erro final é considerável. Além disso,

linearizando as equações esses erros são realçados, portanto todo ajuste visando corrigir os erros são fundamentais para melhor modelar o problema.

Em resumo, o método proposto nesta tese pode ser expresso nos seguintes passos (fluxograma):



**OBS.:** O estudo da forma linearizada da radiância deu origem a um trabalho publicado e apresentado no XVI - SBSR (Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto) intitulado: **Avaliação da propagação de erros ao utilizar a aproximação de Wien na linearização da lei de Planck** (Apêndice F - Artigo 2).

## 11. EXPERIMENTOS

Neste trabalho foi realizado uma série de experimentos escolhidos de maneira metódica para testar e avaliar o método proposto em cada etapa do processo, desde a



aplicação nos dados de laboratório até a sua aplicação em sensores orbitais e em diferentes tipos de atmosfera. Os experimentos podem ser divididos da seguinte forma:

1. Medidas de laboratório ( $\mu$ FT-IR): o método é aplicado em medidas de radiância/emissividade obtidas a partir do espectroradiômetro para uma amostra de quartzo aquecida em 12 temperaturas diferentes. Nesta etapa são escolhidos 4 comprimentos de onda para a realização do experimento, a escolha destes comprimentos de onda se dá conforme citado na sessão anterior;
2. Simulação das bandas do TIR-ASTER: o método proposto neste trabalho foi aplicado nas bandas simuladas do infravermelho termal do sensor ASTER. Esta simulação é equivalente a utilizar dados orbitais corrigidos para os efeitos de espalhamento e absorção da atmosfera. Um algoritmo para realizar a simulação das bandas foi implementado (Apêndice A - algoritmo 4), a equação para a simulação é dada por (Kahle *et al.*, 1980; Watson, 1992):

$$L_{sensor}(\lambda) = \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} L_{lab}(\lambda) F_{res}(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} F_{res}(\lambda) d\lambda}$$

onde  $L_{lab}(\lambda)$  é a medida de radiância de laboratório para o comprimento de onda  $\lambda$ ,  $F_{res}(\lambda)$  é a função resposta do sensor para o comprimento de onda  $\lambda$ ,  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$  são, respectivamente, o comprimento de onda inicial e final da função resposta do sensor.

3. Simulação bandas TIR-ASTER com atmosfera: a partir das bandas simuladas, e para avaliar a contribuição da atmosfera no método proposto neste trabalho foram gerados dados para a transmitância atmosférica, radiância ascendente e radiância descendente através do software MODTRAN. Dois tipos de clima foram escolhidos para gerar estes parâmetros, a saber, clima úmido e clima seco. Estes parâmetros foram aplicados nos dados de radiância através da Equação 10 - Seção 8.1., e assim simular a radiância medida no sensor com a contribuição da atmosfera. O algoritmo implementado pode ser visto no Apêndice A - Algoritmo 6. Deve-se salientar que o MODTRAN gera dados para diferentes resoluções

espectrais, logo deve-se reamostrar os parâmetros atmosféricos para os devidos comprimentos de ondas das bandas do TIR-ASTER. Para tal se calculou a média ponderada dos parâmetros atmosféricos conforme a equação:

$$P = \frac{1}{N} \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} F_{parametro}(\lambda) F_{res}(\lambda) d\lambda$$

onde  $P$  é o parâmetro em questão,  $F_{parametro}$  são os dados gerados pelo MODTRAN,  $F_{res}$  é a função resposta do sensor e  $N$  é o número de medidas dentro do intervalo  $[\lambda_1 - \lambda_2]$  para os quais a função resposta é maior ou igual que 0.5, ou seja, o  $FWHM \geq 0.5$  (*Full Width at Half Máximo*).

4. Imagem de radiância TIR-ASTER: neste último conjunto de experimentos o método proposto é aplicado a uma imagem de radiância (LIB) referente a área de estudo (Seção 3) corrigida para os efeitos de espalhamento e absorção da atmosfera utilizando os parâmetros estimados para o clima úmido pelo MODTRAN. Os resultados aqui obtidos serão testados e avaliados utilizando como verdade de campo uma imagem de temperatura (AST08) do sensor ASTER.

Os experimentos foram conduzidos utilizando 9 comprimentos de onda diferentes, 5 correspondentes aos comprimentos de onda médio das bandas do TIR-ASTER, 4 escolhidos com base na análise dos gráficos das Figuras 7, 9 e 10 onde pode-se ver melhor a separação das curvas de radiância enquanto a forma da curva nesta região para o quartzo se mantém praticamente invariável independente da temperatura (região "plana" do espectro) (Tabela 5). Na Tabela 6 estão identificadas todas as medidas de laboratório realizadas com o espectroradiômetro  $\mu$ FT-IR, formando um total de 12 medidas, sendo 2/3 (8) das medidas utilizadas para estimação (regressões) enquanto 1/3 (4) foram utilizadas para teste e validações. As medidas de laboratório foram separadas em cada grupo conforme os seguintes critérios

- O maior número de medidas para a estimação;
- As medidas para teste foram escolhidas da forma mais uniformemente distribuídas possível e com valores de temperatura próximos aos valores encontrados na região de estudo;

**Tabela 5.** Comprimentos de onda utilizados nos experimentos

Comprimento de onda ( $\mu\text{m}$ )	Comprimento onda médio das bandas TIR-ASTER	Escolhidos via análise Gráfica
8.2306	X	
8.6383	X	
9.0647	X	
10.0000		X
10.1000		X
10.6401	X	
11.0000		X
11.2941	X	
12.0000		X

**Tabela 6.** Medidas de laboratório  $\mu\text{FT-IR}$ 

Medida	Temp. da Amostra (K)	Modelagem	Teste
1	326,75	X	
2	316,65	X	
3	302,45		X
4	289,45	X	
5	309,15	X	
6	308,65		X
7	308,15	X	
8	325,65	X	
9	316,75	X	
10	315,95		X
11	315,45	X	
12	309,35		X

Em cada um dos experimentos supracitados foram aplicadas 4 tipos de regressões polinomiais para o lado direito da Equação 94: linear, quadrática, cúbica e de 4º grau. As regressões utilizadas estão implementadas no toolbox *cftool* do software MATLAB 2010b. Além disso, os algoritmos/scripts necessários para o processamento dos dados foram desenvolvidos em linguagem MATLAB e podem ser vistos no Apêndice A.

Para avaliar o resultado das regressões, além de utilizar os coeficientes de determinação, também é realizada uma análise comparativa entre os dados estimados e os dados medidos (de teste) e suas diferenças.

## 11.1. EXPERIMENTO 1 - Dados de laboratório ( $\mu$ FT-IR)

Neste experimento o método proposto é aplicado em medidas de laboratório para a amostra de quartzo conforme a Tabela 6. As medidas foram realizadas no intervalo de  $7\mu\text{m}-16\mu\text{m}$  com resolução espectral de  $4\text{cm}^{-1}$ , totalizando 280 medidas dentro do intervalo descrito.

Conhecendo a radiância e a temperatura da amostra é possível calcular a radiação de corpo negro e a respectiva emissividade do alvo, este cálculo foi realizado com o Algoritmo 1 (Apêndice A). As curvas de radiância obtidas em laboratório para a amostra de quartzo em diferentes temperaturas estão apresentadas na Figura 7, e as curvas de emissividade calculada na Figura 11. Os comprimentos de onda utilizados neste experimento foram:  $10\mu\text{m}$ ,  $10.1\mu\text{m}$ ,  $11\mu\text{m}$  e  $12\mu\text{m}$ . A radiância lineariza, para estes comprimentos de onda, pode ser vista na Figura 9, a Figura 16 representa a dispersão dos pontos usados para estimar os parâmetros da regressão.

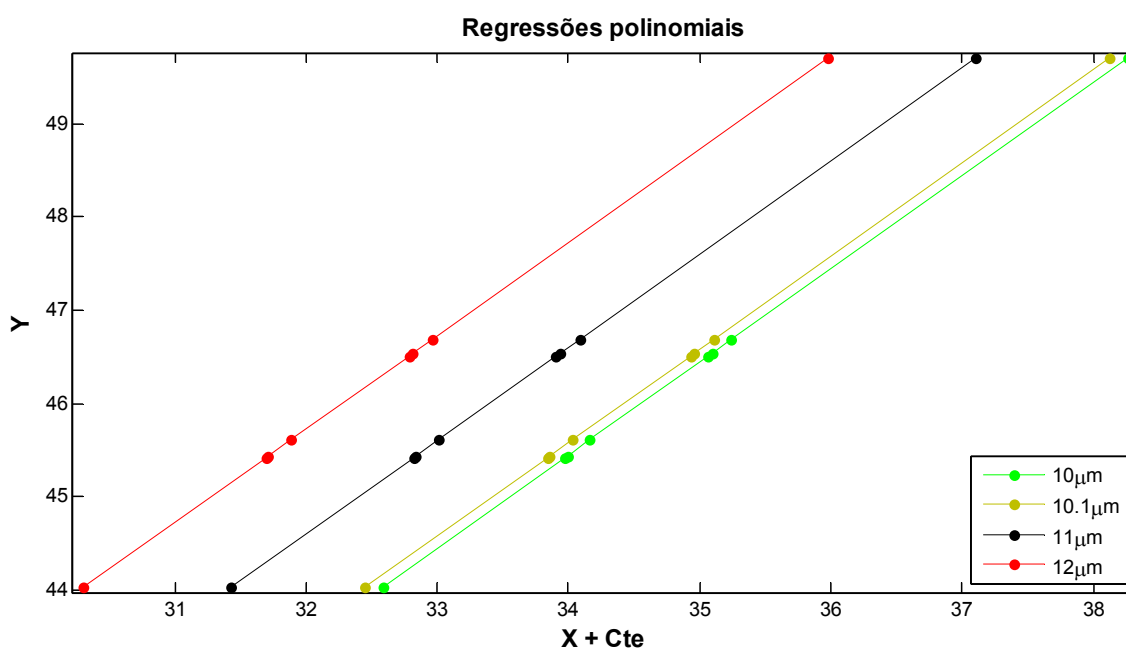


Figura 16: Dispersão dos dados para as amostras de teste nos comprimentos de onda de  $10\mu\text{m}$ ,  $10.1\mu\text{m}$ ,  $11\mu\text{m}$  e  $12\mu\text{m}$

Para o ajuste dos dados foram utilizados 4 interpoladores: polinomial linear, polinomial quadrático, polinomial cúbico e polinomial de 4º grau. Foram escolhidos estes interpoladores através de análise visual da dispersão dos dados (Figura 16), onde verifica-se que são os que melhor ajustam os dados. No total foram calculadas 16

regressões, 4 para cada comprimento de onda analisado. As regressões foram avaliadas utilizando, em conjunto, os coeficientes SSE,  $R^2$ ,  $R^2$  ajustado e RMSE. Utilizando estas medidas para avaliar as regressões foi construída a Tabela 7, onde é possível ver que todas as regressões se mostraram eficientes em ajustar a distribuição dos dados. A Tabela 7 também mostra que para um determinado comprimento de onda (fixando um comprimento de onda) os melhores resultados são obtidos com polinômios interpoladores de maior grau, e que para um determinado interpolador (fixando um interpolador) os melhores resultados são encontrados nos maiores comprimentos de onda, ou seja, os melhores resultados são encontrados, de forma geral, aumentando simultaneamente o comprimento de onda analisado e o grau do polinômio interpolador utilizado para a regressão dos dados.

**Tabela 7.** Coeficientes de determinação das Regressões

<b>Comprimento de onda 10<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coefficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	$3,584 \times 10^{-27}$	$1,312 \times 10^{-27}$	$1,060 \times 10^{-27}$	$6,058 \times 10^{-28}$
$R^2$	1	1	1	1
$R^2$ - ajustado	1	1	1	1
RMSE	$2,444 \times 10^{-14}$	$1,620 \times 10^{-14}$	$1,628 \times 10^{-14}$	$1,421 \times 10^{-14}$
<b>Comprimento de onda 10.1<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coefficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	$2,373 \times 10^{-27}$	$1,009 \times 10^{-27}$	$8,078 \times 10^{-28}$	$3,534 \times 10^{-28}$
$R^2$	1	1	1	1
$R^2$ - ajustado	1	1	1	1
RMSE	$1,988 \times 10^{-14}$	$1,421 \times 10^{-14}$	$1,421 \times 10^{-14}$	$1,085 \times 10^{-14}$
<b>Comprimento de onda 11<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coefficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	$1,666 \times 10^{-23}$	$1,110 \times 10^{-23}$	$3,534 \times 10^{-24}$	$6,058 \times 10^{-28}$
$R^2$	1	1	1	1
$R^2$ - ajustado	1	1	1	1
RMSE	$1,666 \times 10^{-14}$	$1,490 \times 10^{-14}$	$9,399 \times 10^{-15}$	$1,421 \times 10^{-14}$
<b>Comprimento de onda 12<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coefficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	$3,231 \times 10^{-23}$	$1,110 \times 10^{-27}$	$1,060 \times 10^{-23}$	$4,039 \times 10^{-28}$
$R^2$	1	1	1	1
$R^2$ - ajustado	1	1	1	1
RMSE	$2,320 \times 10^{-14}$	$1,490 \times 10^{-14}$	$1,628 \times 10^{-14}$	$1,160 \times 10^{-14}$

Abaixo, na Tabela 8, é possível ver a diferença ( $\Delta T$ ) entre a temperatura real (medida em laboratório) e a temperatura estimada pelos modelos. As diferenças estão dispostas por amostra (temperatura real) em cada comprimento de onda e regressão, para cada uma das regressões.

**Tabela 8.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada

<b>Regressão Linear (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
$\mu m$ \ / \ Amostras	302.45K	308.65K	315.95K	325.65K
10	0	-0,227	-0,171	-0,227
10.1	0,0567	0,1140	0,2270	0,284
11	-0,0568	0	0,0568	-0,1140
12	-0,0567	0,5680	0,1140	0,1710

<b>Regressão Quadrática (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
$\mu m$ \ / \ Amostras	302.45K	308.65K	315.95K	325.65K
10	0,1140	-0,0568	0	-0,0568
10.1	-0,0568	0	0,1140	0,1710
11	0,0568	0	0,1710	0,0568
12	0	0,0568	0,0568	0,0568

<b>Regressão Cúbica (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
$\mu m$ \ / \ Amostras	302.45K	308.65K	315.95K	325.65K
10	0,0568	-0,1140	0	0
10.1	0,1710	0,0568	0,1140	0,1710
11	-0,0568	0	0,1140	0
12	-0,0568	0	0	0

<b>Regressão 4º grau (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
$\mu m$ \ / \ Amostras	302.45K	308.65K	315.95K	325.65K
10	-0,455	-0,171	0	-0,114
10.1	-0,284	0	0,114	0,568
11	1,080	0	0,171	0,341
12	0,171	0	-0,114	-0,056

Na Tabela 8 é possível ver que mesmo uma regressão linear simples é capaz de estimar a temperatura com erro menor que 0.02 K (melhor que qualquer sensor disponível atualmente), e conforme esperado os melhores resultados são encontrados nos maiores comprimentos de ondas e com os polinômios interpoladores de maior grau.

## 11.2. EXPERIMENTO 2 - Comprimentos de Ondas Centrais das Bandas TIR-ASTER

Neste experimento os comprimentos de onda selecionados são os respectivos comprimentos de onda médios para as bandas do infravermelho termal do sensor ASTER (Tabela 2). Aqui é simulado o caso de um sensor orbital sem a interferência da atmosfera e de alta resolução espectral.

O método proposto foi aplicado nas amostras de treinamento, gerando 20 regressões (4 interpoladores para cada um dos 5 comprimentos de onda), e avaliadas através das amostras de teste (Tabela 6). Na Tabela 9, dos coeficientes de determinação, pode-se observar que os dados foram bem ajustados em todas as regressões e de acordo com o esperado, com o aumento do comprimento de onda juntamente com o aumento no grau do polinômio interpolador remetem a melhores ajustes. A diferença entre a temperatura real (temperatura de teste) e a temperatura estimada é dado na Tabela 10. Analogamente ao experimento 1, o erro para a temperatura estimada é inferior a  $\pm 0.01K$  independente do comprimento de onda ou do grau do polinômio interpolador utilizado.

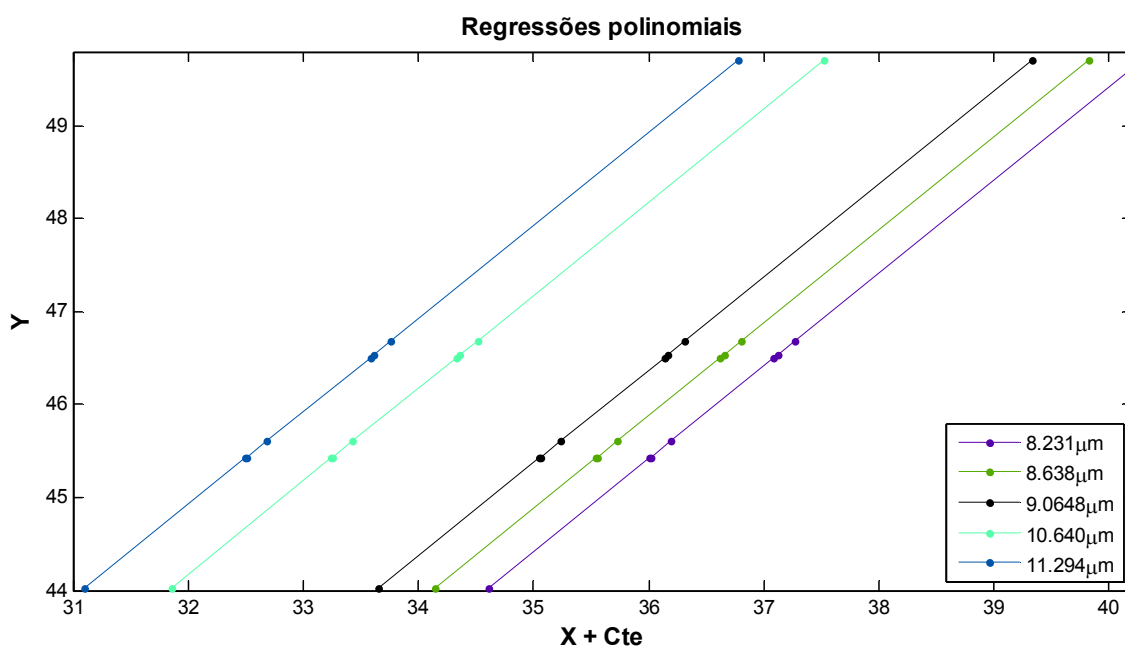


Figura 17: Dispersão dos dados para as amostras de teste nos comprimentos de onda centrais das bandas TIR-ASTER



**Tabela 9.** Coeficientes de determinação das Regressões

<b>Comprimento de onda 8,2306<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	6,563x10 <sup>-28</sup>	1,212x10 <sup>-27</sup>	1,818x10 <sup>-27</sup>	8,583x10 <sup>-28</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	1,046x10 <sup>-14</sup>	1,557x10 <sup>-14</sup>	2,132x10 <sup>-14</sup>	1,691x10 <sup>-14</sup>
<b>Comprimento de onda 8,6383<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	6,059x10 <sup>-28</sup>	4,039x10 <sup>-28</sup>	1,666x10 <sup>-27</sup>	6,059x10 <sup>-28</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	1,005x10 <sup>-14</sup>	8,988x10 <sup>-15</sup>	2,041x10 <sup>-14</sup>	1,005x10 <sup>-14</sup>
<b>Comprimento de onda 9,0647<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	1,060x10 <sup>-27</sup>	1,868x10 <sup>-27</sup>	7,573x10 <sup>-28</sup>	9,088x10 <sup>-28</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	1,329x10 <sup>-14</sup>	1,933x10 <sup>-14</sup>	1,376x10 <sup>-14</sup>	1,741x10 <sup>-14</sup>
<b>Comprimento de onda 10,6401<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	1,161x10 <sup>-27</sup>	4,039x10 <sup>-28</sup>	2,524x10 <sup>-28</sup>	2,524x10 <sup>-28</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	1,391x10 <sup>-14</sup>	8,988x10 <sup>-15</sup>	7,944x10 <sup>-15</sup>	9,173x10 <sup>-15</sup>
<b>Comprimento de onda 11,2941<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	9,593x10 <sup>-28</sup>	8,078x10 <sup>-28</sup>	1,414x10 <sup>-27</sup>	5,554x10 <sup>-28</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	1,264x10 <sup>-14</sup>	1,271x10 <sup>-14</sup>	1,880x10 <sup>-14</sup>	1,361x10 <sup>-14</sup>

**OBS.:** Os Experimentos 1 e 2 deram origem a um artigo intitulado: **A new approach for estimating the temperature and emissivity of the target using the radiance data and laboratory measurements of targets** (Apêndice C - Artigo 2).

**Tabela 10.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada

<b>Regressão Linear (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	-0,0568	-0,1137	0	-0,1137
<b>8,6383</b>	0,0568	0,0568	0	-0,0568
<b>9,0647</b>	-0,0568	-0,0568	0	-0,0568
<b>10,6401</b>	-0,1137	-0,1137	0	-0,0568
<b>11,2941</b>	-0,0568	0	-0,1137	-0,1705

<b>Regressão Quadrática (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	-0,0568	-0,1137	0	-0,0568
<b>8,6383</b>	0	0	-0,0568	-0,0568
<b>9,0647</b>	-0,1137	-0,1137	-0,0568	-0,1705
<b>10,6401</b>	-0,0568	0	0,0568	-0,0568
<b>11,2941</b>	-0,0568	0	-0,1137	-0,0568

<b>Regressão Cúbica (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	-0,1137	-0,2274	-0,1137	-0,1705
<b>8,6383</b>	-0,0568	0	-0,0568	-0,1137
<b>9,0647</b>	-0,0568	-0,0568	0	-0,1137
<b>10,6401</b>	0,0568	0	0	-0,0568
<b>11,2941</b>	-0,1137	0,0568	0,1137	-0,0568

<b>Regressão 4º grau (<math>\times 10^{-12}</math>)</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	0,1137	-0,1137	0,0568	0,0568
<b>8,6383</b>	0,0568	0,0568	0	-0,0568
<b>9,0647</b>	-0,8527	-0,1137	0,0568	-0,2274
<b>10,6401</b>	0,8527	0	-0,0568	0,1137
<b>11,2941</b>	0,3979	0	0,0568	0,0568

### 11.3. EXPERIMENTO 3 - Simulação das Bandas TIR - ASTER

O objetivo deste experimento é simular a radiância medida pelas bandas do sensor ASTER sem a interferência da atmosfera, ou seja, admitindo uma correção atmosférica adequada. Para simular a radiância medida foram utilizadas as funções respostas do sensor ASTER para as bandas do TIR (Apêndice B), a radiância medida em laboratório e o algoritmo implementado em MATLAB (Apêndice A - Algoritmo 4) para reamostrar as medidas de laboratório para medidas do TIR-ASTER. Na Figura 18 podem ser vistos alguns exemplos de radiância reamostrada, enquanto as Figuras 19 até 24 estão plotados, respectivamente, a dispersão dos dados do experimento e os ajustes polinomiais aplicados em cada banda. Conforme a Tabela 11 se observa que o comportamento visto nos experimentos anteriores se mantêm, ou seja, há melhora nos resultados conforme se aumenta o comprimento de onda e/ou do grau do polinômio interpolador, enquanto os melhores ajustes são dados ao se aumentar estas duas variáveis simultaneamente. A Tabela 12 mostra que o erro para a estimativa da temperatura varia entre  $[-0.09K, 0.32K]$ , ou seja, o erro é inferior a  $\pm 0,35K$ . Deve-se considerar que a radiância utilizada na linearização dos dados é dada pela aproximação de Wien para a função de Planck, ou seja, parte do erro no cálculo da temperatura é proveniente da utilização desta aproximação.

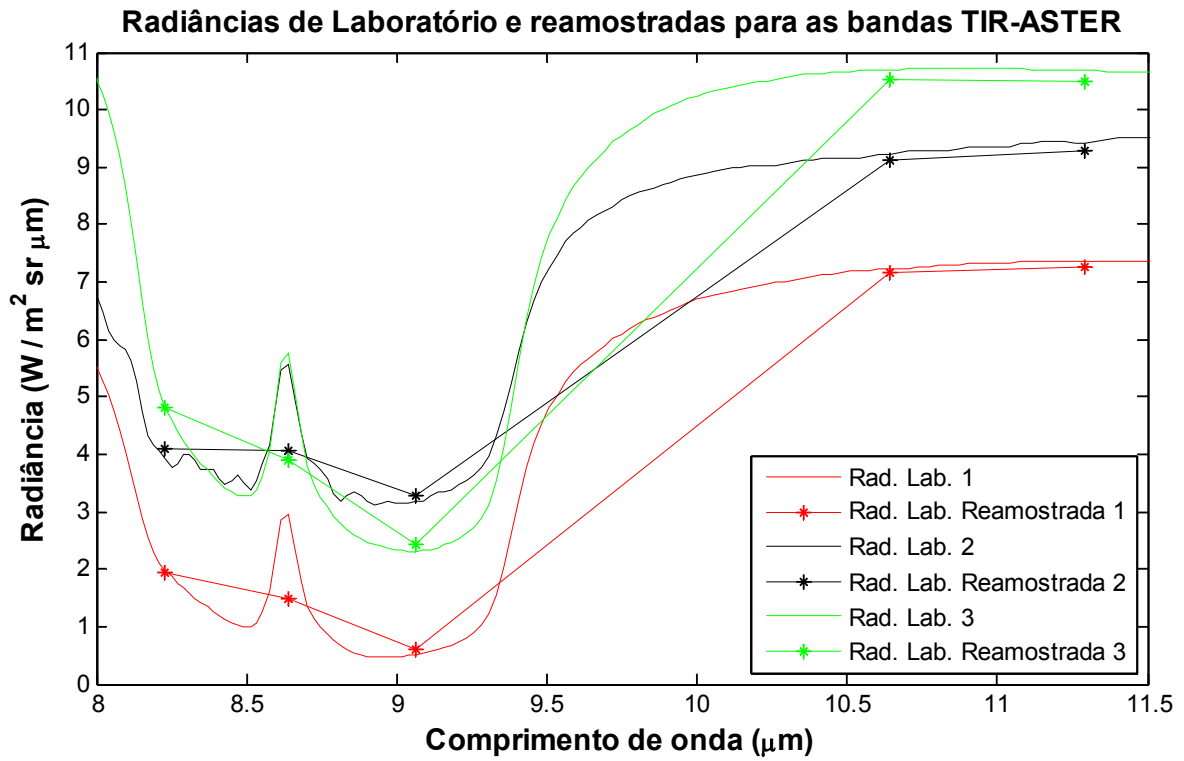


Figura 18: Medidas de radiância de laboratório reamostradas para as bandas do TIR-ASTER.

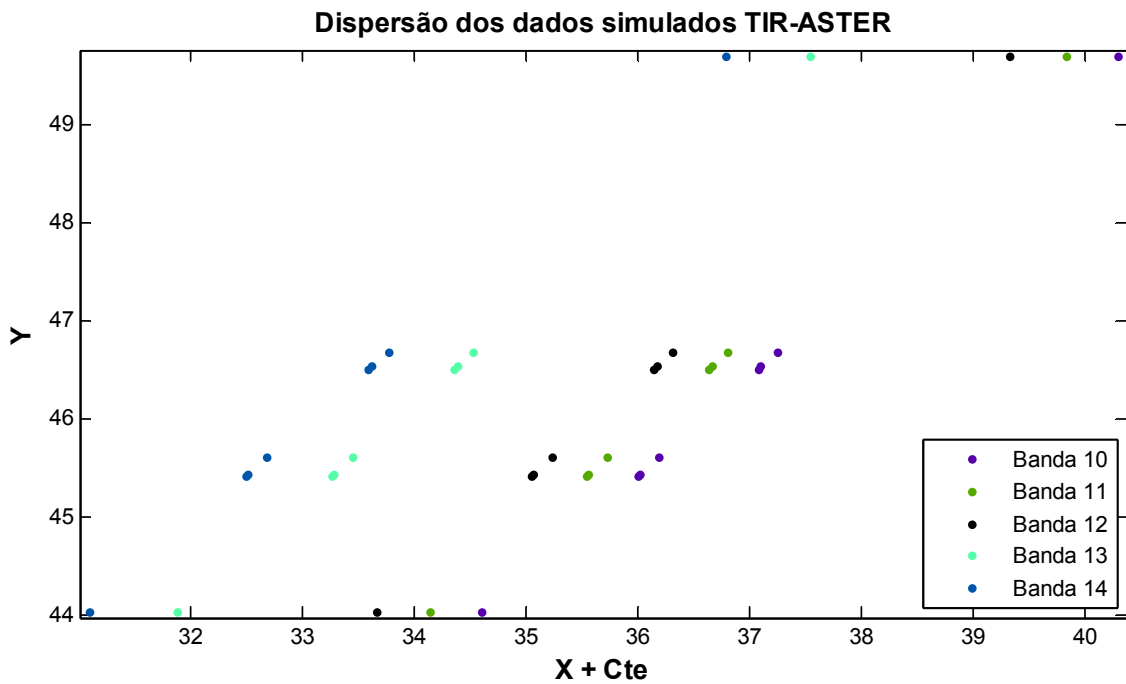
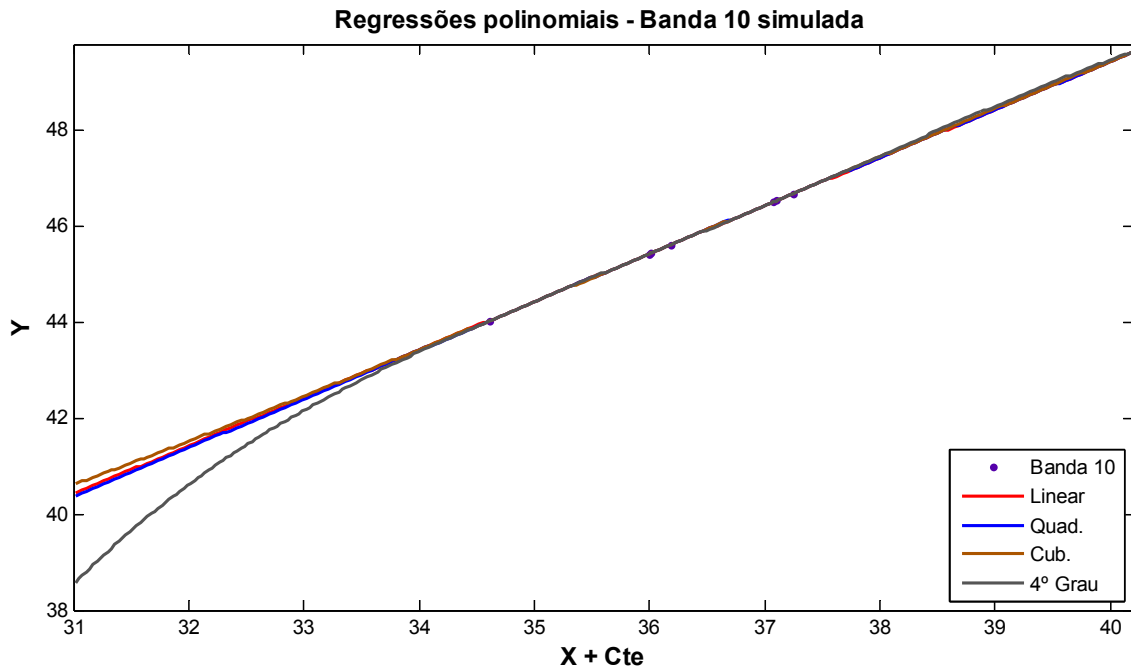
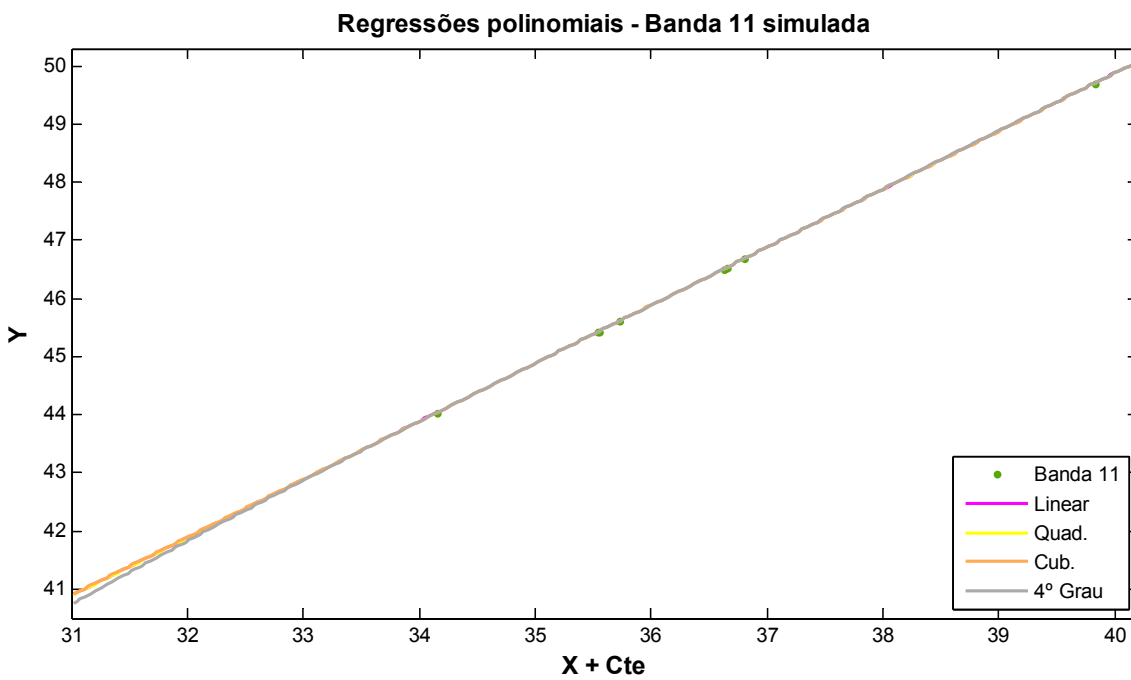


Figura 19: Dispersão dos dados para as amostras de teste nos comprimentos de onda médio das bandas TIR-ASTER simuladas



*Figura 20: Regressões para a banda 10 TIR-ASTER simulada*



*Figura 21: Regressões para a banda 11 TIR-ASTER simulada*

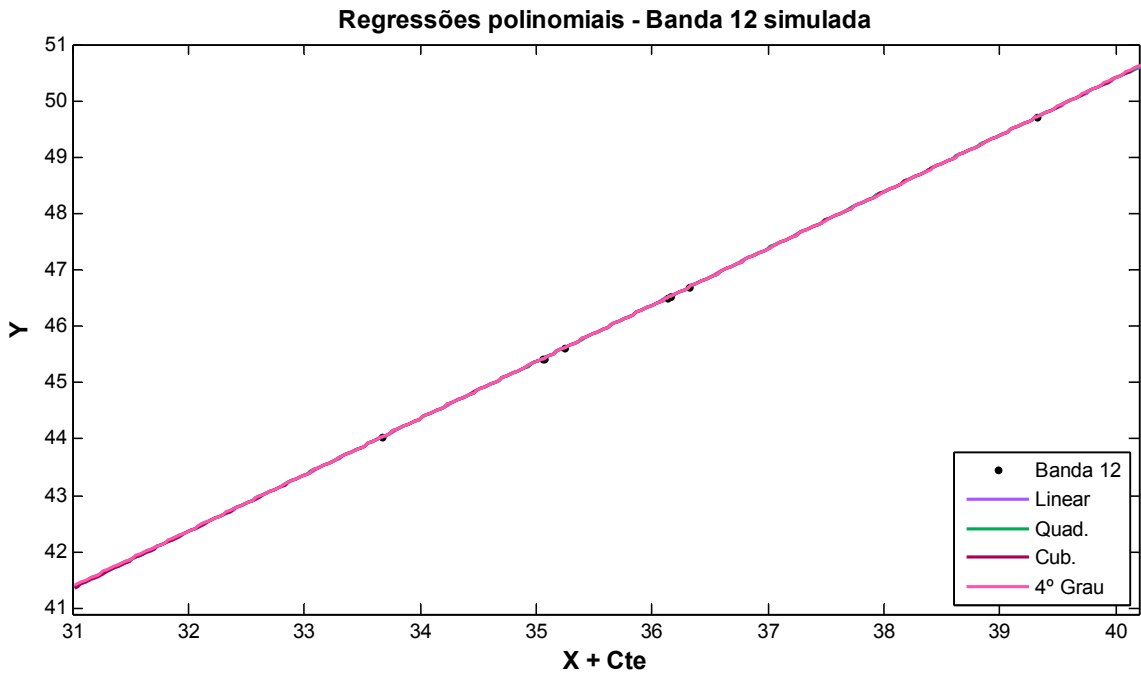


Figura 22: Regressões para a banda 12 TIR-ASTER simulada

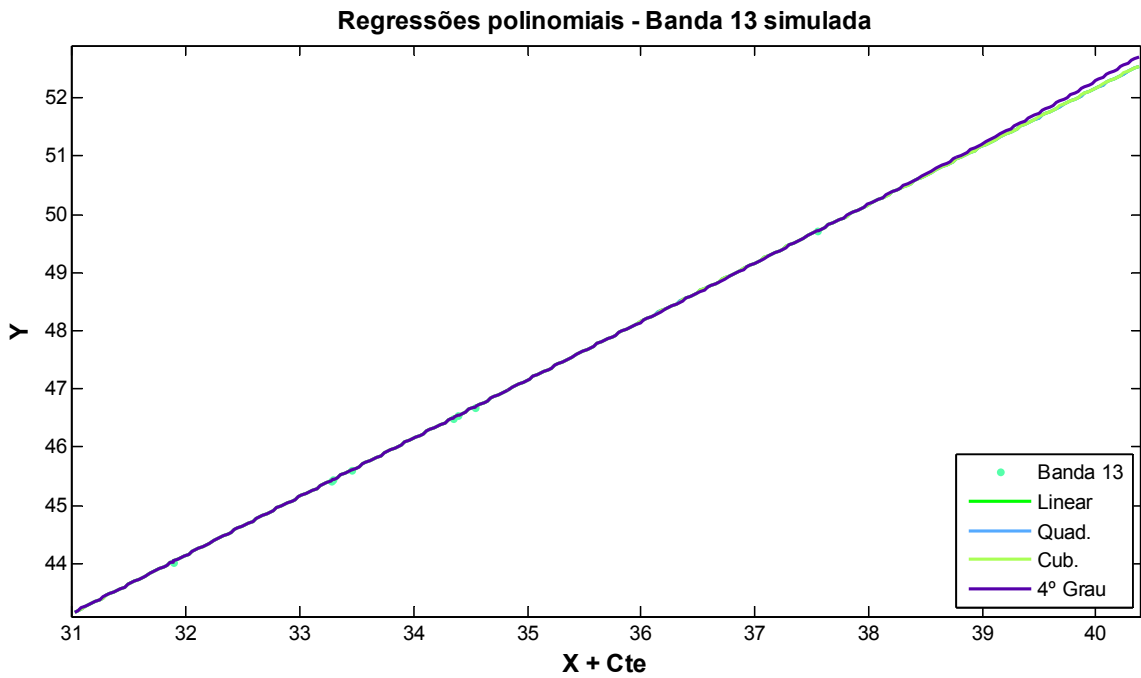
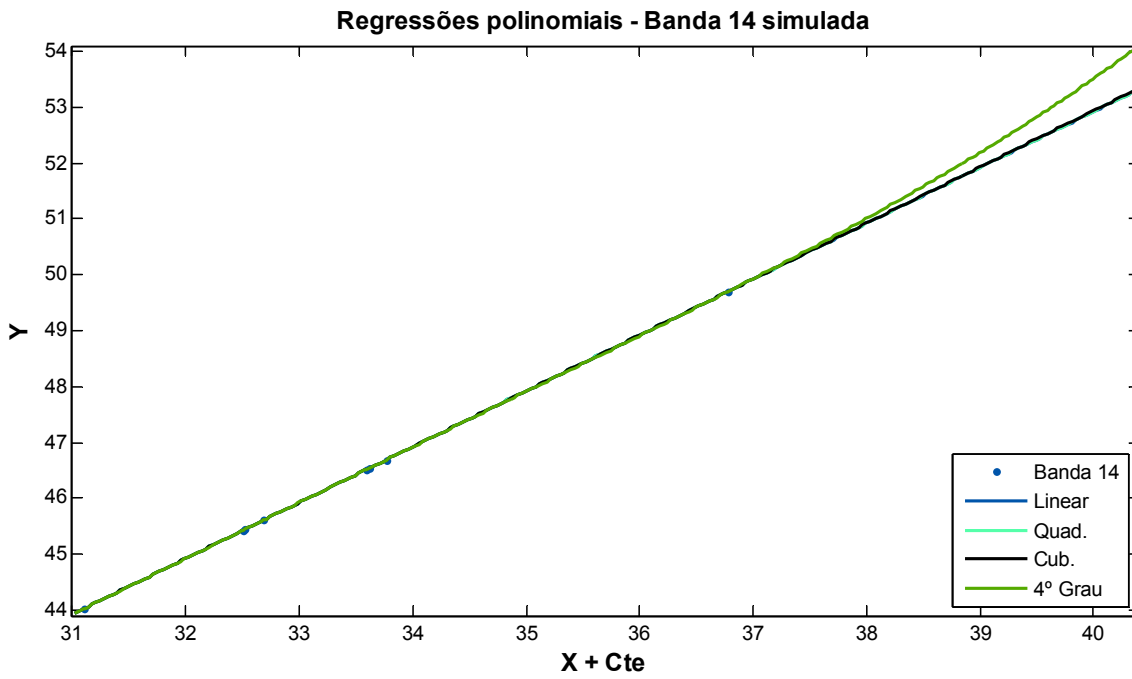


Figura 23: Regressões para a banda 13 TIR-ASTER simulada



*Figura 24: Regressões para a banda 14 TIR-ASTER simulada*

**Tabela 11.** Coeficientes de determinação das Regressões

<b>Comprimento de onda 8,2306<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	4,025x10 <sup>-4</sup>	1,966x10 <sup>-4</sup>	8,971x10 <sup>-5</sup>	8,054x10 <sup>-5</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	0,0082	0,0063	0,0047	0,0052
<b>Comprimento de onda 8,6383<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	1,685x10 <sup>-6</sup>	1,142x10 <sup>-6</sup>	5,762x10 <sup>-7</sup>	4,512x10 <sup>-7</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	5,299x10 <sup>-4</sup>	4,779x10 <sup>-4</sup>	3,795x10 <sup>-4</sup>	3,878x10 <sup>-4</sup>
<b>Comprimento de onda 9,0647<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	2,188x10 <sup>-5</sup>	2,433x10 <sup>-6</sup>	1,653x10 <sup>-7</sup>	1,484x10 <sup>-7</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	0,0019	6,976x10 <sup>-4</sup>	2,033x10 <sup>-4</sup>	2,224x10 <sup>-4</sup>
<b>Comprimento de onda 10,6401<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	1,769x10 <sup>-7</sup>	1,535x10 <sup>-7</sup>	1,199x10 <sup>-7</sup>	5,576x10 <sup>-8</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	1,717x10 <sup>-4</sup>	1,752x10 <sup>-4</sup>	1,732x10 <sup>-4</sup>	1,363x10 <sup>-4</sup>
<b>Comprimento de onda 11,2941<math>\mu</math>m</b>				
<b>Coeficientes</b>	<b>Reg. Linear</b>	<b>Reg. Quadrática</b>	<b>Reg. Cúbica</b>	<b>Reg. 4º Grau</b>
SSE	1,571x10 <sup>-6</sup>	1,243x10 <sup>-6</sup>	7,769x10 <sup>-7</sup>	3,239x10 <sup>-7</sup>
R <sup>2</sup>	1	1	1	1
R <sup>2</sup> - ajustado	1	1	1	1
RMSE	5,118x10 <sup>-4</sup>	4,985x10 <sup>-4</sup>	4,407x10 <sup>-4</sup>	3,286x10 <sup>-4</sup>



**Tabela 12.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada

<b>Regressão Linear</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	0,02595	-0,09408	0,01521	0,02854
<b>8,6383</b>	0,00042	-0,00659	0,00045	0,00220
<b>9,0647</b>	0,01377	0,01395	-0,00233	-0,02188
<b>10,6401</b>	-0,00202	-0,00073	-0,00070	-0,00005
<b>11,2941</b>	-0,00363	0,00276	-0,00107	-0,00069

<b>Regressão Quadrática</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	0,05388	-0,06382	0,02386	-0,03281
<b>8,6383</b>	0,00184	-0,00504	0,00090	-0,00094
<b>9,0647</b>	0,00530	0,00466	-0,00502	-0,00312
<b>10,6401</b>	-0,00231	-0,00105	-0,00079	0,00060
<b>11,2941</b>	-0,00473	0,00155	-0,00142	0,00174

<b>Regressão Cúbica</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	0,12819	-0,04041	-0,00477	-0,02006
<b>8,6383</b>	0,00715	-0,00332	-0,00118	-0,00001
<b>9,0647</b>	-0,00530	0,00120	-0,00086	-0,00498
<b>10,6401</b>	-0,00360	-0,00147	-0,00028	0,00038
<b>11,2941</b>	-0,00954	-0,00001	0,00046	0,00090

<b>Regressão 4º grau</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,2306</b>	0,32577	-0,03802	-0,00877	0,01667
<b>8,6383</b>	0,02930	-0,00297	-0,00164	0,00423
<b>9,0647</b>	-0,01338	0,00107	-0,00069	-0,00653
<b>10,6401</b>	-0,01939	-0,00172	0,00004	-0,00265
<b>11,2941</b>	-0,05133	-0,00068	0,00134	-0,00712

#### **11.4. EXPERIMENTO 4 - Simulação da Atmosfera (Seca e Úmida)**

Este experimento simula a radiância bruta medida pelas bandas do TIR-ASTER incluindo a contribuição da atmosfera. Se optou por simular dois tipos de atmosfera, úmida e seca, através do software MODTRAN. O experimento foi conduzido simulando a radiância medida pelas bandas TIR do ASTE (experimento anterior) e incluindo a contribuição da atmosfera para obter a radiância medida no topo da atmosfera. A inclusão da atmosfera foi realizada com o Algoritmo 6 (Apêndice A) implementado em linguagem MATLAB. As regressões utilizadas, neste caso, são as modeladas nos Experimentos 2 e 3, ou seja, se modelou o problema com dados de laboratório para serem aplicados nos dados "brutos" simulados. Como as regressões utilizadas já foram apresentadas anteriormente, os coeficientes de determinação das mesmas podem ser vistos nas Tabelas 9 e 10, respectivamente, regressões para os comprimentos de ondas centrais das bandas TIR-ASTER e regressões para bandas TIR-ASTER simuladas.

Os resultados mostram que o método proposto não pode ser aplicado diretamente em dados brutos, é necessário realizar a correção atmosférica dos dados. Nas Tabelas 13 e 14, são vistos os resultados utilizando as regressões calculadas utilizando o comprimento de onda central das bandas do TIR-ASTER. Somente uma tabela para cada tipo de atmosfera foi gerada neste caso, isto ocorreu pois não houve diferença significativa intra-regressões, ou seja, a diferença entre a temperatura real e a estimada difere somente nas últimas casas decimais de regressão para regressão.

**Tabela 13.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando o comprimento de onda central das bandas TIR-ASTER para a atmosfera úmida

<b>Regressão</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-42,625	-17,463	-22,422	-21,976
<b>8,638</b>	-69,613	-22,175	-42,414	-43,385
<b>9,065</b>	-139,247	-33,657	-87,283	-97,876
<b>10,640</b>	-3,172	-0,349	1,682	3,910
<b>11,294</b>	-1,212	2,558	4,480	7,154

**Tabela 14.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando o comprimento de onda central das bandas TIR-ASTER para a atmosfera seca

<b>Regressão Linear</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-33,137	-13,659	-18,231	-18,788
<b>8,638</b>	-58,906	-15,865	-38,666	-41,215
<b>9,065</b>	-127,277	-27,275	-88,120	-103,989
<b>10,640</b>	15,370	13,021	19,070	24,202
<b>11,294</b>	16,439	14,496	20,071	25,205

As Tabelas 15 e 16, mostram a diferença entre a temperatura real e a estimada para as regressões calculadas a partir das bandas simuladas do TIR-ASTER. Apesar do erro se manter grande, pode-se observar que ao utilizar a simulação das bandas do TIR-ASTER o erro diminuiu. Além disso, ainda se observa a diminuição do erro ao aumentar o comprimento de onda e o polinômio interpolador.

**Tabela 15.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando as bandas TIR-ASTER simuladas para a atmosfera úmida

<b>Regressão Linear</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-42,582	-17,409	-22,375	-21,935
<b>8,638</b>	-69,587	-22,198	-42,406	-43,363
<b>9,065</b>	-140,103	-33,821	-87,836	-98,585
<b>10,640</b>	-3,313	-0,500	1,517	3,723
<b>11,294</b>	-1,248	2,522	4,446	7,121

<b>Regressão Quadrática</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-42,925	-17,474	-22,599	-22,330
<b>8,638</b>	-69,641	-22,204	-42,439	-43,412
<b>9,065</b>	-138,697	-33,731	-87,121	-97,533
<b>10,640</b>	-3,313	-0,500	1,516	3,723
<b>11,294</b>	-1,249	2,521	4,445	7,121

<b>Regressão Cúbica</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-41,964	-17,455	-22,137	-21,121
<b>8,638</b>	-69,240	-22,194	-42,248	-43,066
<b>9,065</b>	-145,490	-33,838	-89,731	-102,049
<b>10,640</b>	-3,314	-0,500	1,517	3,724
<b>11,294</b>	-1,253	2,518	4,445	7,124

<b>Regressão 4º grau</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-47,766	-17,431	-24,222	-29,100
<b>8,638</b>	-76,304	-22,231	-44,842	-48,862
<b>9,065</b>	-107,376	-33,672	-78,024	-78,793
<b>10,640</b>	-3,320	-0,500	1,518	3,718
<b>11,294</b>	-1,285	2,504	4,451	7,116

**Tabela 16.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada para as regressões calculadas utilizando as bandas TIR-ASTER simuladas para a atmosfera seca

<b>Regressão Linear</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-33,088	-13,602	-18,181	-18,745
<b>8,638</b>	-58,894	-15,894	-38,663	-41,195
<b>9,065</b>	-128,035	-27,405	-88,680	-104,746
<b>10,640</b>	15,277	12,907	18,952	24,072
<b>11,294</b>	16,401	14,460	20,034	25,169

<b>Regressão Quadrática</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-33,270	-13,633	-18,342	-19,076
<b>8,638</b>	-58,931	-15,897	-38,691	-41,241
<b>9,065</b>	-126,868	-27,347	-87,952	-103,581
<b>10,640</b>	15,278	12,907	18,952	24,072
<b>11,294</b>	16,404	14,460	20,034	25,168

<b>Regressão Cúbica</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-32,957	-13,657	-18,092	-18,171
<b>8,638</b>	-58,702	-15,897	-38,541	-40,930
<b>9,065</b>	-132,098	-27,395	-90,628	-108,800
<b>10,640</b>	15,279	12,905	18,951	24,071
<b>11,294</b>	16,411	14,455	20,029	25,162

<b>Regressão 4º grau</b>				
<i>Amostras</i> $\mu\text{m}$	<b>302.45K</b>	<b>308.65K</b>	<b>315.95K</b>	<b>325.65K</b>
<b>8,231</b>	-34,157	-13,584	-18,959	-23,503
<b>8,638</b>	-62,017	-15,890	-40,398	-45,924
<b>9,065</b>	-104,270	-27,340	-78,543	-81,041
<b>10,640</b>	15,315	12,874	18,920	24,052
<b>11,294</b>	16,572	14,376	19,946	25,104

## 11.5. EXPERIMENTO 5 - Imagem de Radiância ASTER (L1B)

Os experimentos anteriores foram conduzidos de modo a passar por todos os níveis em que um sensor pode adquirir dados, ou seja, medidas de laboratório, medidas pontuais correspondendo ao comprimento de onda médio para as bandas de um determinado sensor, simulação da resposta de um sensor utilizando dados de laboratório (pode-se considerar sem interferência atmosférica, ou com correção atmosférica ideal) e a simulação de dados brutos (com a interferência da atmosfera) medidos pelo sensor no topo da atmosfera.

Neste último experimento o método proposto é aplicado em uma imagem TIR-ASTER de radiância nível L1B da área de estudo. No total 13 pixels, compostos majoritariamente por quartzo, foram selecionados dentro da área de estudo. Na Figura 25 é possível ver as curvas de radiância (bruta) dadas pelos pixels selecionados, enquanto na Tabela 17 são dados as temperaturas e posições (mapa e cartesiana).

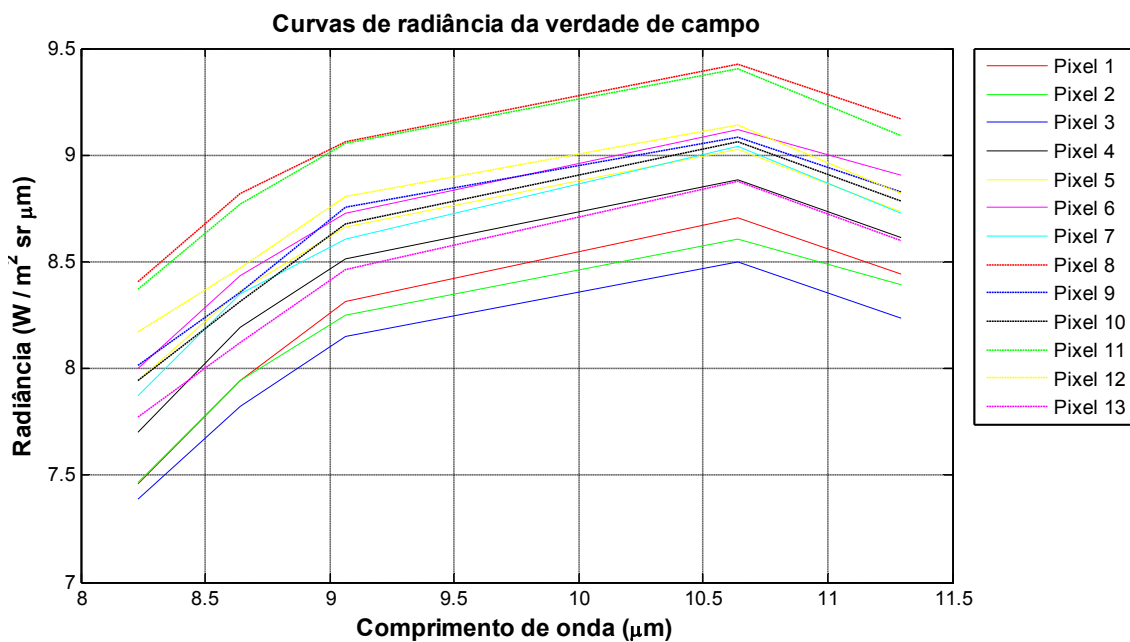


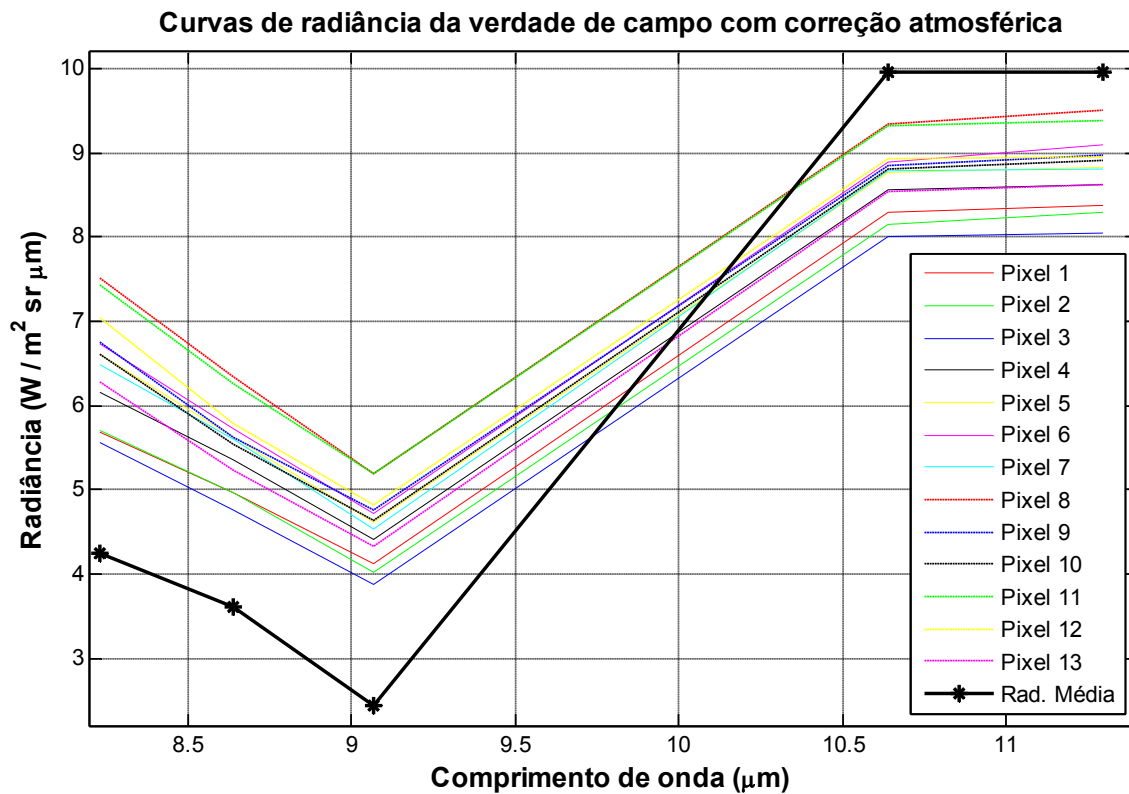
Figura 25: Curvas de radiância da verdade de campo sem correção atmosférica

**Tabela 17.** Verdades de campo da imagem TIR-ASTER

<b>Verdade de Campo</b>	<b>Temperatura AST08 (K)</b>	<b>X (MATLAB)</b>	<b>Y (MATLAB)</b>	<b>Mapa - X</b>	<b>Mapa - Y</b>
Pixel 1	296,2	586	679	452577.28	6708904.55
Pixel 2	295,7	586	680	452666.28	6708891.15
Pixel 3	294,2	586	678	452488.29	6708917.96
Pixel 4	297,6	587	679	452563.88	6708815.56
Pixel 5	298,9	587	680	452652.87	6708802.15
Pixel 6	300,7	649	693	452978.73	6703110.13
Pixel 7	299,2	650	692	452876.33	6703034.54
Pixel 8	302,9	650	693	452965.32	6703021.13
Pixel 9	299,6	651	691	452773.93	6702958.95
Pixel 10	299,0	651	692	452862.92	6702945.54
Pixel 11	302,6	651	693	452951.92	6702932.14
Pixel 12	301,1	652	691	452760.52	6702869.95
Pixel 13	297,7	652	692	452849.52	6702856.54

As regressões utilizadas foram as do Experimento 2 e 3, respectivamente, sendo as regressões calculadas para os comprimentos de onda médio das bandas TIR-ASTER e as regressões calculadas para as bandas simuladas do sensor TIR-ASTER.

Para aplicar o método na imagem deve-se realizar a correção atmosférica para o clima úmido (Algoritmo 7 - Apêndice A), com os parâmetros da correção atmosféricas calculados utilizando o MODTRAN. A figura abaixo (Figura 26) mostra as radiâncias provenientes do produto L1B com correção atmosférica realizada, também, no mesmo gráfico, é possível ver uma curva de radiância média para as bandas TIR-ASTER simuladas a partir de dados de laboratório.



*Figura 26: Curvas de radiância da verdade de campo corrigidas para os efeitos da atmosfera*

Após a correção é necessário linearizar a radiância através da aproximação de Wien para a função de Planck (Algoritmo 3 - Apêndice A). Como a emissividade "não é conhecida *a priori*" para realizar a linearização da radiância se optou por utilizar o valor máximo para a emissividade, dentre as emissividades medidas em laboratório para o alvo em diferentes temperaturas. Após a linearização os dados estão prontos para serem aplicados nas regressões.

Nos pixels selecionados (verdades de campo) foram aplicadas 8 regressões polinomiais (linear, quadrática, cúbica e de 4º grau); 4 estimadas com os dados (bandas) TIR-ASTER simulados (Tabelas 18 e 19), e 4 estimadas utilizando somente os dados dos comprimentos de onda médio para as bandas do TIR-ASTER (Tabela 20).



**Tabela 18.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir das bandas TIR-ASTER simuladas

<b>Regressão Linear (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>						
<b>Verdade de Campo</b>	<b>Temperatura AST08 (K)</b>	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Pixel 1	296,2	-16,436	-7,195	-2,320	-0,890	-0,725
Pixel 2	295,7	-17,065	-7,695	-1,494	-0,276	-0,548
Pixel 3	294,2	-17,135	-7,008	-0,968	-0,517	0,006
Pixel 4	297,6	-19,446	-10,012	-4,785	-1,559	-1,469
Pixel 5	298,9	-22,350	-11,638	-6,344	-1,788	-1,755
Pixel 6	300,7	-21,601	-10,939	-5,640	-1,059	-2,104
Pixel 7	299,2	-20,868	-11,116	-4,936	-1,678	-1,323
Pixel 8	302,9	-26,019	-14,781	-9,429	-2,201	-3,099
Pixel 9	299,6	-22,933	-10,827	-7,343	-1,719	-2,231
Pixel 10	299,0	-22,250	-10,648	-6,489	-2,130	-2,244
Pixel 11	302,6	-25,666	-14,256	-9,615	-2,257	-2,448
Pixel 12	301,1	-23,948	-11,085	-6,682	-0,910	-0,601
Pixel 13	297,7	-20,567	-8,760	-3,670	-1,331	-1,236
<b>Regressão Quadrática (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>						
<b>Verdade de Campo</b>	<b>Temperatura AST08 (K)</b>	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Pixel 1	296,2	-16,414	-7,194	-2,325	-0,890	-0,726
Pixel 2	295,7	-17,044	-7,694	-1,497	-0,276	-0,548
Pixel 3	294,2	-17,109	-7,007	-0,968	-0,517	0,006
Pixel 4	297,6	-19,443	-10,010	-4,794	-1,560	-1,470
Pixel 5	298,9	-22,374	-11,637	-6,354	-1,788	-1,755
Pixel 6	300,7	-21,633	-10,938	-5,650	-1,060	-2,106
Pixel 7	299,2	-20,884	-11,115	-4,945	-1,678	-1,324
Pixel 8	302,9	-26,115	-14,781	-9,436	-2,202	-3,100
Pixel 9	299,6	-22,967	-10,826	-7,353	-1,720	-2,232
Pixel 10	299,0	-22,274	-10,646	-6,498	-2,131	-2,245
Pixel 11	302,6	-25,755	-14,256	-9,622	-2,257	-2,450
Pixel 12	301,1	-24,004	-11,084	-6,692	-0,910	-0,602
Pixel 13	297,7	-20,571	-8,759	-3,678	-1,331	-1,237

**Tabela 19.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir das bandas TIR-ASTER simuladas

<b>Regressão Cúbica (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>						
<b>Verdade de Campo</b>	<b>Temperatura AST08 (K)</b>	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Pixel 1	296,2	-16,424	-7,189	-2,337	-0,892	-0,731
Pixel 2	295,7	-17,054	-7,689	-1,510	-0,277	-0,554
Pixel 3	294,2	-17,108	-7,001	-0,979	-0,519	0,001
Pixel 4	297,6	-19,475	-10,008	-4,804	-1,561	-1,476
Pixel 5	298,9	-22,403	-11,636	-6,361	-1,790	-1,761
Pixel 6	300,7	-21,656	-10,938	-5,656	-1,061	-2,110
Pixel 7	299,2	-20,917	-11,114	-4,954	-1,679	-1,329
Pixel 8	302,9	-26,037	-14,784	-9,435	-2,203	-3,103
Pixel 9	299,6	-22,988	-10,825	-7,359	-1,721	-2,238
Pixel 10	299,0	-22,303	-10,645	-6,506	-2,132	-2,251
Pixel 11	302,6	-25,693	-14,258	-9,621	-2,258	-2,453
Pixel 12	301,1	-23,999	-11,084	-6,696	-0,912	-0,607
Pixel 13	297,7	-20,605	-8,756	-3,689	-1,333	-1,243
<b>Regressão 4º Grau (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>						
<b>Verdade de Campo</b>	<b>Temperatura AST08 (K)</b>	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Pixel 1	296,2	-16,453	-7,171	-2,351	-0,922	-0,811
Pixel 2	295,7	-17,083	-7,671	-1,525	-0,308	-0,635
Pixel 3	294,2	-17,135	-6,973	-0,995	-0,549	-0,078
Pixel 4	297,6	-19,464	-10,005	-4,813	-1,587	-1,544
Pixel 5	298,9	-22,336	-11,639	-6,365	-1,811	-1,818
Pixel 6	300,7	-21,584	-10,941	-5,658	-1,079	-2,149
Pixel 7	299,2	-20,863	-11,117	-4,959	-1,700	-1,387
Pixel 8	302,9	-26,170	-14,782	-9,434	-2,211	-3,118
Pixel 9	299,6	-22,915	-10,828	-7,360	-1,740	-2,285
Pixel 10	299,0	-22,236	-10,647	-6,509	-2,152	-2,302
Pixel 11	302,6	-25,778	-14,257	-9,620	-2,267	-2,474
Pixel 12	301,1	-23,949	-11,088	-6,697	-0,929	-0,655
Pixel 13	297,7	-20,576	-8,749	-3,699	-1,359	-1,312

**Tabela 20.** Diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir dos comprimentos de ondas centrais das bandas TIR-ASTER

<b>Regressão (comprimento de onda médio das bandas TIR-ASTER)</b>						
<b>Verdade de Campo</b>	<b>Temperatura AST08 (K)</b>	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Pixel 1	296,2	-16,499	-7,146	-2,368	-0,772	-0,689
Pixel 2	295,7	-17,128	-7,646	-1,548	-0,160	-0,511
Pixel 3	294,2	-17,198	-6,957	-1,030	-0,405	0,043
Pixel 4	297,6	-19,506	-9,966	-4,817	-1,436	-1,433
Pixel 5	298,9	-22,408	-11,595	-6,363	-1,661	-1,719
Pixel 6	300,7	-21,658	-10,897	-5,654	-0,929	-2,069
Pixel 7	299,2	-20,927	-11,073	-4,960	-1,550	-1,287
Pixel 8	302,9	-26,072	-14,745	-9,416	-2,062	-3,064
Pixel 9	299,6	-22,990	-10,784	-7,355	-1,590	-2,196
Pixel 10	299,0	-22,308	-10,604	-6,507	-2,002	-2,208
Pixel 11	302,6	-25,719	-14,219	-9,603	-2,118	-2,413
Pixel 12	301,1	-24,003	-11,043	-6,690	-0,779	-0,565
Pixel 13	297,7	-20,626	-8,714	-3,706	-1,208	-1,200

Deve-se esclarecer que ao se utilizar os comprimentos de ondas médios (pontuais) das bandas TIR-ASTER para calcular as regressões os resultados obtidos para cada tipo de regressão diferem apenas nas últimas casas decimais, por tal motivo, apenas uma tabela de resultados é mostrada para este caso.

Os resultados acima mostraram que o método proposto subestimou a temperatura do alvo em todos os casos, e que o erro (diferença entre temperatura real e estimada) variou entre  $-3.118K$  e  $-0.078K$ . Nas Tabelas 21 e 22 podem-se analisar as estatísticas de 1º grau dos resultados. Os melhores resultados são encontrados nas bandas 14 e 15 com a regressão polinomial de 4º graus, onde a temperatura ficou em média, respectivamente, subestimada em  $-1.415K$  e  $-1.538K$ . Além disso, a variância, e consequentemente o desvio padrão, diminuem ao se aumentar o grau da regressão. No entanto, é suficiente utilizar a regressão linear simples combinada a maiores comprimentos de ondas para obter resultados (estimativas) com boa precisão, sem partir para a reprodução do fenômeno.

O método proposto subestimou os resultados e isto é, principalmente, causado por dois fatores:

1. a correção atmosférica: mesmo gerando os parâmetros atmosféricos para a correção através do software MODTRAN o modelo utilizado para a transferência radiativa foi o mais simples possível, sem a inserção de dados de radiossonda, admitindo a visada em nadir, dentre outras simplificações;
2. medidas de laboratório: as medidas de laboratório foram extraídas utilizando uma amostra pura de quartzo sob condições controladas, desta forma, a curva de radiância difere de forma significativa da radiância medida pelo sensor. Mesmo aplicando correções atmosféricas nos dados do produto L1B (imagem de radiância), e/ou simulando a resposta do sensor TIR-ASTER a partir dos dados de laboratório, a diferença é grande (Figura 26).

**Tabela 21.** Estatísticas para as diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir das bandas TIR-ASTER simuladas

<b>Regressão Linear (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>					
	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Média	-21,253	-10,459	-5,363	-1,409	-1,521
Desvio Padrão	2,989	2,304	2,624	0,616	0,862
Variância	8,936	5,308	6,885	0,379	0,743

<b>Regressão Quadrática (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>					
	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Média	-21,276	-10,457	-5,370	-1,409	-1,522
Desvio Padrão	3,026	2,304	2,626	0,616	0,862
Variância	9,155	5,310	6,895	0,379	0,743

<b>Regressão Cúbica (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>					
	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Média	-21,282	-10,456	-5,378	-1,411	-1,527
Desvio Padrão	3,007	2,307	2,622	0,616	0,862
Variância	9,043	5,321	6,874	0,379	0,742

<b>Regressão 4º Grau (bandas TIR-ASTER simuladas)</b>					
	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Média	-21,272	-10,451	-5,384	-1,432	-1,582
Desvio Padrão	3,014	2,314	2,616	0,610	0,844
Variância	9,087	5,354	6,844	0,372	0,713

**Tabela 22.** Estatísticas para as diferenças entre a temperatura real e a temperatura estimada utilizando as regressões calculadas a partir dos comprimentos de ondas centrais das bandas TIR-ASTER

<b>Regressão Linear</b>					
<b>(comprimento de onda médio das bandas TIR-ASTER)</b>					
	<b>Banda 10</b>	<b>Banda 11</b>	<b>Banda 12</b>	<b>Banda 13</b>	<b>Banda 14</b>
Média	-21,311	-10,415	-5,386	-1,282	-1,485
Desvio Padrão	2,986	2,308	2,602	0,610	0,862
Variância	8,918	5,327	6,772	0,372	0,743

## 12. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Manipular dados do infravermelho termal para aplicações que demandem considerável precisão é uma difícil tarefa, uma vez que a emissividade varia com relação ao comprimento de onda e a temperatura do alvo. Além disso, a emissividade não varia conforme um determinado padrão, a variação é um tanto "aleatória", e isto ocorre porque a emissividade depende das propriedades físico-químicas dos alvos. Assim, este trabalho teve como motivação os problemas encontrados no TIR como: a não linearidade da radiância, o clima úmido local (do estado do Rio Grande do Sul) e o mapeamento geológico como motivação para o desenvolvimento de uma nova técnica para o cálculo da temperatura e emissividade de alvos. O principal objetivo foi desenvolver um método robusto e de baixo custo computacional capaz de realizar o mapeamento de determinado alvo em uma atmosfera úmida. Para tal foi proposto trabalhar com a linearização da aproximação de Wien para a função de Planck (que governa a emissão de radiação no TIR) em dados de laboratório, com a finalidade de modelar a variação da temperatura linearizada com relação à variação dos dados também linearizados.

O método proposto consistiu na aquisição de medidas de laboratório para uma amostra de quartzo em diferentes temperaturas utilizando um espectroradiômetro  $\mu$ FT-IR model 102 em condições controladas, seguido da linearização da radiância e cálculo de regressões polinomiais (linear, quadrática, cúbica e de 4º grau) conforme a seção 8. Um conjunto de experimentos para avaliar e validar o método proposto foi realizado, visando cobrir todas as escalas compreendidas pelo sensoriamento remoto.

No experimento 1 o método foi testado e avaliado em regiões pré-definidas do TIR, selecionadas com base na análise das curvas de radiância/emissividade e radiância linearizada da amostra.

Para efeitos de avaliação, no experimento 2 os comprimentos de onda selecionados foram os correspondentes aos comprimentos de onda médio para as bandas do TIR-ASTER.

No experimento 3 se usou o intervalo do comprimento de onda, para cada banda TIR-ASTER, reamostrando os dados de laboratório para simular as medidas realizadas pelo sensor sem a contribuição da atmosfera (ou com correção atmosférica ideal realizada).

No experimento 4, com o sensor TIR-ASTER simulado, foi incluída a contribuição da atmosfera (úmida e seca) de modo a testar o método proposto em dados brutos de radiância (ou dados de radiância medidos no topo da atmosfera).

Por último, experimento 5, o método proposto é aplicado diretamente em uma imagem de radiância TIR-ASTER (L1B) da área de estudo, com correção atmosférica, e validado através do produto de temperatura cinética AST08.

As regressões aplicadas nos experimentos 4 e 5 foram as calculadas nos experimentos 2 e 3, ou seja, cada um dos experimentos (4 e 5) teve 2 conjuntos (de 4 regressões) aplicados:

- conjunto das regressões calculadas a partir dos dados de laboratório para os comprimentos de onda médios das bandas do TIR-ASTER,
- conjunto sendo o das regressões calculadas a partir dos dados de laboratório para as bandas simuladas do TIR-ASTER.

No experimento 1, o método proposto obteve os melhores resultados, e as regressões foram ajustadas, atingindo uma precisão superior a 99.9%, o erro entre a temperatura estimada e a temperatura real ficou muito abaixo de  $\pm 0.02 K$ . A excelente modelagem se deve às condições nas quais este experimento foi realizado (ambiente controlado), aos comprimentos de onda selecionados e à falta da interferência atmosférica. Isto mostra que, sob condições ideais, o método proposto pode recuperar a temperatura com precisão maior que  $1 \times 10^{-10} K$ , superior aos produtos de temperatura encontrados atualmente.

Análogo ao experimento 1, porém utilizando os comprimentos de onda médio para as bandas TIR-ASTER no experimento 2, obteve-se a mesma precisão nos

resultados. Desta forma, simulou-se o cenário em que o sensor TIR-ASTER obteve dados de radiância pontuais sem a interferência atmosférica (ou com a correção ideal aplicada).

Seguindo as etapas propostas, o próximo experimento (Experimento 3) foi conduzido, realizando a simulação das bandas do sensor TIR-ASTER a partir dos dados de laboratório para a amostra em questão. Assim, obteve-se a resposta do sensor sem a contribuição da atmosfera, em outras palavras, com a correção atmosférica ideal. Os resultados deste experimento mostraram que a modelagem é capaz de calcular a temperatura com erros de até  $\pm 0,35K$ , ou seja, com precisão igual ou superior a maioria dos produtos de temperatura disponíveis. Os ajustes obtiveram coeficientes  $R^2$  e  $R^2$  - ajustados iguais a 1, enquanto o SSE foi inferior a  $4 \times 10^{-4}$  e o RMSE inferior a 0.008.

No experimento 4 os modelos criados nos experimentos 2 e 3 foram testados em dados de radiância brutos, através da simulação da resposta do sensor TIR-ASTER a partir dos dados de laboratório, incluindo a contribuição da atmosfera (seca e/ou úmida), simulando assim a radiância medida pelo sensor no topo da atmosfera. Os resultados deste experimento mostraram que os modelos criados para dados sem a interferência atmosférica não podem ser aplicados em dados brutos, pois os erros devidos à contribuição da atmosfera são significativos. Esta condição só é válida para os modelos gerados a partir de bandas simuladas do TIR-ASTER, e os gerados a partir dos comprimentos de onda médio das bandas TIR-ASTER. Também notou-se, ao contrário do que se esperava, que os erros para a atmosfera úmida foram, de forma geral, menores que para a atmosfera seca, e que o aumento da temperatura, no caso dos dados brutos, causa o aumento no erro. Isto é, provavelmente, causado pelo aumento da emissão de radiação na atmosfera (radiância ascendente). Além disso, pode-se afirmar que os modelos gerados a partir das bandas simuladas do TIR-ASTER obtiveram melhores resultados.

Por último, no experimento 5, assim como no anterior, foram testados os modelos criados nos experimentos 2 e 3 em dados reais de radiância. Neste experimento foram selecionados pixels de controle (pixels de quartzo, no total 13) na imagem L1B do TIR/ASTER correspondente à área de estudo com a correção da radiância para os efeitos da atmosfera úmida. Os resultados mostraram que o método proposto subestima a temperatura do alvo em até 3.1K, mas em média o erro é de -1.415K e -1.538K,

respectivamente, para as bandas 13 e 14. Também é observado que neste experimento, as bandas 10, 11 e 12 não apresentam resultados aceitáveis devido, provavelmente, à contribuição atmosférica em conjunto com a localização espectral destas bandas, uma vez que estão posicionadas logo em feições características do quartzo onde a taxa de variação da radiância é alta. Neste experimento os melhores resultados foram encontrados para as regressões mais simples (linear) e ao mesmo tempo para os modelos gerados a partir dos comprimentos de onda médio para as bandas TIR-ASTER. Este comportamento é completamente inverso ao visto nos experimentos anteriores, e atribuo esta mudança aos seguintes fatores: 1) a correção atmosférica utilizada para a estimativa dos parâmetros (transmitância, radiância ascendente e radiância descendente) foi a mais simples possível para o clima úmido no software MODTRAN, 2) mesmo utilizando pixels de verdade de campo, devido a sua resolução espacial - 90m, é provável que contribuições de outros alvos estejam incluídas nas medidas de radiância, causando assim a diferença entre as curvas de laboratório e as curvas de campo, e 3) a validação foi realizada utilizando o produto AST08 do TIR-ASTER, é sabido que este produto possui um erro quando aplicado em climas úmidos. Mesmo assim, o erro encontrado não é aleatório, ou seja, é por subestimação da temperatura, isto mostra que a modelagem ainda pode ser melhor ajustando/incluindo algum tempo no modelo.

### **13. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES**

Em resumo, o método proposto se mostrou eficiente e robusto, aplicável a dados em diferentes níveis orbitais, e com precisão  $\leq -1.5K$ . De forma geral, os resultados melhoram ao aumentar o comprimento de onda analisado ou ao aumentar o grau do polinômio da regressão. Porém, devido a pouca contribuição ao aumentar o grau do polinômio da regressão é suficiente utilizar a regressão linear simples combinada com o aumento no comprimento de onda analisado. Faz-se necessário salientar que o aumento do grau do polinômio faz com que se passe de uma regressão para uma reprodução do fenômeno, o que é um estudo a parte. Deve-se salientar que os modelos gerados a partir de dados corrigidos atmosféricamente não são aplicáveis em dados brutos, e os modelos gerados a partir das bandas simuladas são mais precisos do que os modelos gerados a partir de comprimentos de onda (pontuais) médio para as bandas do sensor em questão. Este método pode ser considerado robusto, pois pode ser aplicado em qualquer tipo de



alvo que satisfaça as hipóteses de aplicabilidade do método, isto é, é aplicável a qualquer alvo que tenha um intervalo plano o suficiente de modo a poder ser linearizada e modelada a radiância medida nesse intervalo. Além das vantagens, e desvantagens, expostas vale destacar que neste método é necessário somente uma "banda" no TIR para que a temperatura possa ser calculada. Isto é um ponto muito importante, uma vez que a maioria dos métodos propostos necessita de ao menos 2 bandas termais para que possam ser aplicados. Por último, o custo computacional deste método é baixo, ou seja, o processamento dos dados é rápido.

Alguns ajustes/correções ainda são necessárias no método proposto, porém, pelos resultados obtidos este método se mostrou promissor no cálculo da temperatura, e consequentemente da emissividade, em climas úmidos.

Apesar do trabalho aqui apresentado ter se mostrado promissor ainda é um campo a ser amplamente explorado em futuras pesquisas, melhorando e ampliando as aplicação do método. Entre os tópicos vistos deve-se salientar fundamental importância em determinados pontos que merecem ser levados em consideração na continuidade deste estudo. A principal necessidade é aperfeiçoar o método para aplicação em dados orbitais com a atmosfera úmida, visando isso, se propõe:

- Testar os modelos já criados em dados de radiância com correções atmosféricas mais precisas;
- Gerar modelos para dados de radiância bruta, ou seja, com a interferência da atmosfera;
- Gerar modelos utilizando dados de campo, ao invés de dados simulados a partir de medidas de laboratório, pois dados de campo são mais fidedignos a realidade;
- Ajustar a radiância linearizada dos dados orbitais. Como os modelos (regressões) são gerados a partir da linearização da radiância calculada a partir da aproximação de Wien para a função de Planck existe uma diferença entre as radiâncias linearizadas dos dados de laboratório e as radiâncias linearizadas dos dados orbitais. Parte desta diferença já foi modelada neste trabalho, no entanto ainda não está completamente ajustada. Este ponto, pode ser o mais importante na questão de melhorar a precisão dos resultados.

Deve-se observar que analisar e pesquisar soluções para todos estes tópicos resultariam em um trabalho árduo e demandariam muito mais tempo para serem

executados, por este motivo o autor optou por finalizar a pesquisa neste ponto, porém pretende-se continuar com as pesquisas nesta área.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAMS, M.; HOOK, S. J.: **Aster User Handbook: Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer**. USA: NASA/Jet Propulsion Laboratory California Institute of Technology, 2, 135p, 2002.

Australian Government-Geoscience Australia em: < <http://www.ga.gov.au/earth-observation/satellites-and-sensors/aster-radiometer.html> >. Acesso em: 25 de janeiro de 2013.

BARDUCCI, A.; PIPPI, I.: **Temperature and emissivity retrieval from remotely sensed images using the “Grey body emissivity” method**. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.34, n.3, p. 681-695, 1996.

BARRETO, A.; ARBELO, M.; HERNANDEZ-LEAL, P. A.; CASILLAS, L. N.: **Evaluation of Surface Temperature and Emissivity Derived from ASTER Data: A Case Study Using Ground-Based Measurements at a Volcanic Site**. *American Meteorological Society*, 2010.

BARRY, R.G.; CHORLEY, R. J.: **Introdução a Climatologia para os trópicos**. São Paulo, 1976.

BEARTAUX, J.; FRÖHLICH, F.; ILDEFONSE, P.: **Multicomponent analysis of FTIR spectra: quantification of amorphous and crystallized mineral phases in synthetic and natural sediments**. *Journal of sedimentary research*, v.68, n.3, p.440-447, 1998.

BECKER, F.; LI, Z.: **Temperature-Independent Spectral Indices in Thermal Infrared Bands**. *Remote Sensing of Environment*, v.32, p. 17- 33, 1990.

BECKER, F.; LI, Z.: **Surface Temperature and Emissivity at Various Scales: Definition, Measurement and Related Problems**. *Remote Sensing Reviews*, v. 12, p. 225-253, 1995.

BERK, A.; ANDERSON, G. P.; ACHARYA, P. K.: **MODTRAN@5.2.2 User’s Manual**. Spectral Sciences, Inc. Air Force Research Laboratory, 2011.

COLL, C.; HOOK, S.J.; GALVE, J. M.: **Land Surface Temperature From the Advanced Along-Track Scanning Radiometer: Validation Over Inland Waters and Vegetated Surfaces**. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.47, n.1, p. 350-360, 2009.

COLLINS, E. F.; ROBERTS, D. A.; SUTTON, P. C.; FUNK, C. C.; BOREL, C. C.: **Temperature Estimation and Compositional Mapping Using Spectral Mixture Analysis of Thermal Imaging Spectrometry Data**. *SPIE Conference on Imaging Spectrometry*, 1999.

COLLINS, E. F.; ROBERTS, D.A.; BOREL, C.C.: **Spectral Mixture Analysis of Simulated Thermal Infrared Spectrometry Data: An Initial Temperature Estimate Bounded TESSMA Search Approach.** *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.39, no.7, p. 1435-1446, 2001.

DRAPER, N. R.: **Applied Regression Analysis.** 3<sup>th</sup> ed. USA, John Wiley & Sons, Inc., 1998, 704 p.

FREITAS, R. M.; HAERTEL, V.; SHIMABUKURO, Y. E.: **Modelo Linear de Mistura Espectral em Imagens de Moderada Resolução Espacial.** *Bol. Ciênc. Geod., sec. Artigos, Curitiba*, v.14, no.1, p.55-71, 2008.

GILL, P. E., MURRAY, W., WRIGHT, H., M.: **Numerical Linear Algebra and Optimization.** USA, San Diego. Addison-Wesley Publishing Company. 1991, 448 p.

GILLESPIE, A. R.: **Enhancement of Multispectral Thermal Infrared Images: Decorrelation Contrast Stretching.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 147–155, 1992.

GILLESPIE<sup>1</sup>, A. R.: **Spectral Mixture Analysis of Multispectral Thermal Infrared Images.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 137–145, 1992.

GILLESPIE, R. A.; ABBOTT, E. A.; GILSON, L.; HULLEY, G.; JIMENEZ-MUNOZ, J. C.; SOBRINO, J. A.: **Residual Errors in ASTER temperature and emissivity standart products AST08 and AST05.** *Remote Sensing of Environment*, 2011.

GILLESPIE, A. R.; KAHLE, A. B.; WALKER, R. E.: **Color Enhancement of Highly Correlated Images. I. Decorrelation and HIS Contrast Stretches.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 20, p. 209–235, 1985.

GILLESPIE, A.; ROKUGAWA, S.; MATSUNAGA, T.; COTHERN, J. S.; HOOK, S.; KAHLE, A. B.: **A Temperature and Emissivity Separation Algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Images.** *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.36, no.4, p. 1113-1126, 1999.

GREEN, A. A.; CRAIG, M. D.: **Analysis of aircraft spectrometer data with logarithmic residuals.** *Proceedings of the airborne imaging spectrometer data analysis workshop. Pasadena, CA.* p. 111–119, 1985.

GRIFFITHS, P. R.; HASETH, J. A.: **Fourier Transform Infrared Spectrometry.** 2<sup>nd</sup> ed.. USA, New Jersey. Wiley Interscience, 2007. 529 p.

GUSTAFSON, W. T.; GILLESPIE, A. R.; YAMADA, G.: **Revisions to the ASTER temperature/emissivity separation algorithm.** In J. A. Sobrino (Ed.), *Second recent advances in quantitative remote sensing*, pp. 770–775, 2006. Spain: Publicacions de la Universitat de València.

HEINZ, D. C.; CHANG, C.: **Fully Constrained Least Squares Linear Spectral Mixture Analysis Method for Material Quantification in Hyperspectral Imagery.** *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.39, no.3, p. 529-545, 2001.

HOOK, S.J.; KAHLE, A. B.: **The Micro Fourier Transform Interferometer (uFTIR) - A New Field Spectrometer for Acquisition of Infrared Data of Natural Surfaces.** *Remote Sensing of Environment*, v.56, p.172-181, 1996.

HAERTEL, V.; SHIMABUKURO, Y.E.: **Spectral linear mixing model in low spatial resolution image data.** *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, v. 4, p. 2546- 2549, 2004.

HOOK, S. J.; ABBOT, E. A.; GROVE, C.; KAHLE, A. B.; PALLUCONI, F. D.: **Use of multispectral thermal infrared data in geological studies.** In: A. N. Rencz (Ed.), *Remote sensing of earth sciences: Manual of remote sensing*, v.3, (3rd ed.), p. 59-110, 1999.

HOOK, S. J.; GABELL, A. R.; GREEN, A. A.; KEALY, P. S.: **A Comparison of Techniques for Extracting Emissivity Information from Thermal Infrared Data for Geologic Studies.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 123–135, 1992.

HOOK, S., J.; DMOCHOWSKI, J., E.; HOWARD, K., A., ROWAN, L., C.; KARLSTROM, K., E.; STOCK, J., M.: **Mapping variations in weight percent silica measured from multispectral thermal infrared imagery - Examples from the Hiller Mountains, Nevada, USA and Tres Virgenes-La Reforma, Baja California Sur, Mexico.** *Remote Sensing of Environment*, v. 95, p. 273-289, 2005.

HOOK, S. J.; VAUGHAN, R. G.; TONOOKA, H.; SCHLADOW, S. G.: **Absolute radiometric in-flight validation of mid infrared and thermal infrared data From ASTER and MODIS on the terra spacecraft using the Lake Tahoe, CA/NV, USA, automated validation site.** *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 45, p. 1798–1807, 2007

HOUGHTON, J. T.; TAYLOR, F. W.; RODGER, C. D.: **Remote Sounding of Atmospheres.** *Cambridge Planetary Science Series. British Library*, 1984.

HULLEY, G. C.; HOOK, S. J.; BALDRIDGE, A. M.: **Validation of the North American ASTER Land Surface Emissivity Database (NAALSED) version 2.0.** *Remote Sensing of Environment*, v. 113, p. 2224–2233, 2009.

Hunt, G. R.: **Electromagnetic Radiation: The communication link in remote sensing.** In: Remote Sensing in Geology, p. 5-45, 1980.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W.: **Mid-infrared spectral behavior of igneous rocks.** *Air force Cambridge research laboratory technical report, TR-74-0625 (1974) 142 pp.*

JÚNIOR, O. A. C.; CARVALHO, A. P. F.; MENESES, P. R.; GUIMARÃES, R. F.; MARTINS, E. S.: **Análise de Imagens Hiperespectrais pelo Método *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* (MESMA) em Depósito Supergênico de Níquel.** *Revista Brasileira de Geociências*, v.33, no.1, p.63-74, 2003.

KAHLE, A. B.; ALLEY, R. E.: **Separation of Temperature and Emittance in Remotely Sensed Radiance Measurements\*.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 107-111, 1992.

KAHLE, A., B.; MADURA, D., P.; SOHA, J., M.: **Middle infrared multispectral aircraft scanner data: analysis for geological applications.** *Applied Optics*, v. 19, no. 14, p. 2279-2290, 1980.

KAHLE, A., B.; ROWAN, L., C.: **Evaluation of Multispectral Middle Infrared Imagens for Lithologic Mapping in the East Tintic Mountains.** *Geology*, v. 8, p.234-239, 1980.

KEALY, P. S.; HOOK, S. J.: **Separating Temperature and Emissivity in Thermal Infrared Multispectral Scanner Data: Implications for Recovering Land Surface Temperatures.** *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.31, no.6, p. 1155-1164, 1993.

LAY, D. C.: **Linear Algebra and its Applications David Lay e Optimization.** 4<sup>th</sup> ed. USA, Maryland, Pearson education Inc., 2012, 576 p.

LEVI, H.; LIU, S. C.; KLEY, D.; MCFARLAND, M.; MAHLMAN, J. D.: **On the origin of tropospheric ozone.** *Journal of Geophysical Research*, v. 85, p. 7546-7552, 1980.

LI, Z.; BECKER, F.; STOLL, M. P.; WAN, Z.: **Evaluation of Six Methods for Extracting Relative Emissivity Spectra from Thermal Infrared Images.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 69, p. 197-214, 1999.

MATSUNAGA, T., A.: **Temperature-Emissivity Separation Method Using an Empirical Relationship between the Mean, the Maximum, and the Minimum of the Thermal Infrared Emissivity Spectrum.** *Journal of Remote Sensing Soc. Japan*, v. 14, no. 2, p. 230-241, 1994. (em japonês com resumo em inglês).

MELFI, A. J.; PICCIRILLO, E. M.; NARDY, A. J. R.: **Geological and magmatic aspects of the Paraná Basin - An Introduction**. In: *The mesozoic Flood Volcanism of the Paraná Basin - Petrogenetic and geophysical aspects*. Universidade de São Paulo, 1988.

MURPHY, S. W.; FILHO, C. R. S.; OPPENHEIMER, C.; MARZOCCHI, W.: **Temperature estimates using the Gray-body Emissivity Method at Lascar Volcano (Chile)**. In: *XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal. Anais... Natal: INPE, 2009. P. 3285-3292*.

NASA<sup>1</sup> em: < <http://landsat.gsfc.nasa.gov/> >. Acesso em: 15 de dezembro de 2012.

NASA<sup>2</sup> em: < <http://science.nasa.gov/missions/terra> >. Acesso em: 19 de dezembro de 2012.

NETZBAND, M.; SCHÖPFER, E.; MÖLLER, M. S.: **Land Remote Sensing and Global Environmental Change**. *Remote Sensing and Digital Image Processing*, v. 11, p. 397-419, 2011.

NINOMIYA, Y.; FU, B.; CUDAHY, T. J.: **Detecting lithology with Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) multispectral thermal infrared “radiance-at-sensor” data**. *Remote Sensing of Environment*, v.99, p.127-139, 2005.

OLSEN, R. C.: **Remote sensing from air and space**. 1<sup>st</sup> ed. USA, Bellingham. SPIE Press, 2007, 253 p.

PALLUCONI, F.; HOOVER, G.; ALLEY, R.; JENTOFT-NILSEN, M.; THOMPSON, T.: **An atmospheric correction method for ASTER thermal radiometry over land: ASTER Standard Data Product AST09, “Level-2 Radiance--TIR, Land\_Leaving**. Pasadena: Jet Propulsion Laboratory, 1999.

PEDRON, F. A.: **Mineralogia, morfologia e classificação de saprolitos e neossolos derivados de rochas vulcânicas no Rio Grande do Sul**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Santa Maria, 2007.

PRAKASH, A.: **Thermal Remote Sensing: Concepts, Issues and Applications**. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*. v.XXXIII, p. 239-243, 2000.

RAKSUNTORN, N.; DU, Q.: **Nonlinear Spectral Mixture Analysis for Hyperspectral Imagery in an Unknown Environment**. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v. 7, no. 4, 2010.

RAY, T., W.; MURRAY, B., C.: **Nonlinear Spectral Mixing in Desert Vegetation**. *Remote Sensing of Environment*, v. 55, p. 59-64, 1996.

RENNER, L.: **Metagenia de Ni e EGP nos basaltos da Formação Serra Geral, porção sul da província.** Tese (Doutorado em Geociências) - Instituto de Geociências, Programa de Pós Graduação em Geociências, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

REES, W. G.: **Physical Principles of Remote Sensing.** 2<sup>nd</sup> ed.. UK, Cambridge. Cambridge University Press, 2001. 343 p.

REINERT, D. J.; REICHERT, J. M.; DALMOLIN, R. S. D.; AZEVEDO, A. C.; PEDRON, F. A.: **PRINCIPAIS SOLOS DA DEPRESSÃO Central e Campanha Do Rio Grande Do Sul.** 2ed. Santa Maria, 2007.

RICHTER, R.; COLL, C.: **Bandpass-resampling effects for the retrieval of surface emissivity.** In. *Applied Optics*, v. 41, no. 18, p. 3523-3529, 2002.

ROBERTS, D.,A.; GARDNER, M.; , CHURCH, R.; USTIN, S.; SCHEER, G.; GREEN, R.,O.: **Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models.** *Remote Sensing of Environment*, v. 65, no. 3, p. 267-279, 1998.

ROBERTS, D. A., SMITH, M. O., SABOL, D. E., ADAMS, J. B. & USTIN, S.: **Mapping the Spectral Variability in Photosynthetic and Non-photosynthetic Vegetation, Soils and Shade Using AVIRIS.** Summaries of the 3rd Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, JPL Publication 92-14, v.1, pp. 38-40, 1992.

ROWAN, L. C.; MARS, J. C.; SIMPSON, C. J.: **Lithologic mapping of the Mordor, NT, Australia ultramafic complex by using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER).** *Remote Sensing of Environment*, v.99, p.105–126, 2005.

SABOL D. E. JR., ADAMS J. B.; SMITH M. O.: **Quantitative Subpixel Spectral of Targets in Multispectral Images,** *Journal of Geophysics. Res.*, 97, 2.659-2.672, 1992.

SABOL, D. E. JR.; GILLESPIE, A. R.; ABBOTT, E. A.; YAMADA, G.: **Field validation of the ASTER temperature–emissivity separation algorithm.** *Remote Sensing of Environment*, v. 113, p. 2328–2344, 2009.

SALISBURY, J.W.; WALTER, L.S.: D'ARIA, D.: **Midinfrared (2.5 to 13 µm) spectra of igneous rocks.** *USGS open file report (1988)*, pp. 88–686.

SCHMUGGE, T.; HOOK, S.J.; COLL, C.: **Recovering Surface Temperature and Emissivity from Thermal Infrared Multispectral Data.** *Remote Sensing of Environment*, v.65, p.121–131, 1998.



SIEGAL, R.; AND HOWELL, J. R.: **Thermal Radiation Heat Transfer: Second Edition, Hemisphere, New York, 1982.**

SHIMABUKURO, Y., E.; SMITH, J., A.: **The Least-Squares Mixing Models to Generate Fraction Images Derived From Remote Sensing Multispectral Data.** *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 29, no. 1, 1991.

SLATER, P. N.: **Remote sensing, optics and optical system.** *Addison-Wesley, Reading, MA, 246-247, 1980.*

SMITH, M. O., ADAMS J. B., USTIN S. L. & ROBERTS, D. A.: **Using endmembers in AVIRIS images to estimate changes in vegetative biomass.** Summaries of the 4th Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, JPL Publication 92-14, v.1, pp. 69-71, 1992.

SOBRINO, J., A.; JIMENEZ-MUÑOZ, J., C.: **Surface emissivity retrieval from Digital Airborne Imaging Spectrometer data.** *Journal of Geophysical Research*, v. 107, no. D23, 2002.

SOHA, J., M.; SCHWARTZ, A., A.: **Multispectral Histogram Normalization Contrast Enhancement.** *Proceedings 5th Canadian Symposium on Remote Sensing, Victoria, BC, Canada, p. 86-93, 1978.*

SRIVASTAVA, P. K.; MAJUMDAR, T. J.; BHATTACHARYA, A. K.: **Study of land surface temperature and spectral emissivity using multi-sensor satellite data.** *Journal of Earth Syst. Sci.*, v. 119, No. 1, pp. 67-74, 2010.

STRECK, E.V.; KÄMPF, N.; DALMOLIN, R. S. D.; KLAMT, E.; NASCIMENTO, P. C. DO; SCHNEIDER, P.; GIASSON, E.; PINTO, L. F. S.: **Solos Do Rio Grande Do Sul. 2.Ed. Rev. E Ampl. Porto Alegre: Emater/Rs, 222p, 2008**

STOLL, M.: **Restitution de la temperature de surface par teledetection aeroportee dans le cadre de Hapex-Mobilhy, Tese de Doutorado, Universidade Paul Sabastier, Toulouse, França, 1993.**

TONOOKA, H.: **ASTER TIR radiometric calibration and atmospheric correction, in land remote sensing and global environmental change.** *NASA's Earth Observing System and the Science of ASTER and MODIS Remote Sensing and Digital Image Processing, Vol. 11, 2010.*

VALOR, E.; CASELLES, V.: **Mapping Land Surface Emissivity from NDVI: Application to European, African, and South American Areas.** *Remote Sensing Environmental*, v.57, p.167-184, 1996.

VICENTE, L. E.; FILHO, C. R. S.: **Deteção de Quartzo e Argilominerais para o Monitoramento de Degradação de Terras a partir de Dados do Infravermelho Termal do Sensor ASTER.** *Revista Brasileira de Geofísica*, v. 28, no.2, p. 229-247, 2010.

VIÚDEZ-MORA, A.: **Atmospheric downwelling longwave radiation at the surface during cloudless and overcast conditions. Measurements and modeling.** Tese de Doutorado. Universidade de Girona, 2011.

WATSON, K.: **Spectral Ratio Method for Measuring Emissivity.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 113–116, 1992.

WATSON<sup>1</sup>, K.: **Two-Temperature Method for Measuring Emissivity.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 117–121, 1992.

WEISBERG, S.: **Applied Linear Regression.** 3<sup>th</sup> ed. USA, Minneapolis, John Wiley & Sons, Inc., 2005, 330 p.

WILDNER, W.; LOPES, R. da C.; ROMANINI, S.; CAMOZZATO, E.: **Contribuição à estratigrafia do magmatismo Serra Geral na Bacia do Paraná.** *In: I Encontro sobre a Estratigrafia do Rio Grande do Sul: Escudo e Bacias. Anais... Porto Alegre: ILEA/UFRGS, 2003. p.204-210.*

WILDNER, W.: **Estratigrafia do magmatismo Serra Geral na Bacia do Paraná - Conceitos básicos e divisão faciológica.** *In: Reunião Aberta da Comissão Brasileira de Estratigrafia. Anais... Porto Alegre: SBG, 2004. p. 62-77.*

## APÊNDICE A: ALGORITMOS IMPLEMENTADOS EM MATLAB

### Algoritmo 1 - Calcula a radiância do alvo e a radiância de corpo negro

```
function [Ebb,Rad] = BBrad(temp,LAMB,EMI)
% Calculates the radiance by Planck's function and the blackbody
radiation
% at the same temperature
%
% IN:
% temp = temperature (celsius);
% LAMB = wavelenght in micrometer (without cientific
notation(x10^y));
% EMI = emissivity;
%
% OUT:
% Ebb = blackbody emission;
% Rad = radiancia

% convert celsius to kelvin
T = convtemp(temp,'C','K');

%*****
%*****
% c = 2.9979*10^8; % speed of light m/s
% h = 6.6261*10^-34; % Planck's constant J*s
% k = 1.3807*10^-23; % Boltzmann's constant J/K
%*****
%*****

C1 = 1.191042e8; % <=== first radiation constant (W mu^4 m^-2 sr^-1)

C2 = 1.4387752e4;% <=== second radiation constant (mu K)

Ebb = [ ];
Rad = [ ];

    for i = 1 : size(T,2)

        A = C2./(LAMB.*T(i));

        B = (exp(A))-1;

        E = C1./((LAMB.^5).*(B)); % <==== blackbody radiation by
                                Planck

        R = E.*EMI(:,i); % <===== radiance at sensor

        Ebb = [Ebb E];

        Rad = [Rad R];

    end;

end
```

## Algoritmo 2 - Calcula as radiances do alvo e de corpo negro usando a aproximação de Wien para a função de Planck

```
function [Ebb_wien, Rad_wien] = wien_aprox(temp, LAMB, EMI)
% Calculates the radiance by Wien's approximation for Planck's
function and
% the blackbody radiation at the same temperature
%
% IN:
% temp = temperature (celsius);
% LAMB = wavelenght;
% EMI = emissivity;
%
% OUT:
% Ebb = blackbody emission;
% Rad = radiancia

% converts celsius to kelvin
T = convtemp(temp, 'C', 'K');

C1 = 1.191042e8; % <== first radiation constant (W mu^4 m^-2 sr^-1)

C2 = 1.4387752e4; % <== second radiation constant (mu K)

Ebb_wien = [ ];

Rad_wien = [ ];

    for i = 1 : size(T,2)

        A = C2./(LAMB.*T(i));

        B = (exp(A));

        E = C1./((LAMB.^5).*(B)); % <===== blackbody radiation by
                                Wien

        R = E.*EMI(:,i); % <===== radiance at sensor

        Ebb_wien = [Ebb_wien E];

        Rad_wien = [Rad_wien R];

    end;

end
```

### Algoritmo 3 - Linearização da aproximação de Wien para a função de Planck

```

function [W,Y] = wien_aprox_linearized (t,L,Rad,EMI,EQ)
% Calculates the linearized radiance by Wien's approximation for Planck's
% function and the blackbody radiation at the same temperature
%
% IN:
% t   = temperature (celsius);
% L   = wavelength;
% Rad = radiance;
% EMI = emissivity;
% EQ  = equation to use: 1 - right side of linearized equation
%                               2 - left side of linearized equation
%                               3 - Linearized Wien's aprox. for temp. isolated
%
% OUT:
% W = linearized Wien's approximation of Planck's function;
% y = value of C2/T;

T = convtemp(t,'C','K');

C1 = 1.191042e8;    % <=== first radiation constant (W mu^4 m^-2 sr^-1)

C2 = 1.4387752e4;  % <=== second radiation constant (mu K)

for j = 1 : size(T,2)
    for i = 1 : size(L,1)

        if EQ == 1
            % right side of linearized equation
            W(i,j) = (L(i)*log(EMI(i,j)) + (L(i)*log(C1))...
                - 5*L(i)*log(L(i)) - L(i)*log(pi) - (C2/T(j)));

            % left side of linearized equation
            Y(i,j) = L(i)*log(Rad(i,j));
        end;

        if EQ == 2
            % Linearized Wien's approximation for temperature
            % isolated
            W(i,j) = L(i)*log(EMI(i,j)) - L(i)*log(Rad(i,j)) + ...
                L(i)*log(C1) - 5*L(i)*log(L(i)) - L(i)*log(pi);

            Y(1,j) = (C2/T(j));
        end;

        if EQ == 3
            % Linearized Wien's approximation for temperature
            % isolated
            W(i,j) = -0.0513*L(i) - L(i)*log(Rad(i,j)) + ...
                L(i)*log(C1) - 5*L(i)*log(L(i)) - L(i)*log(pi);

            Y(1,j) = (C2/T(j));
        end;
    end;
end;
end
end

```

#### Algoritmo 4 - Reamostragem de dados

```
function [S] = resample_band2 (aster_func, lab_func)
% Function for resample lab data to sensor data
%
% IN:
% aster_func = response function of aster TIR - 1st colum:
wavelength
%                                     2nd colum: response
% lab_func   = lab measures of target - 1st colum: wavelength
%                                     2nd colum: radiance
%
% OUT:
%
% S           = radiance values resampled to sensor data
%
pos = [];
%
% select wavelenghts of lab measure closer to wavelenghts of
response
% function
for i = 1 : size(aster_func,1)

    [m,mpos] = min(abs(aster_func(i,1) - lab_func(:,1)));
    clear m
    pos = [pos;mpos];

end;

lab_func = lab_func(pos,:);

% weight wavelenghts by its response function
w = sum(aster_func(:,2).*lab_func(:,2));

% sum of weights from responde function
u = sum(aster_func(:,2));

S = w/u;

end
```

### Algoritmo 5 - Linearização da aproximação de Wien para a função de Planck dos dados simulador TIR-ASTER

```
function [W] = wien_aprox_linearized_aster (L,rad,emi,dif)
% Calculates the linearized radiance for ASTER resampled bands
%
% IN:
% L = wavelenght;
% Rad = radiance;
% EMI = emissivity;
% dif = diference between Plank's-blackbody radiation and
%       Wien-blackbody radiation at temperature of 300K
%
% OUT:
% W = linearized radiance;

C1 = 1.191042e8; % <== first radiation constant (W mu^4 m^-2 sr^-1)

em = log(max(emi, [], 2));

for i = 1 : size(rad,1)
    for j = 1 : size(rad,2)

        % Linearized radiance by Wien's aproximation for temperature
        % isolated
        W(i,j) = L(i)*em(i) - L(i)*log(rad(i)) + L(i)*log(C1) ...
- 5*L(i)*log(L(i)) - L(i)*log(pi) - (1/log(dif(i)));

    end;
end;

end
```

## Algoritmo 6 - Simulação (inclusão) atmosfera

```
function [rad_res] = simul_atm(rad, emi, trans, upw, dww, RF)
% Function that calculate the raw radiance of sensor (TOA radiance)
%
% IN:
% rad      = resampled radiance of target without atmospheric contribution
%           on the format [wavelength_lab rad];
% emi      = resampled emissivity of target on the format [wavelength_lab rad];
% trans    = atmospheric transmittance on the format [wavelength_modtran rad];
% upw      = upwelling radiance (path radiance) on the format
%           [wavelength_modtran rad];
% dww      = downwelling radiance (thermal surface emission) on the format
%           [wavelength_modtran rad];
% RF       = responde function of sensor on the format [wavelength_aster rad]
%
% OBS.:
% wavelength_lab: is the wavelenght resolution of spectroradiometer
% wavelength_modtran: is the wavelenght resolution of modtran simulation
% wavelength_aster: is the wavelenght resolution of aster response function
%
% OUT:
% rad_res = radiance at sensor with atmospheric contribution;

pos_T = [];
pos_U = [];
pos_D = [];
%
% select the wavelenghts greather than or equal 0.5
pos_FWHM = find(RF(:,2) >= 0.5);
RF = RF(pos_FWHM, :);
%
% loop to select the wavelenght closer to the wavelenght os aster response
% function
for i = 1 : size(RF,1)

    [m,mpost] = min(abs(RF(i,1) - trans(:,1)));
    [m,mposu] = min(abs(RF(i,1) - upw(:,1)));
    [m,mposd] = min(abs(RF(i,1) - dww(:,1)));

    clear m;

    pos_T = [pos_T; mpost];
    pos_U = [pos_U; mposu];
    pos_D = [pos_D; mposd];

end;

trans = trans(pos_T, :);
upw = upw(pos_U, :);
dww = dww(pos_D, :);

% calculate the mean of atmosferics parameters and emissivity
Tr = mean(trans(:,2));
Up = mean(upw(:,2));
Dw = mean(dww(:,2));

% calculate the TOA radiance
rad_res = (Tr.*rad(1,2:end)) + (Tr.*(1 - emi(1,2:end)).*Dw) + Up;

end
```



## Algoritmo 7 - Correção (remoção) da atmosfera

```
function [rad_res] = atm_img_corr(rad, emi, trans, upw, dww, RF)
% Function that calculate the raw radiance of sensor (TOA radiance)
%
% IN:
% rad      = radiance of target resampled to bands without atmospheric
%           contribution on the format [wavelength_lab rad];
% emi      = emissivity of target resampled to bands on the
%           format [wavelength_lab rad];
% trans    = atmospheric transmittance on the format [wavelength_modtran rad];
% upw      = upwelling radiance (path radiance) on the format
%           [wavelength_modtran rad];
% dww      = downwelling radiance (thermal surface emission) on the format
%           [wavelength_modtran rad];
% RF       = responde function of sensor on the format [wavelength_aster rad]
%
% OBS.:
% wavelength_lab: is the wavelenght resolution of spectroradiometer
% wavelength_modtran: is the wavelenght resolution of modtran simulation
% wavelength_aster: is the wavelenght resolution of aster response function
%
% OUT:
% rad_res = radiance at sensor without atmospheric contribution;
%
rad_atm = double(rad);
emi = double(emi);
trans = double(trans);
upw = double(upw);
dww = double(dww);
%
pos_T = [];
pos_U = [];
pos_D = [];
%
% select the wavelenghts greather than or equal 0.5
pos_FWHM = find(RF(:,2) >= 0.5);
RF = RF(pos_FWHM, :);
%
% loop to select the wavelenght closer to the wavelenght os aster response
% function
for i = 1 : size(RF,1)

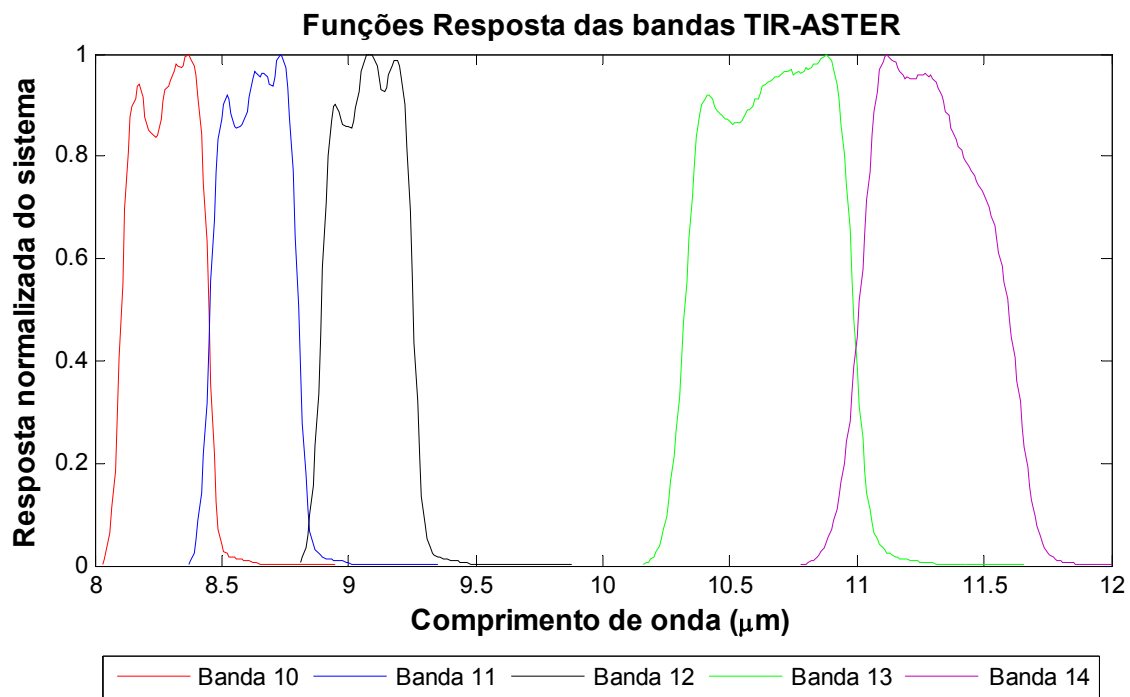
    [m,mpost] = min(abs(RF(i,1) - trans(:,1)));
    [m,mposu] = min(abs(RF(i,1) - upw(:,1)));
    [m,mposd] = min(abs(RF(i,1) - dww(:,1)));

    clear m;

    pos_T = [pos_T; mpost];
    pos_U = [pos_U; mposu];
    pos_D = [pos_D; mposd];
end;
% select the wavelenghts greater than FWHM
trans = trans(pos_T, :);
upw = upw(pos_U, :);
dww = dww(pos_D, :);
% calculate the mean of atmosferics parameters and emissivity
Tr = mean(trans(:,2));
Up = mean(upw(:,2));
Dw = mean(dww(:,2));
Em = mean(emi,2);
% remove atmospheric contribution
% calculate the radiance of sensor at ground level
rad_res = ((rad_atm - Up)/Tr) + (Em - 1)*Dw;
end
```

## APÊNDICE B: FUNÇÕES RESPOSTA DO TIR - ASTER

Abaixo estão representadas as funções resposta referentes as bandas do infravermelho termal do sensor ASTER utilizadas para realizar a reamostragem dos dados de laboratório através do Algoritmo 4 - Apêndice A.



## **APÊNDICE C - ARTIGOS DA TESE**

# Revisão dos Principais Métodos de Separação de Temperatura e Emissividade para Dados TIR e Análise de Suas Aplicações e Restrições

## *Review of Main Methods on Temperature and Emissivity Separation from TIR Data and Analysis About their Application and Restrictions*

Atilio GRONDONA<sup>1\*</sup>, Silvia B. A. ROLIM<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM)  
Av. Bento Gonçalves, 9.500 – 91501-970. Caixa Postal 15.044  
Porto Alegre, RS/Brasil  
atilio.grondona@ufrgs.br; silvia.rolim@ufrgs.br

### RESUMO

O infravermelho termal (TIR - *Thermal InfraRed*) é uma porção do espectro eletromagnético com várias aplicações no Sensoriamento Remoto, tais como: geologia, climatologia, análises de processos biológicos, análises geofísicas, avaliação de desastres e detecção de mudanças, entre outras. No TIR a emissão de radiação dos alvos é dominante, comparado com a reflexão, e esta radiação é uma função de duas variáveis, a emissividade e a temperatura do alvo. Para estudos no TIR é necessário estimar com precisão a temperatura e/ou a emissividade a partir da radiação medida, e isto é um problema devido a relação não linear existente entre estas variáveis e a radiação medida. Por isso, nos últimos 40 anos vários pesquisadores tem desenvolvido métodos visando mitigar este problema, porém, todos estes métodos possuem restrições em suas aplicações. Assim, este trabalho tem como objetivo revisar os principais métodos encontrados na literatura facilitando a sua compreensão, reprodução, além de criar um resumo que permita a escolha do método mais adequado a determinadas situações.

**Palavras-chave:** Infravermelho termal, métodos de separação, temperatura, emissividade.

### ABSTRACT

The Thermal Infra-Red (TIR) channel of electromagnetic spectrum is having several applications in remote sensing such as geology, climatology, biological process analysis, geophysical process analysis, disaster assessment and change detection. In the TIR region, the emission of the targets is dominant when compared with reflection. This radiation is a function of two unknowns – the emissivity and temperature of target. To study TIR, it is necessary estimate the temperature and/or emissivity from de measured radiation with precision and this process is difficult due to a non-linear relation between these two unknowns and the measured radiation. Therefore, in the last 40 years, many researchers have developed various methods to mitigate this problem. However, all these methods have many constraints in their applications. This study tries to review the main methods available, facilitating their understanding, reproduction and create a summary that allows choosing the most suitable methods in certain situations.

**Keywords:** Thermal infrared, methods of separation, temperature, emissivity.

## 1. Introdução

Os dados de radiância do infravermelho termal (TIR - *Thermal InfraRed*) podem ser utilizados para obter a temperatura e a emissividade dos alvos, e possuem aplicações em diversas áreas, tais como: geologia, climatologia, análises de processos biológicos, análises geofísicos, estudos da pluma atmosférica, identificação de constituintes da superfície para o uso do mapeamento do solo, avaliação de desastres, detecção de poluição e detecção de mudanças, análises médicas, processos industriais entre outras (Collins *et al.*, 1999, 2001). Quando se utiliza o TIR com esse objetivo é importante extrair os dados de temperatura e emissividade coerentes, tal que combinados formam o espectro de radiância do alvo. Com a finalidade de desenvolver métodos capazes de estimar estas informações com precisão, autores como Gillespie (1985); Gillespie (1992a, 1992b); Hook *et al.* (1992); Kahle & Alley (1992); Watson (1992a, 1992b); Kealy & Hook (1993); Barducci & Papi (1996); Schmugge *et al.* (1998); Collins *et al.* (1999); Gillespie *et al.* (1999); Collins *et al.* (2001) e Coll *et al.* (2007) entre outros, vêm pesquisando, desenvolvendo e melhorando métodos de separação da temperatura e emissividade para o TIR nos últimos 40 anos.

No TIR a grandeza física medida pelo sensor é a radiância espectral (ou emitância), definida como o fluxo radiante numa certa direção, a partir de uma superfície normalizada com respeito à área da superfície e unidade de ângulo sólido. Se a superfície terrestre fosse um corpo negro perfeito a uma temperatura constante e sem a intervenção da atmosfera, a radiância espectral medida no sensor seria dada pela radiância espectral de um corpo negro (corpo ideal que emite toda a radiação que absorve). A radiância espectral de corpo negro é modelada pela função de Planck:

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \pi \left( e^{c_2/\lambda T} - 1 \right)} \quad (W/m^2 \text{ sr } \mu m) \quad (1)$$

onde  $B(\lambda, T)$  é a radiação reemitida pelo corpo negro,  $\lambda$  é o comprimento de onda ( $\mu m$ ),  $T$  é a temperatura da superfície ( $K$ ),  $C_1$  é a primeira constante de radiação ( $3,74151 \times 10^{-16} \text{ Wm}^2$ ) e  $C_2$  é a segunda constante de radiação ( $0,0143879 \text{ mK}$ ). Porém, como não existe nenhum alvo que se comporte como um corpo negro, parte da energia absorvida é dissipada em forma de energia térmica. Para saber quão capaz um alvo é de transformar a energia absorvida em energia térmica (para determinado comprimento de onda e temperatura) se utiliza a emissividade espectral ( $\varepsilon_{\lambda, T}$ ). Este índice é uma razão entre a radiância espectral do alvo ( $R(\lambda, T)$ ) e a função de Planck para um corpo negro, na mesma temperatura e comprimento de onda, e pode ser calculado da seguinte forma:

$$\varepsilon(\lambda, T) = \frac{R(\lambda, T)}{B(\lambda, T)} \quad (2)$$

Assim, a radiância espectral de um alvo medida pelo sensor sem a interferência da atmosfera é expressa como:

$$R(\lambda, T) = \varepsilon_{\lambda, T} \frac{C_1}{\lambda^5 \pi \left( e^{\frac{C_2}{\lambda T}} - 1 \right)} \quad (W/m^2 \text{ sr } \mu m) \quad (3)$$

Na Eq. 3 é visível a existência de uma relação não linear entre a temperatura, o comprimento de onda e a radiância espectral medida no sensor. Esta não linearidade contribui para multiplicar: 1) os efeitos do espalhamento atmosférico, 2) os efeitos emissivos em cenas com geometrias mais complexas, 3) as variações dos parâmetros atmosféricos em cenas com heterogeneidade da atmosfera, e 4) cenas com superfícies adjacentes diferentes (Collins *et al.*, 1999, 2001).

Devido a presença da atmosfera a radiância que atinge o sensor deve, na maioria das vezes, ser corrigida para os efeitos de emissão, atenuação e espalhamento atmosférico antes da

aplicação de alguns dos métodos abordados neste trabalho. Na literatura a radiação medida no sensor incluindo as contribuições atmosféricas são:

$$I(\lambda, T) = L(\lambda, T)\tau_\lambda + R_\lambda^\uparrow \quad (4)$$

$$L(\lambda, T) = R(\lambda, T) + (1 - \varepsilon_{\lambda, T})R_\lambda^\downarrow \quad (5)$$

onde  $R_\lambda^\downarrow$  é a radiância descendente que incide sobre a superfície da terra proveniente do espalhamento e da emissão atmosférica,  $R_\lambda^\uparrow$  é radiância ascendente da atmosfera que atinge o sensor,  $\tau_\lambda$  é transmissividade da atmosfera,  $I(\lambda, T)$  é a radiância medida pelo sensor no espaço e  $L(\lambda, T)$  é a radiância medida no solo, ambas radiâncias medidas no comprimento de onda  $\lambda$  e temperatura  $T$ .

Neste trabalho serão descritos, analisados e discutidos os principais métodos utilizados pela comunidade científica nas últimas décadas. Muitos dos métodos apresentados neste trabalho serviram como base para o desenvolvimento de métodos mais novos e complexos. Estes métodos são os mais robustos, ou seja, possuem menos restrições para sua aplicação. Existem outros métodos, porém, se aplicam a casos mais específicos e não serão abordados aqui. O grande número de métodos existentes e os problemas encontrados no TIR serviram como motivação para este trabalho, que tem como objetivo revisar e discutir os principais métodos analisando de forma crítica as aplicações e restrições de cada um. Se espera também desenvolver um guia que facilite, para o analista, escolher e reproduzir o método que melhor se aplica ao problema em questão gerando assim resultados mais precisos.

## 2. Problemas na Separação da Temperatura/Emissividade

O problema na separação da temperatura e emissividade é complexo devido à relação não linear existente entre a temperatura e a radiância (Li *et al.*, 1999; Collins *et al.*, 2001). A radiância pode ser calculada utilizando a função de Planck e a emissividade do alvo para

determinado comprimento de onda e temperatura. Porém, independente do número de bandas utilizadas para as medidas de radiância, sempre existirá uma variável a mais do que as medidas realizadas. Por exemplo, um radiômetro com  $N$  bandas espectrais possui  $N$  medidas de radiância e  $N + 1$  variáveis ( $N$  emissividades para cada banda e uma temperatura  $T$ ). Isto torna o sistema indeterminado, uma vez que possui mais variáveis que possíveis equações, a menos que restrições complementares sejam incluídas ao sistema.

Deve-se salientar que outro problema no TIR é a atmosfera, principalmente em ambientes úmidos (hemisfério sul) onde a grande umidade interfere na aquisição correta dos dados da superfície terrestre. Assim, sempre que possível é necessário realizar a correção atmosférica, uma vez que a relação não linear existente no TIR pode realçar o erro no cálculo da temperatura/emissividade. No entanto, para tal correção, dados atmosféricos adicionais são necessários, e muitas vezes estes dados não estão disponíveis. Desta forma, muitas vezes, a correção atmosférica se torna um problema adicional principalmente se utilizado modelos atmosféricos não condizentes com a área estudada.

### **3. Métodos de Separação de Temperatura/Emissividade**

Diversos métodos de separação de temperatura e emissividade foram desenvolvidos nas últimas décadas e muitos outros estão atualmente em estudo, todos tem o objetivo de separar informações de temperatura e emissividade. Porém, existe um problema comum a todos os métodos, que é de haver mais variáveis que equações. Assim, visando mitigar este problema, cada método é desenvolvido para ser aplicado em condições específicas, e devem satisfazer um conjunto de hipóteses para que o resultado obtido seja confiável. Com tais restrições é evidente que o melhor resultado está diretamente ligado a escolha do método que melhor se aplica ao problema. Estes métodos podem ser divididos, basicamente, em três grandes grupos (Gillespie, 1992b): realce de temperatura e dados composicionais simultaneamente (Razão Espectral), realce de temperatura e dados composicionais individualmente (Métodos de Duas Temperaturas, Índices Espectrais Independentes da Temperatura, Método de Re-normalização



da Emissividade, Método da banda de Referência, Método da Emissividade Normalizada, Método dos Resíduos Alpha, Método da Máxima-Mínima Diferença, Método do Corpo Cinza) e realces híbridos (Realce de Contraste por Decorrelação). Outra definição importante, que também pode ser usada para subdividir os métodos, é com relação aos métodos que calculam a emissividade relativa e os que calculam a emissividade absoluta. O termo “emissividade relativa” é usado quando o valor da emissividade é calculado com relação a uma emissividade de referência, e neste caso o resultado é a forma da curva espectral da emissividade e não o valor da emissividade em si. O termo “emissividade absoluta” é referente ao valor absoluto desta grandeza. A emissividade absoluta é muito importante para estimativas da temperatura de superfície (Sobrino & Jimenez-Muñoz, 2002).

### *3.1 Realce de Contraste por Decorrelação (RCD)*

O realce de contraste por decorrelação é um método que não gera um resultado quantitativo, o resultado final da aplicação deste método é a obtenção de um conjunto de imagens das quais se podem formar composições falsa-cor e extrair informações visuais das variações na temperatura e emissividade.

Diferentes alvos, e diferenças na composição dos alvos, implicam em diferenças na emissividade mesmo sob condições isotermias. No entanto esta variação não é grande e faz com que a variabilidade e o contraste da emissividade no TIR sejam baixos, resultando em alta correlação para diferentes bandas. Um dos métodos utilizados para contornar este problema é baseado na transformação por principais componentes (PC), também conhecido como realce de contraste por decorrelação (Soha & Schwartz, 1978; Kahle & Rowan, 1980). Como este método é baseado nas PC pode ser facilmente aplicado a imagens com qualquer número de bandas, e pode ser expresso em quatro passos:

1º) A matriz de covariância da imagem e os autovalores são calculados;

2º) A imagem é transformada do domínio da radiância para o espaço das PC's, e os dados transformados tem a propriedade de serem decorrelacionados;

3º) As PC's mais correlacionadas têm seus contrastes realçados separadamente pelo analista;

4º) A transformada inversa é aplicada, as PC's voltam ao espaço da radiância;

Em geral, as matizes antes e depois da transformação são muito similares enquanto as saturações são aumentadas, deste modo, uma composição falsa-cor (RGB) destas imagens mostra diferenças de emissividade como variações nas cores, enquanto diferenças na temperatura são mostradas como variações na intensidade.

Este método permite que uma composição falsa-cor (RGB) mostre diferenças de emissividade como variações nas cores, enquanto diferenças na temperatura são mostradas como variações na intensidade. Este método não retorna o valores para temperatura/emissividade, mostra somente sua variação. Além disso, o método é imagem dependente, ou seja, o resultado de usar a cena inteira é diferente do resultado obtido utilizando somente um recorte esta cena. Se houver grande variação de temperatura na imagem informações pode haver perda de informação, pois áreas frias aparecem escuras mascarando leves variações na cor (variações na emissividade).

### 3.2 Razão Espectral (RE)

Neste método a principal hipótese é que as razões entre as radiâncias são menos sensíveis a pequenas variações na temperatura do que das radiâncias em si (Watson, 1992b). Assim, somente um valor aproximado da temperatura é necessário para determinar a razão de emissividades com grande precisão.

Se a radiância é medida em  $N$  bandas espectrais, então existe um sistema interterminado composto por  $N$  equações e  $N+1$  variáveis, uma para cada emissividade mais a temperatura  $T$ , ou seja, o sistema possui mais variáveis que equações. Para encontrar uma solução para este sistema é necessário estimar a temperatura  $T$ , ou eliminar a dependência do sistema desta variável. Neste método é proposto utilizar razões espectrais entre bandas adjacentes, estas razões são eficientes em detectar variações na emissividade, porém, possuem

limitações para análise sobre todo o espectro. Uma dessas limitações é o uso de uma emissividade absoluta para a solução do sistema. Inicialmente a presença da atmosfera será desconsiderada (Eq. 3), assim a razão de radiância é dada por:

$$\frac{R_{i+1}(\lambda_{i+1}, T)}{R_i(\lambda_i, T)} = \left( \frac{\varepsilon_{i+1}(\lambda_{i+1}, T)}{\varepsilon_i(\lambda_i, T)} \right) \left( \frac{B_{i+1}(\lambda_{i+1}, T)}{B_i(\lambda_i, T)} \right) \quad (6)$$

Aparentemente o problema de haver mais variáveis que equações perdura, no entanto, a razão  $B_{i+1}(\lambda_{i+1}, T)/B_i(\lambda_i, T)$  é muito menos sensível a pequenas variações na temperatura do que somente o termo  $B_i(\lambda_i, T)$  (para o intervalo de temperaturas da terra e nos comprimentos de onda entre  $8\mu\text{m}$  -  $14\mu\text{m}$ ). Para o caso específico do sensor ASTER, a razão  $B_{i+1}(\lambda_{i+1}, T)/B_i(\lambda_i, T)$ , na Eq. 6, pode ser calculada utilizando uma estimativa da temperatura ( $\bar{T}$ ). O erro da razão para valores de  $\bar{T} = 300\text{K}$  e  $\lambda_i = 10\mu\text{m}$  é menor que 1% (Siegel & Howel, 1982; Grondona *et al.*, 2013).

Existem várias formas para estimar a temperatura a partir da radiância termal, no entanto, um deles é inverter a Eq. 3 para calcular a temperatura de brilho ( $T_\lambda^b$ ):

$$T_\lambda^b = B_\lambda^{-1} \left( \frac{R_\lambda}{\varepsilon_\lambda} \right) \quad (7)$$

tal que  $T_\lambda^b \leq T$ , já que  $\varepsilon_\lambda \leq 1$ . Desta forma  $T_\lambda^b \leq \max(T_\lambda^b) \leq T$ , onde  $\max(T_\lambda^b)$  representa a melhor estimativa para a temperatura de superfície. Considerando a contribuição da atmosfera, dada pelas Eqs. 4 e 5, e  $T = \max(T_\lambda^b)$  temos os seguintes casos:

CASO 1 - Desprezando  $R_\lambda^\uparrow$ , para um par de bandas  $(\lambda_1, \lambda_2)$  a razão é:

$$\frac{L_{\lambda_1}}{L_{\lambda_2}} = \left( \frac{\tau_{\lambda_1}}{\tau_{\lambda_2}} \right) \left( \frac{\varepsilon_{\lambda_1, T} B(\lambda_1, T) + (1 - \varepsilon_{\lambda_1, T}) R_{\lambda_1}^\downarrow}{\varepsilon_{\lambda_2, T} B(\lambda_2, T) + (1 - \varepsilon_{\lambda_2, T}) R_{\lambda_2}^\downarrow} \right) \quad (8)$$

e, desde que  $B(\lambda, T) \gg R_{\lambda}^{\downarrow}$ , o que é válido para dados diurnos, pois a atmosfera é parcialmente transparente nesta região espectral, segue que

$$\frac{L_{\lambda_1}}{L_{\lambda_2}} \approx \left( \frac{\tau_{\lambda_1}}{\tau_{\lambda_2}} \right) \left( \frac{\varepsilon_{\lambda_1, T}}{\varepsilon_{\lambda_2, T}} \right) \left( \frac{B(\lambda_1, T)}{B(\lambda_2, T)} \right) (1 + \omega) \quad (9)$$

onde  $\omega$  pode ser desprezado.

CASO 2 - Incluindo a  $R_{\lambda}^{\uparrow}$ , se na cena existir uma área grande o suficiente que sirva para calibração, como um corpo d'água por exemplo, a radiância ascendente pode ser estimada, e a radiância medida corrigida. Um erro residual da radiância ascendente ( $\Delta R_{\lambda}^{\uparrow}$ ) introduz um termo secundário no último parênteses da Eq. 9 com a forma  $\Delta R_{\lambda}^{\uparrow} / \tau_{\lambda} \varepsilon_{\lambda, T} B(\lambda, T)$ . Para dados aerotransportados esse erro é menor ou igual a  $\omega$ .

CASO 3 - Com a correção atmosférica completa, quando os parâmetros atmosféricos na Eq. 4 podem ser estimados, a razão da radiância corrigida é dada por:

$$\frac{I'_{\lambda_1}}{I'_{\lambda_2}} = \left( \frac{I(\lambda_1, T) - R_{\lambda_1}^{\uparrow}}{\tau_{\lambda_1} - R_{\lambda_1}^{\downarrow}} \right) \left( \frac{\tau_{\lambda_2} - R_{\lambda_2}^{\downarrow}}{I(\lambda_2, T) - R_{\lambda_2}^{\uparrow}} \right) \quad (10)$$

enquanto a razão de emissividade é dada por:

$$\frac{\varepsilon_{\lambda_1}}{\varepsilon_{\lambda_2}} = \frac{I'_{\lambda_1} (B(\lambda_2, T) - R_{\lambda_2}^{\downarrow})}{I'_{\lambda_2} (B(\lambda_1, T) - R_{\lambda_1}^{\downarrow})} \quad (11)$$

A precisão do RE está diretamente relacionado a precisão, combinada, da razão da radiância e da estimativa da temperatura, mesmo com pouca sensibilidade a variações na temperatura quanto mais precisa esta estimativa melhores os resultados. Para o cálculo da razão basta somente uma aproximação da temperatura para obter razões de emissividade com erros muito baixos. O método é aplicável a qualquer sensor com mais de uma banda e os resultados necessitam de processamento adicional para comparação das curvas espectrais, geralmente é

necessário converter os dados de laboratório em razões para tal comparação. Devido à razão este método também realça as altas frequências, assim, erros de georreferenciamento e registro podem ser um sério problema. Os efeitos atmosféricos também são outra fonte de erros para este método.

### 3.3 Método das Duas Temperaturas (MDT)

Este método (Watson, 1992b) supõe que a emissividade é invariante no tempo, ou seja, não ocorrem mudanças significativas na emissividade durante o período de tempo entre as medições. Assim, se for possível observar um alvo em duas temperaturas diferentes também é possível determinar a emissividade espectral do alvo. Esta hipótese é aceitável para alvos como rochas e solos secos, mas não está bem estabelecida para a vegetação e solos em que haja mudança na composição durante o intervalo entre as observações. A vantagem deste método é que ele não necessita de nenhum conhecimento *a priori* sobre a forma da curva espectral do alvo.

O método exige que as observações da cena devem ser realizadas em dois horários diferentes dentro do ciclo diurno. A orientação para estas observações é que uma deva ser realizada logo após o meio-dia e a outra logo após a meia-noite (temperaturas máximas e mínimas diárias). Utilizando a Eq. 3, para duas observações temos:

$$R_j(\lambda, T_j) = \varepsilon_\lambda B_j(\lambda, T_j), \text{ com } j=1,2 \quad (12)$$

onde  $j$  é o número de observações. Para  $j=2$  a Eq. 12 é um sistema de  $2N$  equações com  $N + 2$  variáveis ( $N$  emissividades e 2 temperaturas), e a solução para o sistema é possível quando  $N > 1$ . Como a emissividade é invariante no tempo para determinado comprimento de onda, para eliminar a emissividade pode-se tomar a razão entre as radiâncias para a Eq. 3:

$$\frac{R_2(\lambda, T_2)}{R_1(\lambda, T_1)} = \frac{e^{\left(\frac{C_2}{\lambda T_1}\right)} - 1}{e^{\left(\frac{C_2}{\lambda T_2}\right)} - 1} \quad (13)$$

A Eq. 13 pode ser resolvida, para as duas temperaturas  $(T_1, T_2)$ , tendo solução única se  $N = 2$ , e tendo mais de uma solução se  $N > 2$ , e neste caso é necessário utilizar algum método de aproximação como, por exemplo, mínimos quadrados. Resultados experimentais mostraram que o método mais satisfatório para solucionar este problema é usar uma das equações para expressar a temperatura como função das outras e através de aproximações sucessivas calcular as temperaturas restantes. As temperaturas podem ser limitadas usando  $\min(\varepsilon_\lambda) < \varepsilon_\lambda < 1$ , com  $\min(\varepsilon_\lambda)$  sendo alguma estimativa arbitrária para o menor valor de emissividade que possa ocorrer, desta forma definindo o intervalo em que as temperaturas estão contidas. Uma vez as temperaturas calculadas é fácil determinar o termo  $B_j(\lambda, T_j)$  e, subsequentemente, a emissividade.

Considerando a contribuição da atmosfera (Eq. 4), pode-se utilizar a diferença temporal da radiação para estimar as variáveis atmosféricas, expressa por:

$$\Delta I_\lambda \equiv I_{\lambda,1} - I_{\lambda,2} = \tau_\lambda \varepsilon_\lambda [B_j(\lambda, T_1) - B_j(\lambda, T_2)] + O_\lambda \quad (14)$$

onde  $O_\lambda = \tau_\lambda (1 - \varepsilon_\lambda) [R_{\lambda,1}^\uparrow - R_{\lambda,2}^\uparrow] + [R_{\lambda,1}^\uparrow - R_{\lambda,2}^\uparrow]$  é o termo atmosférico que pode ser estimado,  $\tau_\lambda$  é considerado temporalmente invariante. Uma regressão linear entre os valores observados de  $\Delta I_\lambda$  e  $T_1 - T_2$  é utilizada para calcular o termo  $O_\lambda$  que é dado pelo intercepto.

As razões das emissividades calculadas a partir da Eq. 14 resultam em uma forma numérica mais estável:

$$\frac{\varepsilon_{\lambda_1}}{\varepsilon_{\lambda_2}} = \left( \frac{\Delta I'_{\lambda_1}}{\Delta I'_{\lambda_2}} \right) \left( \frac{\tau_{\lambda_1}}{\tau_{\lambda_2}} \right) \left[ \frac{B(\lambda_2, T_1) - B(\lambda_2, T_2)}{B(\lambda_1, T_1) - B(\lambda_1, T_2)} \right]$$

com  $\Delta I'_\lambda = \Delta I_\lambda - O_\lambda$ .

O MDT calcula diretamente a emissividade dos dados, sem a necessidade de suposições iniciais quanto à forma da curva espectral do alvo. Combinado com o RE é muito aplicado na

exploração mineral obtendo bons resultados. Neste método é necessário assumir que a emissividade é invariante no tempo, e implicitamente que a emissividade não muda com a variação na temperatura. Esta hipótese é aceitável, desde que a variação entre as temperaturas não seja significativamente grande, mas não está bem estabelecida para a vegetação, e definitivamente inválida para mudanças transitórias (mistura dos solos, nos materiais superficiais, chuvas ou outros eventos entre as medições). Outras desvantagens deste métodos são: a necessidade de obter 2 imagens da mesma área dentro de um ciclo diurno, o registro das imagens, e o realce de altas frequências devido a razão existente na Eq. 13.

### 3.4 Método do Índice Espectral Independente da Temperatura (TISI)

Este método foi inicialmente proposto por Becker & Li (1990), e posteriormente corrigido por Becker & Li (1995) e Li *et al.* (1999). Utilizando as Eqs. 4 e 5, defina-se a temperatura de brilho da banda ( $T_B$ ) e a temperatura de brilho da superfície ( $T_S$ ), respectivamente, como:

$$I(\lambda, T_B) = B(\lambda, T_B) \quad (15)$$

$$L(\lambda, T_S) = B(\lambda, T_S) \quad (16)$$

Para moderadas variações da temperatura em torno de uma temperatura de referência ( $T_0$ ) foi mostrado por Hardy *et al.* (1934) e Slater (1980) que é válida a seguinte aproximação para a função de Planck:

$$B(\lambda, T) \approx a_\lambda T_0^{n_\lambda} \quad (17)$$

as constantes  $a_\lambda$  e  $n_\lambda$  são específicas para o comprimento de onda  $\lambda$  e estimadas usando mínimos quadrados para a Eq. 17. Usando esta aproximação se define o  $TISI_{ir}$  para duas

bandas, banda  $i$  e banda  $r$  (com a banda  $r$  sendo a banda de referência), a partir da radiância  $L$  como:

$$TISI_{ir} = \frac{C_r^{n_{ir}} a_r^{n_{ir}} L_i}{C_i a_i L_r^{n_{ir}}} \quad (18)$$

com

$$n_{ir} = \frac{n_i}{n_r} \quad C_k = \frac{1 - \beta_k}{1 - \left( \frac{R_k^\downarrow}{B(k, T_s^k)} \right)} \quad \beta_k \cong \frac{R_k^\downarrow}{B(k, T_s^{\max})}$$

aonde  $k = i, r$  e  $T_s^{\max}$  sendo a maior temperatura de brilho da superfície entre as  $N$  bandas em um determinado pixel. A Eq. 18 pode ser reescrita como:

$$TISI_{ir} = \left( \frac{B(i, T_s^i) - R_i^\downarrow}{B(i, T_s^{\max}) - R_i^\downarrow} \right) \left( \frac{B(r, T_s^{\max}) - R_r^\downarrow}{B(r, T_s^r) - R_r^\downarrow} \right)^{n_{ir}} \quad (19)$$

Utilizando as Eqs. 15, 16 e 17 e definindo a temperatura atmosférica descendente ( $T_a^\downarrow$ ) como:

$$T_a^\downarrow = \left( \frac{R_k^\downarrow}{a_k} \right)^{1/n_k} \quad (20)$$

temos:

$$TISI_{ir} \cong \frac{\varepsilon_i}{\varepsilon_r^{n_{ir}}} \left( 1 + \frac{T_s^{\max} - T_{real}}{T_{real} - T_a^\downarrow} (n_{ir} - 1) \right) \quad (21)$$

aonde  $T_{real}$  é a temperatura real (cinética) do alvo. Uma vez que  $T_s^{\max}$  e  $n_{ir}$  são, respectivamente, muito próximos a  $T_{real}$  e a unidade, e como  $T_{real} \gg T_a^\downarrow$  o segundo termo no parênteses pode ser desprezado. Assim, o  $TISI$  é "quase" independente da temperatura da superfície e pode ser aproximado como:



$$TISI_{ir} \cong \frac{\varepsilon_i}{\varepsilon_r^{n_{ir}}} \quad (22)$$

Os índices TISIs são quase independentes da temperatura de superfície sendo unicamente relacionados (dependentes) a emissividade, e podem ser calculados a partir de (no mínimo) quaisquer 2 bandas (ou mais, porém o caso para  $N$  bandas não será abordado aqui), além de serem facilmente calculados a partir da radiância dos dados. A quase independência da temperatura para os TISIs diminui a sensibilidade a erros relativos a variação dos dados da superfície, com isso aumentando a precisão do método. Desta forma o erro para o TISI pode ser de até  $\approx 0.4\%$  da variação dos dados da superfície, contra  $\approx 5\%$  para o método da razão espectral. Este método se mostrou eficiente em calcular a emissividade relativa para dados orbitais/aerotransportados, desde que a correção atmosférica seja realizada. Outra característica do TISI é que depende não somente da banda/emissividade de referência utilizada, mas depende também das bandas usadas para gerar o índice, assim se faz necessário buscar o par de bandas (ou conjunto, para o caso de  $N$  bandas) que melhor realça determinada característica do alvo. Para um pixels heterogêneos em sua temperatura (vários alvos em um pixel e cada um com uma temperatura, por exemplo), ainda é possível calcular o TISI com boa aproximação para a média da emissividade dos alvos que compõem o pixel. Por último, o índice não é muito sensível às características da vegetação, porém muito eficiente para estudo de solos expostos ou com pouca cobertura.

### 3.5 Método da Banda de Referência (MBR)

Kahle *et al.* (1980) desenvolveram este método onde se assume que determinada banda (banda  $r$  por exemplo) tem emissividade constante para todos os pixels. A seleção desta banda está condicionada ao conhecimento prévio do alvo em análise e sua emissividade. Conhecendo os parâmetros atmosféricos ( $\tau_r, R_r^\downarrow$  e  $R_r^\uparrow$ ) desta banda é possível calcular uma aproximação da

temperatura de superfície ( $T_{sr}$ ) para cada pixel a partir das medidas de radiância  $I_r$ , utilizando a inversa das Eqs. 4 e 5:

$$T_{sr} = B_r^{-1} \left[ \frac{I_r - R_r^\uparrow - (1 - \varepsilon_r) R_r^\downarrow \tau_r}{\varepsilon_r \tau_r} \right] \quad (23)$$

Essa temperatura é então usada nas Eqs. 4 e 5 para obter as emissividades dos pixels nas demais bandas, conforme:

$$\varepsilon_r = \frac{I_r - R_r^\uparrow - \tau_r R_r^\downarrow}{\tau_r (B(r, T_{sr}) - R_r^\downarrow)} \quad (24)$$

O RCM teve grande importância para pesquisas com TIR, sendo também chamado, por este motivo, de método modelo de emissividade (Gillespie *et al.*, 1999). Conforme conhecimento *a priori* do alvo, o valor máximo para a emissividade e a banda podem ser selecionados. Para os silicatos esta banda está sempre localizada nos maiores comprimentos de onda do TIR, a emissividade máxima é de  $\approx 0.95$ . O problema deste método é assumir que todos os pixels de uma banda tem a mesma emissividade. Alvos como vegetação, neve e água teriam a temperatura subestimada, pois a sua emissividade é maior do que a proposta anteriormente (para os silicatos). Assim, este método não produz resultados acurados, simultaneamente, para alvos com emissividades muito diferentes. Os parâmetros atmosféricos também necessitam ser estimados com boa precisão, de modo a eliminar a interferência atmosférica.

### 3.6 Método da Emissividade Normalizada (MEN)

Desenvolvido por Gillespie (1985), e sendo mais sofisticado que o MBR (Gillespie *et al.*, 1999), assume-se um único valor para a emissividade máxima em todas as  $N$  bandas, e para todos os pixels. Assim, a partir da Eq. 23, e das radiâncias, são obtidas  $N$  temperaturas para cada pixel. Em cada pixel a maior temperatura, dentre as  $N$  calculadas, é selecionada como sendo a

temperatura de brilho da superfície, esta temperatura é então utilizada para calcular a nova emissividade para as demais bandas. O cálculo das demais emissividades é realizado como no MBR.

No MEN a emissividade máxima ocorre na banda que obtiver a temperatura máxima para o pixel em questão. Além disso, este método herda todas as vantagens do MBR, e é menos propenso a erros. A acurácia do MEN depende do valor inicial da emissividade máxima utilizado, porém, é incapaz de produzir bons resultados, simultaneamente, para alvos com emissividades muito diferentes. Se houver um alvo com emissividade maior do que a emissividade máxima, inicialmente definida, a temperatura para este alvo será subestimada. Correções atmosféricas também são importantes neste método.

### 3.7 Método dos Resíduos Alpha ( $\alpha$ -RM)

O método inicialmente foi proposto por Green & Craig (1985) sob o nome de Resíduos Logarítmicos, no entanto tem sido modificado por diversos autores desde então de modo a eliminar restrições e erros na proposta inicial. Hook *et al.* (1992) propuseram a forma final dos Resíduos Logarítmicos, no entanto, este método ainda é imagem dependente, ou seja, depende de informações da cena ou da região analisada. Este método utiliza a aproximação de Wien para a função de Planck, aplicando esta aproximação na Eq. 3, tomando o logaritmo natural e multiplicando por  $\lambda$  temos:

$$\lambda \ln[R] = \lambda \ln[\varepsilon_\lambda] + \lambda \ln(C_1) - 5\lambda \ln(\lambda) - \lambda \ln(\pi) - \frac{C_2}{T} \quad (25)$$

A Eq. 33 para temperaturas de  $\approx 300K$  e comprimentos de onda  $\geq 10\mu m$  tem erro máximo de 1% (Siegel & Howel, 1982; Grondona *et al.*, 2013).

O  $\alpha$ -RM é uma simplificação melhorada dos Resíduos Logarítmicos (Hook *et al.*, 1992; Kealy & Hook, 1993; Gillespie *et al.*, 1999) e é expresso pelas equações:

$$\alpha_{j,\lambda} = \lambda \ln[R_{j,\lambda}] - \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \lambda_i \ln[R_{j,\lambda_i}] + K_\lambda \quad (26)$$

$$\alpha_\lambda = \lambda \ln[\varepsilon_\lambda] - \mu_\lambda \quad (27)$$

com  $\mu_\lambda$  e  $K_\lambda$  sendo:

$$\mu_\lambda = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \lambda_i \ln[\varepsilon_{\lambda_i}] \quad (28)$$

$$K_\lambda = 5\lambda \ln(\lambda) - \frac{5}{D} \sum_{i=1}^D \lambda_i \ln(\lambda_i) - (\ln(C_1) - \ln(\pi)) \left( \lambda - \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \lambda_i \right) \quad (29)$$

onde  $D$  é o número de bandas,  $K_\lambda$  provém apenas de parâmetros do sensor e é independente da radiância e  $\mu_\lambda$  é a média da emissividade linearizada sobre todas as bandas para o dado de laboratório. Assim, o cálculo dos resíduos alpha pode ser realizado através da Eq. 26 e da radiância medida pelo sensor, e através dos dados de laboratório e da Eq. 27. Desta forma permitindo a comparação direta das curvas de laboratório/campo.

Uma manipulação algébrica da Eq. 27 permite calcular a emissividade:

$$\varepsilon_\lambda = \exp\left(\frac{\alpha_\lambda + \bar{X}}{\lambda}\right) \quad (30)$$

com  $\bar{X}$  dado por:

$$\bar{X}_\alpha = c \left[ \sigma_{\alpha_\lambda}^2 \right]^{1/M} \quad (31)$$

aonde  $\sigma_{\alpha_\lambda}^2$  é a variância do  $\alpha_\lambda$ ,  $c$  e  $M$  são coeficientes determinados através de um ajuste da Eq. 31 para um conjunto de alvos (solos e rochas ígneas e sedimentares) (Gillespie *et al.*, 1999).

No  $\alpha$ -RM a comparação dos dados (laboratório-campo) não é direta, sendo necessária a conversão para a forma de resíduos alpha ou para emissividade. A principal vantagem deste

método é a sua independência em relação à temperatura, com pouca propagação de ruído e a capacidade do método processar vários alvos simultaneamente. Além disso é imagem independente e preserva a forma da curva espectral da emissividade, mas não sua amplitude. A desvantagem é a utilização de uma aproximação para a função de Planck (aproximação de Wien), mas desde que sejam observadas as restrições os erros são pequenos.

### 3.8 Método de Máxima-Mínima Diferença (MMD)

Proposto por Matsunaga (1994), usa a relação que existe entre a emissividade média ( $\bar{\varepsilon}$ ) e a variação total das emissividades, a diferença máxima-mínima. Partindo do espectro médio de emissividade, e utilizando um processo iterativo, a emissividade média é reestimada de acordo com a diferença máxima-mínima da emissividade na iteração anterior. No final do processo a temperatura é calculada. Este processo pode ser descrito em 5 passos (Matsunaga, 1994; Gillespie *et al.*, 1999; Coll *et al.*, 2009):

1º) Estimativa inicial das emissividades são calculados a partir dos dados de radiância, geralmente com o NEM;

2º) O MMD é calculado a partir do passo anterior para a primeira iteração, nas demais o MMD é calculado a partir dos espectros de emissividades ajustados, conforme:

$$MMD^t = \max(\varepsilon^t) - \min(\varepsilon^t) \quad (32)$$

onde  $\max(\varepsilon^t)$  e  $\min(\varepsilon^t)$  são as emissividade máxima e mínima para a iteração  $t$ .

3º) A nova emissividade média,  $\bar{\varepsilon}^{t+1}$ , é calculada utilizando a expressão:

$$\bar{\varepsilon}^{t+1} = a + b(MMD^t) \quad (33)$$

com  $a$  e  $b$  sendo constantes determinadas por meio de regressão em um conjunto de espectros de laboratório para vários alvos. O termo  $a$  pode ser interpretado como sendo a emissividade dos alvos com comportamento semelhante a um corpo cinza (água, neve e vegetação), podendo,

estes termos, serem aplicados em um amplo conjunto de dados sem que haja a necessidade de uma nova estimativa;

4º) O ajuste das emissividades é realizado conforme a equação:

$$\varepsilon_{\lambda}^{t+1} = \varepsilon_{\lambda}^t \left( \frac{\bar{\varepsilon}^{t+1}}{\bar{\varepsilon}^t} \right) \quad (34)$$

5º) A temperatura é calculada a partir de  $\varepsilon_{\lambda}^{t+1}$  e a sua respectiva radiância;

O processo iterativo prossegue do passo 2 ao passo 5, até que a diferença da temperatura entre as iterações seja menor que o um dado limiar ( $NE\Delta T$ ), pré-estabelecido, de modo que  $T_{t+1} - T_t < NE\Delta T$ .

A precisão do  $\alpha$ -RM e do MMD são similares, uma vez que estes métodos foram criados com base na mesma relação empírica que afirma que: a temperatura é relativamente insensível ao espalhamento múltiplo da radiação termal dentro de um pixel e a radiância descendente. No entanto, as emissividades calculadas são mais sensíveis a esses fatores. A precisão do MMD depende da precisão da relação entre a emissividade média ( $\bar{\varepsilon}$ ) e a diferença máxima-mínima, e da resolução radiométrica do sensor ( $NE\Delta T$ ).

O erro quadrático médio ( $RMS$ ) do MMD é menor que o do NEM para casos onde a  $NE\Delta T < 0.3K$ , quando  $NE\Delta T > 0.3K$ . Em geral, o MMD é mais preciso, e mais sensível a erros de medida, que o NEM.

### 3.9 Método do Corpo Cinza (MCC)

Proposto por Barducci & Pippi (1996) é baseado na hipótese de que o espectro de emissividade do alvo em questão é plano o suficiente de modo que a variação da emissividade é desprezível, ou seja, a emissividade varia pouco com relação ao comprimento de onda. Esta hipótese é muitas vezes verificada, principalmente, nos espectros de emissividade obtidos em

laboratório, ou a partir de sensores termais hiperespectrais, e pode ser escrita matematicamente como:

$$\frac{d\varepsilon}{d\lambda} = 0 \quad (35)$$

ou ainda,

$$\varepsilon_i = \varepsilon_j \quad (36)$$

As hipóteses das Eqs. 35 e 36 são conceitualmente iguais, porém, cada uma se aplica em uma determinada situação. Enquanto a primeira serve para aplicações sobre o espectro contínuo, a segunda se aplica a intervalos do espectro, ou seja, a hipótese da Eq. 35 é mais geral que a hipótese da Eq. 36.

No método do corpo cinza a radiância (Eq. 3) é reescrita como:

$$R(\lambda, T) = \varepsilon_{\lambda, T} B(\lambda, T) + n_\lambda \quad (37)$$

onde  $n_k$  é um termo aditivo (erro) com média zero, referente ao ruído. Em seguida o algoritmo procura por estimativas para temperatura  $T$  e emissividade  $\varepsilon_{\lambda, T}$  que minimizam o erro  $E$  :

$$E = \sum_{\lambda=1}^N [R(\lambda, T) - e_{\lambda, t} B(\lambda, t)]^2 \quad (38)$$

aonde  $N$  é o número de bandas que satisfaz as condições impostas pelas Eqs. 35 e/ou 36. Vale notar que  $\varepsilon$  e  $T$  representam os valores reais de emissividade e temperatura do alvo, enquanto  $e$  e  $t$  são, respectivamente, as estimativas destes valores. Utilizando uma estrutura iterativa para a minimização do erro, a expressão geral para os termos  $e$  e  $t$  pode ser expressa como:

$$e_i(\lambda, t_i) = \frac{\sum_{\lambda=1}^N B(\lambda, t_i) R(\lambda, T)}{\sum_{\lambda=1}^N B^2(\lambda, t_i)} \quad (39)$$

$$t_{i+1} = t_i + \delta t_i \quad (40)$$

$$\delta t_i = - \frac{\left( \frac{dE(t=t_i)}{dt} \right)}{\left( \frac{d^2 E(t=t_i)}{dt^2} \right)} \quad (41)$$

com  $i$  sendo a iteração. No processo iterativo uma temperatura inicial ( $t_0$ ) é assumida, e a primeira estimativa para a emissividade ( $e_0$ ) é calculada. Em seguida, a temperatura a ser utilizada na próxima iteração é calculada, e uma nova estimativa para a emissividade é feita, e assim sucessivamente. O processo itera até que a temperatura calculada minimize a Eq. 40, ou seja:

$$\frac{dE(t=t_i)}{dt} = 0 \quad (42)$$

O GBM é capaz de obter a temperatura e a emissividade de um alvo sem nenhum conhecimento *a priori* sobre o valor da emissividade e/ou temperatura. Para sensores hiperespectrais o algoritmo se mostra promissor, pois a hipótese dada pelas Eqs. 35 e 36 é mais facilmente verificada. No entanto, exceções podem ocorrer para alvos com espectro de emissividade não plano. Porém o método é robusto o suficiente para lidar com a maioria dos alvos. A precisão deste modelo está relacionada ao comprimento de onda, ou seja, ao aumentar o comprimento de onda a acurácia do modelo aumenta.

#### 4. Conclusão

Todos os métodos descritos anteriormente representam a maior, e principal, parte dos métodos existentes de separação de temperatura e emissividade desenvolvidos nas últimas 4



décadas. Outros métodos, mais recentes, são propostos, porém são aplicados em casos muito específicos de sensores, alvos ou determinados estudos e não fazem parte do objetivo deste trabalho. Os métodos abordados neste trabalho, apesar de serem aplicáveis em várias situações, produzem dados mais precisos se aplicados de acordo com suas restrições/limitações.

O TIR, apesar de conhecido a mais de 50 anos, ainda é um tema pouco pesquisado; mas isto vem mudando nas últimas décadas devido ao avanço na tecnologia dos sensores termais e na pesquisa e métodos mais eficientes no tratamento de dados desta região do espectro eletromagnético. Trabalhar com dados TIR requer um pouco de conhecimento matemático, uma vez que os dados de radiância são uma função de duas variáveis. Este problema serviu de motivação para este estudo, que tem como objetivo facilitar a reprodução, escolha e aplicação destes métodos. Para isso se foi realizada uma análise crítica de cada método, e de forma resumida, são apresentadas suas características.

Os métodos analisados neste trabalho foram desenvolvidos com base em dados de laboratório, por isso, deve-se salientar que todos requerem a correção atmosférica dos dados. Alguns são mais sensíveis aos erros desta correção (se não realizada corretamente), outros são mais robustos. Os métodos mais sensíveis são todos aqueles em algum momento possuem alguma razão, ou algum tipo de manipulação algébrica que podem realçar feições de alta frequência, dentre estes métodos podemos citar: RE, MDT, TISI e o  $\alpha$ -RM.

Outro ponto importante é que a maioria dos métodos foram desenvolvidos para o estudo de solos e rochas, uma vez que o TIR é voltado para esse tipo de estudo, e a vegetação tem pouca diferenciação nesta região do espectro eletromagnético. Apesar disso, alguns destes métodos podem retornar informações para estudos de vegetação.

Todos os métodos que necessitam de 2 ou mais imagens da mesma área estão propensos a erros de registro e georreferenciamento, o que pode ser uma tarefa ainda mais complicada no caso de dados de sensores aerotransportados. Pode-se concluir também que todos os métodos são facilmente implementáveis, de baixo custo computacional, e de rápido processamento, e um

resumo de suas aplicações, restrições e observações das particularidades pode ser visto no Quadro 1.

De modo geral, o MEN é o que produz melhores resultados quando se tem o conhecimento *a priori* da emissividade máxima do alvo para qualquer tipo de estudo, o TISI e o  $\alpha$ -RM geram boas estimativas para a emissividade relativa de alvos (vegetação e solo) a partir de uma emissividade de referência sem o conhecimento da temperatura e o MCC é o mais indicado para sensores hiperspectrais e alvos que tenham pouca variação na emissividade para duas bandas adjacentes.

Estes métodos cumprem de forma satisfatória uma ampla gama de aplicações, no entanto, devido aos avanços tecnológicos nos sensores e a necessidade de estudos/monitoramento mais precisos da superfície terrestre se faz necessário pesquisas em métodos mais precisos e menos suscetíveis a erros na separação da temperatura e emissividade dos alvos.

**Tabela 1 - Resumo Aplicações e Restrições dos Métodos**

	<b>Observações</b>	<b>Aplicação</b>	<b>Múltiplos Alvos</b>	<b>Comparação Direta dos Resultados</b>	<b>Emissividade</b>	<b>Conhecimento "a priori" do alvo</b>
<b>RE</b>	O erro na razão das emissividade é menor que o erro na emissividade em si	Estudo da variação de emissividade	<b>X</b>		<b>R</b>	<b>X</b>
<b>MDT</b>	Assume-se que a emissividade é invariante no tempo e é necessário fazer o registro das imagens;	Exploração mineral, podendo ser aplicado em estudos de vegetação;	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>A</b>	
<b>TISI</b>	O índice é praticamente independente da temperatura, e é muito sensível a variações na composição do alvo	Estudos de variação da emissividade principalmente com solos, não tem boa resposta para a vegetação	<b>X</b>		<b>R</b>	
<b>MBR</b>	Todos os alvos da cena tem mesma emissividade	Cálculo da temperatura e emissividade		<b>X</b>	<b>A</b>	<b>X</b>
<b>MEN</b>	Os resultados são mais precisos que o MBR	Cálculo da temperatura e emissividade		<b>X</b>	<b>A</b>	<b>X</b>
<b><math>\alpha</math>-RM</b>	Tem os resultados mais precisos	Estudos da forma da curva espectral da emissividade, podendo-se estimar a emissividade relativa	<b>X</b>		<b>R</b>	
<b>MMD</b>	É necessário extrair coeficientes de ajuste do MMD a partir de medidas de laboratório de emissividade para um conjunto de alvos	Cálculo da temperatura em função de uma emissividade de referência	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>R</b>	<b>X</b>
<b>MCC</b>	São necessárias no mínimo duas bandas, preferencialmente não muito distantes	Estimativas de temperatura e emissividade, principalmente em sensores hiperespectrais e dados de laboratório	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>A</b>	
<b>RCD</b>	Os resultados não separam a temperatura da emissividade, além disso, pode haver perda de informações em dados com grande variação na temperatura	Análise qualitativa (visual) de variações de temperatura e emissividade	<b>X</b>	<b>Não Calcula</b>	<b>R</b>	

\*R = emissividade relativa - A = Emissividade Absoluta

## AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio Grande do Sul (FAPERGS) pela bolsa de estudos e ao Laboratório de Sensoriamento Remoto Geológico (LabSRGeo) do Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM) da UFRGS.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Barducci, A. & Pippi, I. 1996. Temperature and emissivity retrieval from remotely sensed images using the “Grey body emissivity” method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(3): 681-695.
- Becker, F. & Li, Z. 1990. Temperature-Independent Spectral Indices in Thermal Infrared Bands. *Remote Sensing of Environment*, 32: 17- 33.
- Becker, F. & Li, Z. 1995. Surface Temperature and Emissivity at Various Scales: Definition, Measurement and Related Problems. *Remote Sensing Reviews*, 12: 225-253.
- Coll, C., Caselles, V. & Valor, E. & Niclòs, R. & Sánchez, J. M. & Galve, J. M. & Mira, M. 2007. Temperature and Emissivity Separation from ASTER Data for Low Spectral Contrast Surface. *Remote Sensing of the Environment*, 110: 162-175.
- Collins, E. F., Roberts, D. A. & Sutton, P. C. & Funk, C. C. & Borel, C. C. 1999. Temperature Estimation and Compositional Mapping Using Spectral Mixture Analysis of Thermal Imaging Spectrometry Data. *SPIE Conference on Imaging Spectrometry*.
- Collins, E. F., Roberts, D.A. & Borel, C.C. 2001. Spectral Mixture Analysis of Simulated Thermal Infrared Spectrometry Data: An Initial Temperature Estimate Bounded TESSMA Search Approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(7): 1435-1446.
- Gillespie, A. R. 1985. Lithologic mapping of silicate rocks using TIMS. *The TIMS Data User's Workshop, JPL Publication*, 86(38): 29-44.
- Gillespie, A. R. 1992a. Enhancement of Multispectral Thermal Infrared Images: Decorrelation Contrast Stretching. *Remote Sensing of the Environment*, 42: 147–155.
- Gillespie, A. R. 1992b. Spectral Mixture Analysis of Multispectral Thermal Infrared Images. *Remote Sensing of the Environment*, 42:137–145.
- Gillespie, A. R., Kahle, A. B. & Walker, R. E. 1985. Color Enhancement of Highly Correlated Images. I. Decorrelation and HIS Contrast Stretches. *Remote Sensing of the Environment*, 20: 209–235.
- Gillespie, A., Rokugawa, S. & Matsunaga, T. & Cothorn, J. S. & Hook, S. & Kahle, A. B. 1998. A Temperature and Emissivity Separation Algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36 (4): 1113-1126.
- Gillespie, A.; Rokugawa, S.; Matsunaga, T.; Cothorn, J. S.; Hook, S.; Kahle, A. B. 1999. Temperature/emissivity Separation Algorithm Theoretical Basis Document, version 2.4. Disponível online em: <<http://eosps0.gsfc.nasa.gov/sites/default/files/atbd/atbd-ast-05-08.pdf>>. Acesso em: 22 nov. 2013.

- Green, A. A., Craig, M. D. 1985. Analysis of aircraft spectrometer data with logarithmic residuals. In: *Proceedings of the airborne imaging spectrometer data analysis workshop. Pasadena, CA. 111–119.*
- Grondona, A. E. B., Rolim, S. B. A., Ferreira, M. P., Veettil, B. K., Iglesias, M. L. 2013. Avaliação da propagação de erros ao utilizar a aproximação de Wien na linearização da lei de Planck. In: XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 13 a 18 de abril de 2013.
- Hardy, J. D. & Muschemkeim, C. 1934. The radiation of heat from the human body. IV. The emission, reflection, and transmission of infrared radiation by the human skin. *Journal of Clinical Investigation, 13( 5): 817-831.*
- Hook, S. J., Gabell, A. R. & Green, A. A. & Kealy, P. S. 1992. A Comparison of Techniques for Extracting Emissivity Information from Thermal Infrared Data for Geologic Studies. *Remote Sensing of the Environment, 42: 123–135.*
- Kahle, A. B., Alley, R. E. 1992. Separation of Temperature and Emittance in Remotely Sensed Radiance Measurements\*. *Remote Sensing of the Environment, 42:107–111.*
- Kahle, A., B., Madura, D., P. & Soha, J. M. 1980. Middle infrared multispectral aircraft scanner data: analysis for geological applications. *Applied Optics, 19(14): 2279-2290.*
- Kahle, A., B. & Rowan, L. C. 1980. Evaluation of Multiespectral Middle Infrared Imagens for Lithologic Mapping in the East Tintic Mountains. *Geology, 8: 234-239.*
- Kealy, P. S. & Hook, S. J. 1993. Separating Temperature and Emissivity in Thermal Infrared Multispectral Scanner Data: Implications for Recovering Land Surface Temperatures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 31(6): 1155-1164.*
- Li, Z., Becker, F. & Stoll, M. P. & Wan, Z. 1999. Evaluation of Six Methods for Extracting Relative Emissivity Spectra from Thermal Infrared Images. *Remote Sensing of the Environment, 69: 197–214.*
- Matsunaga, T., A. 1994. Temperature-Emissivity Separation Method Using an Empirical Relationship between the Mean, the Maximum, and the Minimum of the Thermal Infrared Emissivity Spectrum. *Journal of Remote Sensing Soc. Japan, 14(2): 230-241.* (em japonês com resumo em inglês).
- Rees, W. G. 2001. Physical Principles of Remote Sensing. 2<sup>nd</sup> ed.. UK, Cambridge University Press, 343 p.
- Roberts, D., A., Gardner, M. & Church, R. & Ustin, S. & Scheer, G. & Green, R.O. 1998. Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models. *Remote Sensing of Environment, 65(3): 267-279.*
- Schmugge, T., Hook, S. J. & Coll, C. 1998. Recovering Surface Temperature and Emissivity from Thermal Infrared Multiespectral Data. *Remote Sensing of Environment, 65: 121–131.*
- Siegel, R., Howell, J. R. 1982. Thermal Radiation Heat Transfer: Second Edition, New York, Hemisphere.

Slater, P. N. 1980. Remote sensing, optics and optical system. *Addison-Wesley, Reading, MA*, 246-247.

Sobrino, J. A., Jimenez-Muñoz, J. C. 2002. Surface emissivity retrieval from Digital Airborne Imaging Spectrometer data. *Journal of Geophysical Research*, 107(D23).

Soha, J. M., Schwartz, A. A. 1978. Multispectral Histogram Normalization Contrast Enhancement. *Proceedings 5th Canadian Symposium on Remote Sensing, Victoria, BC, Canada*, 86-93.

Stoll, M. 1993. Restitution de la temperature de surface par teledetection aeroportee dans le cadre de Hapex-Mobilhy. Toulouse, França. Tese de Doutorado, Universidade Paul Sabastier.

Watson, K. 1992a. Spectral Ratio Method for Measuring Emissivity. *Remote Sensing of the Environment*, 42: 113–116.

Watson, K. 1992b. Two-Temperature Method for Measuring Emissivity. *Remote Sensing of the Environment*, 42: 117–121.

# **A new approach for estimating the temperature and emissivity of the target using the radiance data and laboratory measurements of targets**

ATILIO EFRAIN BICA GRONDONA<sup>1</sup>  
SILVIA BEATRIZ ALVEZ ROLIM<sup>1</sup>  
MATHEUS PINHEIRO FERREIRA<sup>2</sup>  
BIJEESH KOZHICKODAN VEETIL<sup>1</sup>  
CRISTIANO HACKMANN<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM)  
Av. Bento Gonçalves, 9.500 – 91501-970. Caixa Postal 15.044  
Porto Alegre, RS/Brasil  
atilio.grondona@ufrgs.br; silvia.rolim@ufrgs.br; [bijeesh.veetil@ufrgs.br](mailto:bijeesh.veetil@ufrgs.br);  
[crishackmann@gmail.com](mailto:crishackmann@gmail.com)

<sup>2</sup>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)  
Av. dos Astronautas, 1.758, Jd. da Granja - 12227-010  
São José dos Campos, SP/Brasil  
[mpf@dsr.inpe.br](mailto:mpf@dsr.inpe.br)

## **ABSTRACT**

The use of the thermal infrared remote sensing still little explored in several areas, since the radiance values recorded can be expressed by the Planck's function, consisting of a non-linear equation of two independent variables, temperature and emissivity. In this regard, the main difficulty is calculate/estimate such variables, separately and reliably. For this purpose, several algorithms has been developed in recent decades to mitigate this indeterminacy, which can be classified into three large groups: enhancing temperature and composition data together, enhancing temperature and composition data separately and hybrids enhancements. Despite of group which the method is classified, everyone has the same feature, are designed to be applied in specific weather, target type, number of targets, study/analysis, among others. Thus, the method can be satisfactorily applied in a scene, maximizing the extraction of information and minimizing the error, must satisfy a set of assumptions/constraints. With such restrictions is clear that the best result in the separation (estimate/calculation) of temperature and emissivity has a restrict relationship to the choice of method that

satisfies all the assumptions and/or restrictions, or the choice of the method that violates the least amount of these assumptions/restrictions. The choice of method to be applied depends on the type of study performed and the variables available, such as: level/kind of data acquisition, spectral and spatial resolution, sort and number of targets, and environmental conditions. In this paper we propose a new approach to estimate the temperature, and hence the emissivity, of a particular target. The approach consists of using only the radiance data of the target, obtained by laboratory measurements, estimate the temperature by statistical regression in the linearization of the Wien's approximation for Planck's function. For this, was generated in laboratory a spectral radiance library from a target at different temperatures and under controlled conditions of humidity and environment temperature. The spectral radiance library was divided into 2 groups, training and control, in the training group several statistical regressions were applied in the variable of temperature on the linearized Wien's approximation of the Planck's function. The results (estimates) of the regressions cannot be directly compared to the temperature, for direct comparison it is necessary to convert the results to temperature. Following conversion the errors were analyzed, and tests with the control group were performed. As a result, it was possible to estimate the temperature with errors smaller than 0.2 K and, therefore, its emissivity. Moreover, it can be seen that best results were reached increasing the wavelength or the degree of the regression (polynomial interpolator), i.e., the best results are found when applying the regression with the greatest possible degree on the highest wavelength.

**Keywords:** Thermal infrared, methods of separation, temperature, emissivity.

## **Introduction**

Radiance data in thermal infrared (TIR) can be used to obtain temperature and emissivity of the target and is having applications in several fields. Geology, climatology, analysis of biological processes, geophysical analysis, studies of atmospheric plume, land use, assessment of disasters, pollution research, and change detection are some of the these applications (Collins *et al.* 1999; Collins *et al.* 2001). To



use TIR for this goal, it is important to extract temperature and emissivity consistently, this information combined form the radiance spectrum of the target.

Among the various fields of applications of the TIR, the main one is the geological mapping. The behavior of minerals and the observed spectral features have been found to be correlated, especially in relation to silicates. These features are related to differences in the SiO content in the soil (Hook *et al.*, 2005), which has minimal emissivity and therefore maximum absorption (*reststrahlen* effect). This behavior can be observed in silicates, such as quartz, having *reststrahlen* effects observed around  $8,2\mu\text{m}$  and  $9,3\mu\text{m}$  (Vicente and Filho, 2010). Thus, TIR ( $8\mu\text{m}$  to  $15\mu\text{m}$ ) is effective for this kind of study where the emissive properties of the material are predominant compared to their reflective properties (Kealy and Hook, 1993; Gillespie *et al.*, 1999) and hence used to get better results in geological mapping.

One of the main problems found when working with TIR data is the difficulty in obtaining precise measurements for the temperature and emissivity of the target due to the nonlinearity in the temperature and radiance of the target (Prakash, 2000; Rees, 2001; Olsen, 2007; Collins *et al.*, 2001). To mitigate this problem, many researchers tried to develop improved algorithms to separate temperature - emissivity for TIR (Collins *et al.*, 1999, 2001; Hook *et al.*, 1992; Kealy and Hook, 1993; Kahle and Alley, 1992; Li *et al.*, 1999; Watson, 1992; Watson, 1992).

In the TIR, radiance is calculated using Planck's function and the emissivity of the target (for a given wavelength and temperature). However, regardless of the number of bands used for measurements of radiance, there will always be one more variable than the measured. For example, a spectral radiometer, which obtain radiation measurements from  $N$  bands, has  $N+1$  unknowns ( $N$  emissivity/radiance for each band and the temperature) (Olsen, 2007; Rees, 2001; Watson<sup>1</sup>, 1992). This makes the system indeterminate, when there are more unknowns than equations, unless additional constraints are included in the system. It should be noted that another problem in TIR measurement is the atmospheric effects, particularly in humid environments (southern hemisphere), where high humidity interferes with the proper acquisition of data from earth's surface. Thus, whenever possible it is necessary to perform atmospheric

correction since the error propagated in the calculation of the temperature/emissivity due to nonlinearity of the TIR can be significant.

This paper proposes a new approach for calculating the temperature and emissivity of a target through the regression on the radiance data of the target at different temperatures. Thus, it is possible to estimate the temperature of the target knowing only its radiance. Laboratory measurements of a quartz sample at different temperatures were performed with a spectroradiometer  $\mu$ FT-IR Model 102 under controlled environmental conditions.

In this paper the authors expect to develop a consistent approach for separation of temperature and emissivity, minimizing the errors and easily extrapolated and applied at larger scales.

## **Material**

For the experiment the sample of quartz (silicate) used was obtained from a study area and measurements were performed using a field Spectroradiometer ( $\mu$ FT-IR Model 102) in the Laboratório de Sensoriamento Remoto Geológico (LABSRGEO) in the Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM) of the Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). The instrument allows the acquisition of infrared spectra from natural surfaces between  $2\mu m$  -  $16\mu m$  with spectral resolutions of  $2\text{cm}^{-1}$ ,  $4\text{cm}^{-1}$  and  $16\text{cm}^{-1}$  (Hook *et al.*, 1996). Due to the kinetic temperature range of the sample, the peak emission of radiance occurs close to  $10\mu m$ . For wavelengths shorter than  $7\mu m$ , the measurements are noisy and hence we only used the data contained in the range  $7\mu m$  -  $16\mu m$ . The sample was subjected to measurements under several controlled conditions (variations in sample temperature, ambient temperature and relative humidity relatively stable) (Tab. 1).

In order to test the proposed methodology and manipulate data, scripts were developed in MATLAB R2010b environment. For statistical manipulation and calculations of the regressions, the Curve Fitting Toolbox in the same software was applied.

**Table 1: Experiments conducted**

Date	Experiment	Temperature of sample (K)	Temperature of environment(K)	Relative Humidity (%)
7-Jun-12	1	326,75	295,15	61,90
	2	316,65		
	3	302,45		
	4	289,45		
20-Aug-12	5	309,15	299,15	69,30
	6	308,65		
	7	308,15		
31-Aug-12	8	325,65	292,25	56,20
	9	316,75		
	10	315,95		
	11	315,45		
	12	309,35		

In each experiment (Table 1) the emissivity, the temperature as well as wavelength of quartz sample were measured. Once known the temperature of the sample, the radiance of black body can be calculated using the Planck's function. Knowing the radiance of the black body and the emissivity of the target the radiance of the sample can be obtained.

### **Methodology**

If the earth's surface were a black body at a constant temperature and without the intervention of the atmosphere, the radiance measured at the sensor it would be given by the Planck function:

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \pi \left( e^{c_2/\lambda T} - 1 \right)} \left( W/m^2 \text{ sr } \mu m \right) \quad (1)$$

Where,  $B(\lambda, T)$  is re-emitted radiation by the black body,  $\lambda$  is the wavelength given in  $\mu m$ ,  $T$  is the surface temperature in Kelvin,  $h$  is Planck's constant ( $6.266 \times 10^{-34} J.s$ ),  $k$  is Boltzmann's constant ( $1.38 \times 10^{-23} J.K^{-1}$ ),  $c$  is the speed of light ( $3 \times 10^8 \text{ ms}^{-1}$ ),  $C_1 = 2\pi hc^2$  is the first radiation constant ( $3,74151 \times 10^{-16} W/m^2$ ) and  $C_2 = hc/k$  is the second radiation constant ( $0,0143879 \text{ m.K}$ ).

Most objects are not a black body (i.e. part of the incident energy is dissipated in other ways). Hence, it is necessary to know the capacity of the material to transform the energy that strikes on it and is absorbed into emitted energy (Schmugge et al., 1998; Collins *et al.*, 2001; Hook, 1992). This measure is called spectral emissivity ( $\varepsilon_{\lambda, T}$ ):

$$\varepsilon_{\lambda, T} = \frac{L(\lambda, T)}{B(\lambda, T)} \quad (2)$$

where,  $L(\lambda, T)$  is the radiance measured by sensor at wavelength  $\lambda$  and temperature  $T$ .

The set of spectral emissivities of a target together form the spectrum of emissivity at temperature  $T$ . This spectrum is unique and it is possible identify the target if acquired reliably. Hence, this spectrum can be used to differentiate targets. The radiance can be calculated with good accuracy by applying Wien's approximation (Eq. 3) to the Planck function (Eq. 1):

$$B(\lambda, T) = \frac{C_1}{\pi \lambda^5 \left( e^{c_2/\lambda T} \right)} \quad (3)$$

This approximation, for wavelengths longer than  $10\mu m$ , has error less than 1% (Grondona *et al.*, 2013; Siegel e Howel, 1982). For wavelengths shorter than  $10\mu m$  the approximation is valid, but the error needs to be analyzed.

From Equations 2 and 3, the radiance  $L(\lambda, T)$  can be written as:

$$L(\lambda, T) = \varepsilon_{\lambda, T} \frac{C_1}{\pi \lambda^5 \left( e^{C_2/\lambda T} \right)} \quad (4)$$

In this work, the linearized form of the Equation 4 is used:

$$\lambda \ln(L_\lambda) = \lambda \ln(\varepsilon_{\lambda, T}) + \lambda \ln(C_1) - 5\lambda \ln(\lambda) - \lambda \ln(\pi) - \frac{C_2}{T} \quad (5)$$

All terrestrial targets has a specific spectral signature for radiance  $L(\lambda, T)$  (Figure 1) and emissivity ( $\varepsilon_{\lambda, T}$ ) (Figure 2), at a certain temperature ( $T$ ).

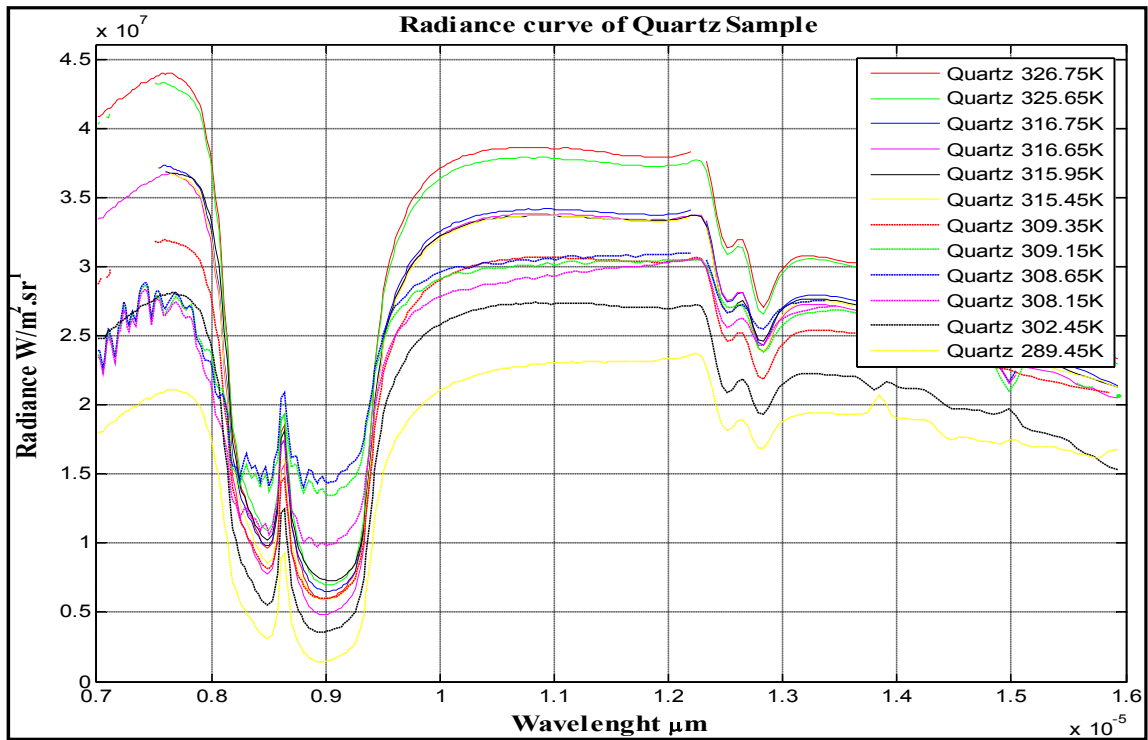


Figure 1: Radiance curves of a sample of quartz at different temperatures

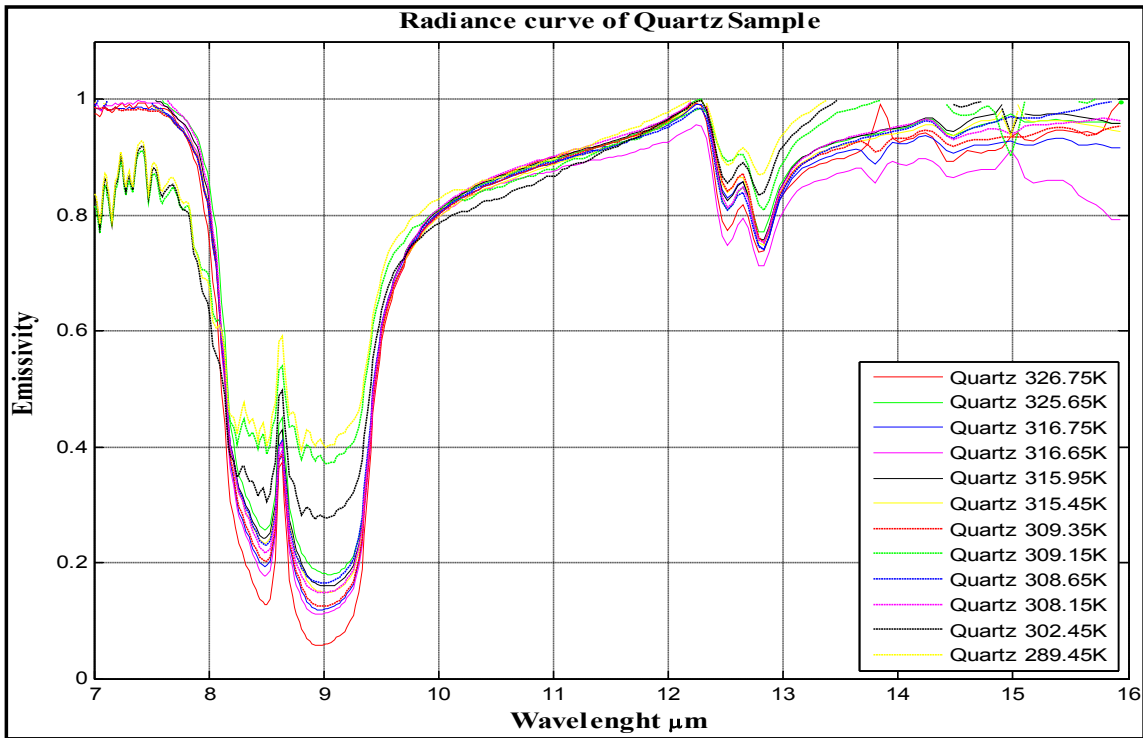


Figure 2 Emissivity curves of a sample of quartz at different temperatures

The emissivity, given by Equation 2, is a function of two variables: the wavelength ( $\lambda$ ) and temperature ( $T$ ). This means that the variation in temperature implies a change in spectral signature, but the shape of these signatures remains almost unchanged (Figure 1 and 2). Assuming that the emissivity in Equation 4 has the maximum possible value ( $\varepsilon_{\lambda,T} = 1$ ), then an analysis of temperature variations shows that:

$$\lim_{\substack{T \rightarrow 0 \\ \forall \lambda}} L(\lambda, T) = 0 \quad \text{and} \quad \lim_{\substack{T \rightarrow \infty \\ \forall \lambda}} L(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 \pi}$$

Namely, the radiance reaches 0 when the temperature approaches 0, while the radiance of black body tends to  $C_1/\lambda^5 \pi$  when the temperature approaches infinity. The decrease in the temperature implies in the loss of shape in radiance curve, but increasing temperature the radiance curve has its features highlighted (mostly *reststrahlen*

features). In some regions, this enhancement is only a vertical shift in the radiance curve. Thus, it can be assumed that, the temperature variation in Equation 4 is simply a vertical displacement of the radiance curve (Figure 1). Figure 3, shows the variation in temperature and radiance at specific wavelength.

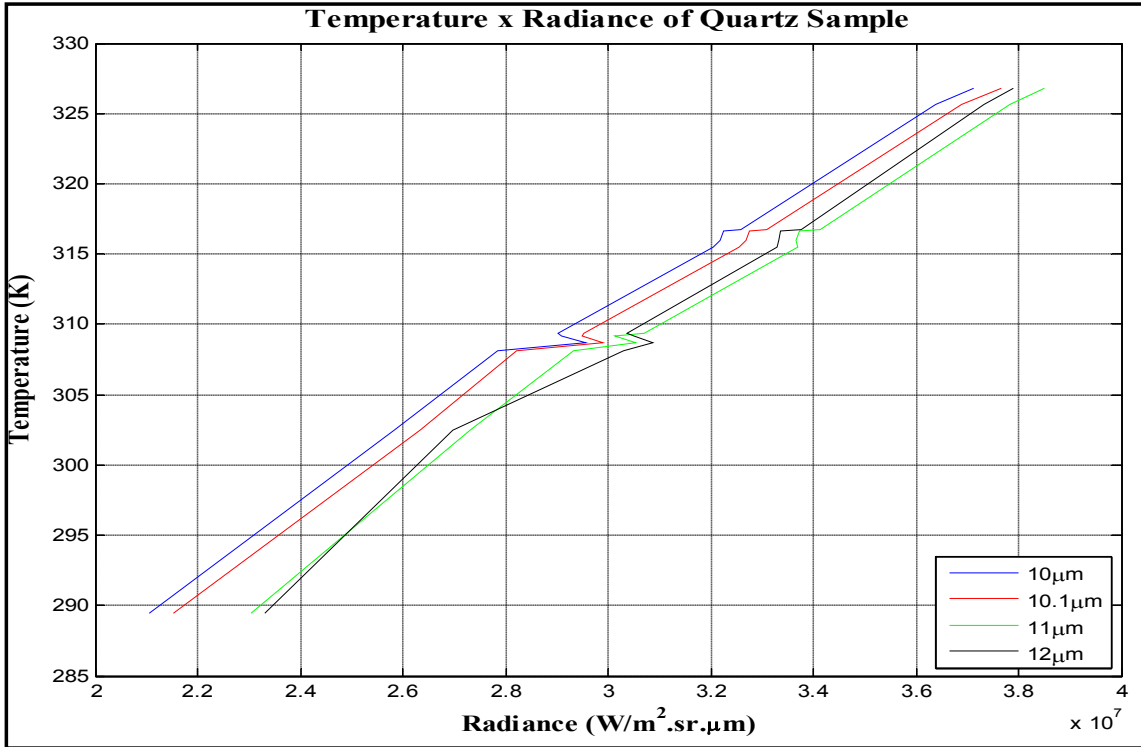


Figure 3: Variation in temperature and radiance at specific wavelength

The term  $C_2/T$  is somehow related to the shifts (up or down) in spectral radiance curve (Figure 4). Isolating this term in the Equation 5, we have:

$$\frac{C_2}{T} = \lambda \ln(\epsilon_{\lambda,T}) - \lambda \ln(L_\lambda) + \lambda \ln(C_1) - 5\lambda \ln(\lambda) - \lambda \ln(\pi) \quad (6)$$

or, rewriting the Equation 6:

$$Y = X + cte \quad (7)$$

$$Y = \frac{C_2}{T} \quad (8)$$

$$X = \lambda \ln(\varepsilon_{\lambda,T}) - \lambda \ln(L_{\lambda}) \quad (9)$$

$$cte = \lambda \ln(C_1) - 5\lambda \ln(\lambda) - \lambda \ln(\pi) \quad (10)$$

It is possible to find a correlation between the right and the left sides of Equation 7 (Figure 4).

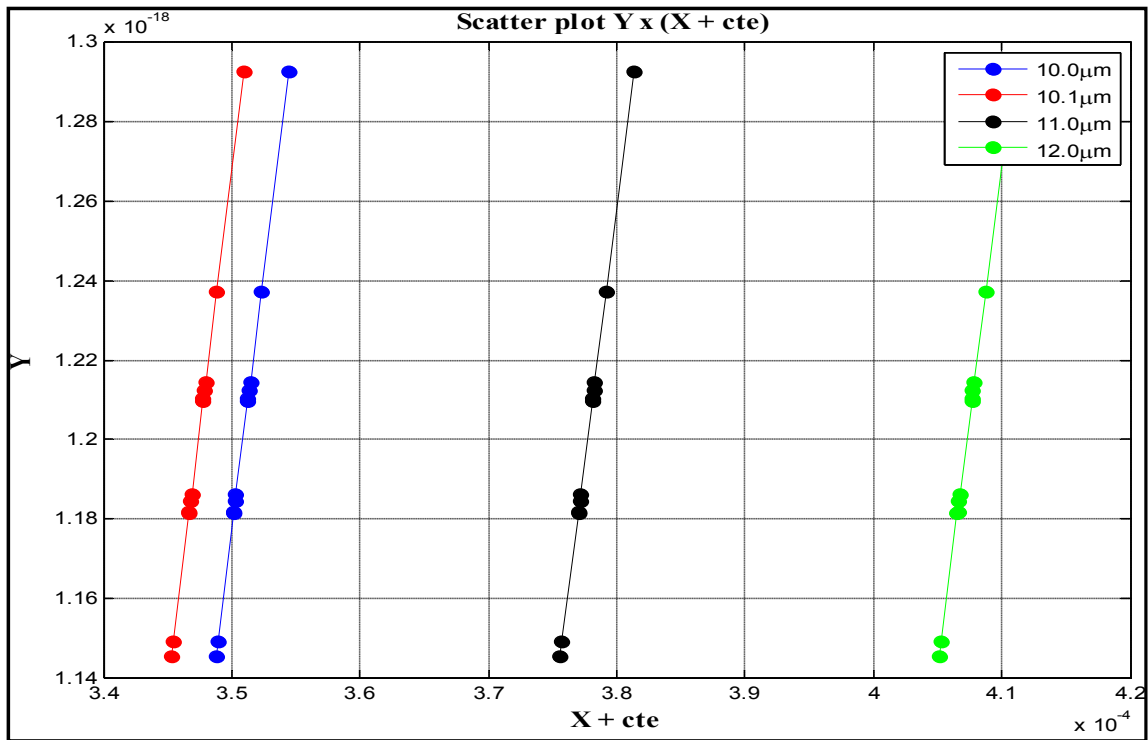


Figure 4: Variation in temperature and radiance at specific wavelength in linearized form

This relationship can be estimated through a regression, considering Equation 8 as the dependent variable, Equation 9 as the independent variable (observed/measured by the radiance  $L$ ) and the Equation 10 as a constant that depends only on the wavelength ( $\lambda$ ).

After regression, to obtain the temperature for direct comparison purpose, the values calculated must be transformed into temperatures. For this, it is necessary isolate the temperature in the Equation 8:

$$T = \frac{C_2}{Y} \quad (9)$$

In this work, several regressions for Equation 7 were tested. The regressions used here can be found in the toolbox cftool of MATLAB 2010b software. Functions



and scripts to calculate and manipulate data, radiance and black body emissivity were developed in MATLAB environment. To evaluate the results of the regressions were used the coefficients of determination, furthermore, was performed a comparative analysis between the estimated data and measurement data (test) and their differences.

### Analysis of Experiments

The experiments were performed using the wavelengths  $10\mu m$ ,  $10.1\mu m$ ,  $11\mu m$  and  $12\mu m$ , chosen based on the analysis of the Figure 1, where a better separation of the curves at these points can be seen. Moreover, the shape of the curve in these points of the spectrum of quartz sample remained virtually unchanged independent of temperature. In total 12 measurements were performed (Table 1), 2/3 (8) of the measurements were used to perform the regression while 1/3 (4) were used for testing purpose. Table 2 shows the samples used for the regressions and the samples used for testing and validation.

**Table 2: Experiments used to perform regressions and testing**

Measure	Sample Temperature (K)	Train	Test
4	289,45	X	
3	302,45		X
7	308,15	X	
6	308,65		X
5	309,15	X	
12	309,35		X
11	315,45	X	
10	315,95		X
2	316,65	X	
9	316,75	X	
8	325,65	X	
1	326,75	X	

It is known that variations in temperature and humidity of the environment may result in variations in the measured radiance of the target. However, despite the small variation in temperature and humidity of environment was decided to use all the measurements in Table 1 together, so that there was a significant amount of points to perform the regressions.

To perform the regressions of the data, it was chosen five interpolators: Shape-preserving (piecewise cubic Hermite interpolation, preserves monotonicity and the shape of the data), linear polynomial, quadratic polynomial, cubic polynomial and polynomial of 4<sup>th</sup> degree. Several interpolators were tested and those that best fit the points (Figure 4) were select. In total 20 regressions, 5 for each wavelength, were calculated and analyzed. The regressions were evaluated using the coefficients SSE,  $R^2$ , adjusted- $R^2$  and RMSE. The SSE coefficient measures the deviation of the observations of its predicted value;  $R^2$  is a measure of how well the fit is able to explain the variation in the data; adjusted- $R^2$  is a modification of  $R^2$  for the number of independent variables in the regression; RMSE is an estimate of the standard deviation of the random data components. In other words, as larger the coefficients  $R^2$  and adjusted- $R^2$  are, and smaller the coefficients SSE and RMSE are, better the data is adjusted. In Table 3 given below, we can see these measures to assess the regressions, and can be seen that all regressions (5 selected) were effective in adjusting the distribution of the data. Furthermore, it shows that for a particular wavelength (given wavelength) the best results are obtained by interpolating polynomials of higher degree. For a given interpolator, the best results are found in greater wavelengths, i.e., the best results are found by increasing the wavelength and the degree of the interpolator used for the regression of the data.

**Table 3: Determination coefficients of the regressions**

<b>Wavelength 10<math>\mu</math>m</b>						
<b>Regressions</b>						
<b>Assessment</b>		<b>Shape Preserving</b>	<b>Linear</b>	<b>Quadratic</b>	<b>Cubic</b>	<b>4th degree</b>
SSE		0	$1.3 \times 10^{-44}$	$1.1 \times 10^{-47}$	$6.3 \times 10^{-52}$	$1.9 \times 10^{-55}$
R <sup>2</sup>		1	1	1	1	1
Adjusted - R <sup>2</sup>		-	1	1	1	1
RMSE		-	$4.7 \times 10^{-23}$	$1.5 \times 10^{-24}$	$1.2 \times 10^{-26}$	$2.5 \times 10^{-28}$
<b>Wavelength 10.1<math>\mu</math>m</b>						
<b>Regressions</b>						
<b>Assessment</b>		<b>Shape Preserving</b>	<b>Linear</b>	<b>Quadratic</b>	<b>Cubic</b>	<b>4th degree</b>
SSE		0	$1.4 \times 10^{-44}$	$1.2 \times 10^{-47}$	$6.5 \times 10^{-52}$	$1.9 \times 10^{-55}$
R <sup>2</sup>		1	1	1	1	1
Adjusted - R <sup>2</sup>		-	1	1	1	1
RMSE		-	$4.9 \times 10^{-23}$	$1.5 \times 10^{-24}$	$1.2 \times 10^{-26}$	$2.5 \times 10^{-28}$
<b>Wavelength 11<math>\mu</math>m</b>						
<b>Regressions</b>						
<b>Assessment</b>		<b>Shape Preserving</b>	<b>Linear</b>	<b>Quadratic</b>	<b>Cubic</b>	<b>4th degree</b>
SSE		0	$2.6 \times 10^{-44}$	$1.8 \times 10^{-47}$	$8.4 \times 10^{-52}$	$1.8 \times 10^{-55}$
R <sup>2</sup>		1	1	1	1	1
Adjusted - R <sup>2</sup>		-	1	1	1	1
RMSE		-	$6.5 \times 10^{-23}$	$1.9 \times 10^{-24}$	$1.4 \times 10^{-26}$	$2.4 \times 10^{-28}$
<b>Wavelength 12<math>\mu</math>m</b>						
<b>Regressions</b>						
<b>Assessment</b>		<b>Shape Preserving</b>	<b>Linear</b>	<b>Quadratic</b>	<b>Cubic</b>	<b>4th degree</b>
SSE		0	$4.4 \times 10^{-44}$	$2.5 \times 10^{-47}$	$9.1 \times 10^{-52}$	$1.5 \times 10^{-55}$
R <sup>2</sup>		1	1	1	1	1
Adjusted - R <sup>2</sup>		-	1	1	1	1
RMSE		-	$8.6 \times 10^{-23}$	$2.2 \times 10^{-24}$	$1.5 \times 10^{-26}$	$2.8 \times 10^{-28}$

The interpolator Shape-preserving not have estimates for the adjusted-R<sup>2</sup> and RMSE coefficients, while the SSE and the R<sup>2</sup> will always be 0 and 1 respectively. This is because the Shape-preserving regression is a piecewise and the points used in the regression are always well defined at the extremes of the regions.

From the Table 4, we can see the absolute difference between the actual temperature and the temperature estimated by the regressions for each samples used as test.

**Table 4: Absolute differences between the actual and estimated temperatures**

$\mu m$	Linear Regression				$\mu m$	Quadratic Regression			
10.0	0,0084	0,0109	0,0108	0,0066	10.0	0,0010	0,0004	0,0003	0,0003
10.1	0,0088	0,0114	0,0113	0,0069	10.1	0,0010	0,0004	0,0003	0,0003
11.0	0,0119	0,0153	0,0152	0,0092	11.0	0,0013	0,0005	0,0004	0,0004
12.0	0,0156	0,0200	0,0199	0,0120	12.0	0,0015	0,0006	0,0005	0,0005

$\mu m$	Cubic Regression ( $\times 10^{-4}$ )				$\mu m$	4th Degree Regression ( $\times 10^{-5}$ )			
10.0	0,3631	0,0012	0,0208	0,0127	10.0	0,1922	0,0012	0,0083	0,0005
10.1	0,3694	0,0013	0,0212	0,0129	10.1	0,1924	0,0012	0,0083	0,0005
11.0	0,4103	0,0014	0,0235	0,0143	11.0	0,1881	0,0012	0,0081	0,0005
12.0	0,4399	0,0015	0,0252	0,0153	12.0	0,1743	0,0011	0,0075	0,0004

We can also see, from Table 4, that even a simple linear regression is able to estimate the temperature with error less than 0.2K, and as expected, the best results were found in higher wavelengths with the interpolating polynomials of higher degree, reaching errors smaller than  $0.0004 \times 10^{-5} K$ .

## Conclusion

In this work, a new approach to estimate the temperature and in turn the emissivity, using regressions on radiance data from a target under different temperatures was done. The main difference of this approach compared with others is that only a prior

knowledge of the radiances (measured in laboratory) of the target analyzed is necessary to calculate the temperature and emissivity.

The results of the proposed approach showed that it is possible determine the temperature of targets just knowing its radiance, without prior knowledge of the temperature and emissivity of the target at the time of measurement, and the radiances of this target at different temperatures. In the worst case (linear regression with short wavelength) the estimate of temperature has errors of 0.2K. To perform the regressions, it is necessary to linearize the radiance data using the Wien's approximation for the Planck's function, where the term relative to temperature is the dependent variable and the term that comprise the radiance and emissivity is the independent variable.

It has been found that only two measurements of radiation are required (under two different temperatures) to perform a linear regression and to estimate the temperature of the target with a good precision, since the target temperature is within the range formed by the maximum and minimum temperatures from the radiances measured in laboratory. However, the more measures of radiances at different temperatures are performed better will be the results obtained from regression.

The regression results showed that increasing the degree of polynomial interpolation and the wavelength causes a significant increase of accuracy in the result of regressions. The improvement in the regressions accuracy due to increase of the wavelength is associated with the Wien's approximation of Planck's function, where the error in this approximation decreases as the wavelength increases. Increasing the degree of interpolator an increase in accuracy is reached due a better adjust of the curve to the data.

The results obtained for regressions are valid only for values between the maximum and minimum temperatures/radiance of the laboratory measurements. The veracity of the regressions for data out of the maximum-minimum range was not verified.

For further researches, it is intended to extrapolate this approach, simulating: the radiance measures of targets from orbital sensors; the attenuation of the radiance by the atmosphere; and the radiance measures of mixed targets from laboratory and/or orbital sensors. Thus, it is expected that the approach presented here can be applied to satellite

images, and serve as an alternative to estimate the temperature and emissivity of the targets.

#### **ACKNOWLEDGMENT**

The authors would like to acknowledge FAPERGS (Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado do Rio Grande do Sul), CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) and CNPQ (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) for providing financial assistance for this research. For providing infrastructure and support to research we would like to acknowledge CEPSRM (Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia) and LABSRGEO (Laboratório de Sensoriamento Remoto Geológico).

#### **Bibliography**

COLLINS, E. F.; ROBERTS, D. A.; SUTTON, P. C.; FUNK, C. C.; BOREL, C. C.: **Temperature Estimation and Compositional Mapping Using Spectral Mixture Analysis of Thermal Imaging Spectrometry Data.** *SPIE Conference on Imaging Spectrometry, 1999.*

COLLINS, E. F.; ROBERTS, D.A.; BOREL, C.C.: **Spectral Mixture Analysis of Simulated Thermal Infrared Spectrometry Data: An Initial Temperature Estimate Bounded TESSMA Search Approach.** *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, v.39, no.7, p. 1435-1446, 2001.

GILLESPIE, A.; ROKUGAWA, S.; MATSUNAGA, T.; COTHERN, J. S.; HOOK, S.; KAHLE, A. B.: **A Temperature and Emissivity Separation Algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Images.** *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, v.36, no.4, p. 1113-1126, 1999.

GRONDONA, A. E. B.; ROLIM, S. B. A.; FERREIRA, M. P.; VEETIL, B. K.; IGLESIAS, M. L.: **Avaliação da propagação de erros ao utilizar a aproximação de Wien na linearização da lei de Planck.** *Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 13 a 18 de abril de 2013.*

HOOK, S. J.; GABELL, A. R.; GREEN, A. A.; KEALY, P. S.: **A Comparison of Techniques for Extracting Emissivity Information from Thermal Infrared Data for Geologic Studies.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 123–135, 1992.

HOOK, S.J.; KAHLE, A. B.: **The Micro Fourier Transform Interferometer (uFTIR) - A New Field Spectrometer for Acquisition of Infrared Data of Natural Surfaces.** *Remote Sensing of Environment*, v.56, p.172-181, 1996.

HOOK, S., J.; DMOCHOWSKI, J., E.; HOWARD, K., A., ROWAN, L., C.; KARLSTROM, K., E.; STOCK, J., M.: **Mapping variations in weight percent silica measured from multispectral thermal infrared imagery - Examples from the Hiller Mountains, Nevada, USA and TresVirgenes-La Reforma, Baja California Sur, Mexico.** *Remote Sensing of Environment*, v. 95, p. 273-289, 2005.

KAHLE, A. B.; ALLEY, R. E.: **Separation of Temperature and Emittance in Remotely Sensed Radiance Measurements\*.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 107–111, 1992.

KEALY, P. S.; HOOK, S. J.: **Separating Temperature and Emissivity in Thermal Infrared Multispectral Scanner Data: Implications for Recovering Land Surface Temperatures.** *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, v.31, no.6, p. 1155-1164, 1993.

LI, Z.; BECKER, F.; STOLL, M. P.; WAN, Z.: **Evaluation of Six Methods for Extracting Relative Emissivity Spectra from Thermal Infrared Images.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 69, p. 197–214, 1999.

OLSEN, R. C.: **Remote sensing from air and space.** 1<sup>st</sup> ed. USA, Bellingham. SPIE Press, 2007, 253 p.

PRAKASH, A.: **Thermal Remote Sensing: Concepts, Issues and Applications.** *International Archives of Photogrammetric and Remote Sensing*. v. XXXIII, p. 239-243, 2000.

REES, W. G.: **Physical Principles of Remote Sensing.** 2<sup>nd</sup> ed.. UK, Cambridge. Cambridge University Press, 2001. 343 p.

SCHMUGGE, T.; HOOK, S.J.; COLL, C.: **Recovering Surface Temperature and Emissivity from Thermal Infrared Multispectral Data.** *Remote Sensing of Environment*, v.65, p.121–131, 1998.

SIEGAL, R.; AND HOWELL, J. R.: **Thermal Radiation Heat Transfer: Second Edition,** Hemisphere, New York, 1982.

VICENTE, L. E.; FILHO, C. R. S.: **Detecção de Quartzo e Argilominerais para o Monitoramento de Degradação de Terras a partir de Dados do Infravermelho Termal do Sensor ASTER.** *Revista Brasileira de Geofísica*, v. 28, no.2, p. 229-247, 2010.

WATSON, K.: **Spectral Ratio Method for Measuring Emissivity.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 113–116, 1992.

WATSON<sup>1</sup>, K.: **Two-Temperature Method for Measuring Emissivity.** *Remote Sensing of the Environment*, v. 42, p. 117–121, 1992.



## APÊNDICE D - REGRESSÃO LINEAR PARA AJUSTE DE DADOS

### D.1. Regressão Linear Ordinária

Conforme Weisberg (2005) o termo regressão e os métodos para investigar a relação entre duas variáveis datam de mais de 100 anos atrás. Esta investigação foi inicialmente introduzida por Francis Galton em 1908, um renomado biólogo britânico, durante sua pesquisa no estudo de hereditariedade. Uma de suas principais observações foi a de que filhos de pais altos eram mais altos que a média, porém, mais baixos que os pais. Esta "regressão à mediocridade" deu o nome a este método estatístico. A regressão linear simples consiste basicamente de uma função linear, onde os coeficientes desta equação são desconhecidos:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \quad (D1)$$

Os parâmetros na função da Equação D1 são: a variável dependente  $y$ , a variável independente  $x$  medida "exatamente" (sem erro de medida), o intercepto  $\beta_0$  que é o valor de  $y$  quando  $x = 0$ , e o coeficiente angular  $\beta_1$  que é a taxa de variação de  $y$  para a variação de uma unidade de  $x$  (Figura D1).

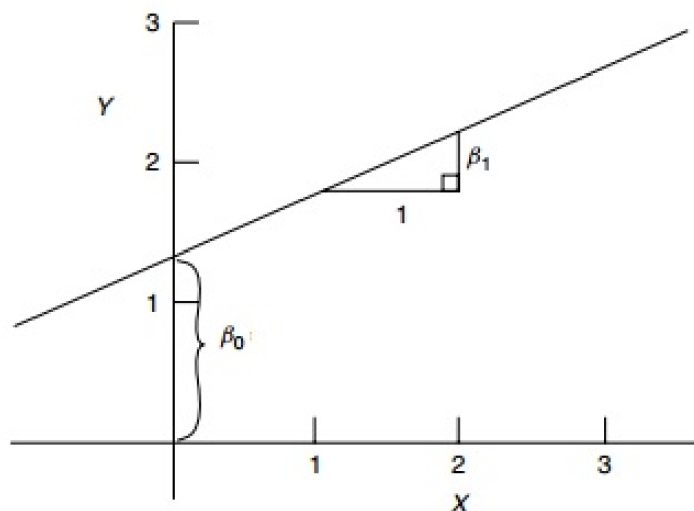


Figura D1: Equação da reta. Adaptado de: Weisberg(2005).

Na maioria dos casos os parâmetros  $(\beta_0, \beta_1)$  são desconhecidos e devem ser estimados a partir dos dados, a variância é assumida como sendo constante e positiva e geralmente desconhecida. Como a variância é positiva, para um determinado  $y$  a sua correspondente observação não será o valor exato de  $x$ . Para medir esta diferença, entre o valor observado e o esperado, foi desenvolvido o erro estatístico ( $\varepsilon$ ). Assim, temos:

$$\varepsilon = y - \beta_0 + \beta_1 x \quad (D2)$$

O erro estatístico não depende da variável observada, são variáveis aleatórias e correspondem à distância vertical entre o ponto  $y$  e o valor esperado  $x$ . Se a função de ajuste não está correta o erro não será aleatório, e uma falta de ajuste dos dados será observada (Figura D2).

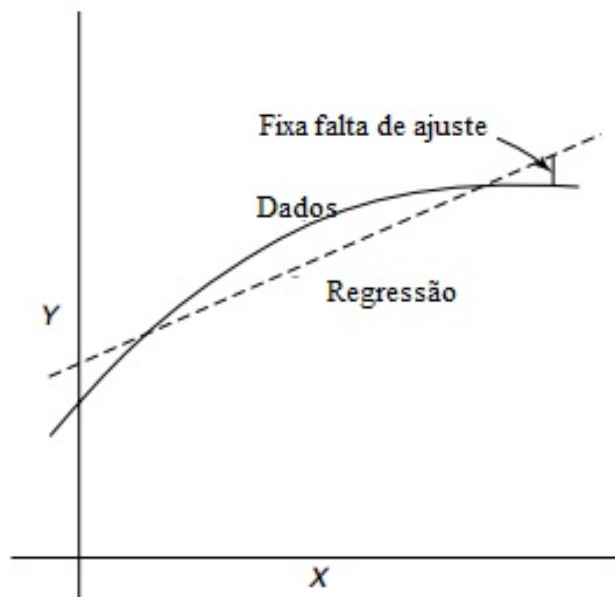


Figura D2: Aproximação de uma curva através de uma reta. Adaptado de: Weisberg (2005)

Duas suposições sobre o erro estatístico são necessárias:

- $E(\varepsilon_i) = 0$ , assim ao fazer um *scatterplot* de  $\varepsilon$  vs  $x$ , ele será nulo, sem padrão;
- Os erros são independentes, ou seja, o valor do erro em uma observação não dá nenhuma informação sobre o erro das outras observações;

Deve-se observar que a Equação D2, neste caso (regressão linear simples), é uma combinação linear das variáveis observadas, do contrário, seria uma regressão não linear. Entendidos o comportamento da função de ajuste, sua variância e o erro estatístico é possível começar a rearranjar os parâmetros e estimá-los.

### D.1.1. Estimativas por Mínimos Quadrados

O princípio de mínimos quadrados para a regressão linear simples é encontrar as estimativas para  $\beta_0$  e  $\beta_1$  tal que a soma do quadrado dos resíduos ( $RSS$ ) alcança o seu valor mínimo entre todos os erros possíveis, ou seja:

$$RSS(b_0, b_1) = \arg \min_{(\beta_0, \beta_1)} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2$$

ou:

$$RSS = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2 \quad (D3)$$

A motivação por trás do método dos mínimos quadrados é encontrar estimativas para as quais o modelo de regressão alcança a linha mais próxima a todos os pontos dos dados simultaneamente. Uma forma de encontrar os valores que minimizam a Equação D3 é tomar as derivadas parciais com relação a  $\beta_0$  e  $\beta_1$  e igualar cada derivada parcial a 0:

$$\frac{\partial RSS}{\partial \beta_0} = 0 \quad \text{e} \quad \frac{\partial RSS}{\partial \beta_1} = 0$$

ou ainda,

$$\frac{\partial}{\partial \beta_0} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2 = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta_1} \sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i)]^2 = 0 \quad (D4)$$

Supondo que a solução para o sistema acima seja dado por  $b_0$  e  $b_1$ , pode-se reescrever a relação entre  $x$  e  $y$  através da seguinte linha de regressão:

$$\hat{y} = b_0 + b_1x + \varepsilon_i \quad (\text{D5})$$

chamada de linha de regressão ajustada. Torna-se mais conveniente então minimizar o erro com relação a  $b_0$  e  $b_1$  utilizando o modelo linear centralizado:

$$\hat{y}_i = b_0^* + b_1(x_i - \bar{x}) + \varepsilon_i \quad (\text{D6})$$

aonde  $b_0 = b_0^* - b_1\bar{x}$ .

Tomando as derivadas parciais para o erro ( $\varepsilon_i$ ) da Equação D6 com relação a  $b_0$  e  $b_1$  e igualando a zero temos:

$$\sum_{i=1}^n [y_i - b_0^* - b_1(x_i - \bar{x})] = 0 \quad (\text{D7})$$

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) [y_i - b_0^* - b_1(x_i - \bar{x})] = 0$$

O sistema acima formado pelas derivadas parciais da Equação D7 igualadas a zero é conhecido como sistema de equações normais. Deve-se notar que, a partir da primeira equação do sistema anterior temos:

$$\sum_{i=1}^n y_i = b_1 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) + b_0^* n = b_0^* n$$

Portanto,  $b_0^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \bar{y}$ . Substituindo  $b_0^*$  por  $\bar{y}$  na segunda equação do sistema (Equação D7) se obtém:

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) [y_i - \bar{y} - b_1 (x_i - \bar{x})] = 0$$

Denotando  $b_0$  e  $b_1$  como sendo as soluções do sistema (Equação D7) temos:

$$b_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad \text{e} \quad b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x}$$

## D.2. Regressão Linear de Ordem $N$

A regressão linear de ordem  $N$  é a generalização do modelo linear de regressão anteriormente visto. Deve-se resaltar que a ordem remete ao grau da variável independente no polinômio da equação de ajuste, enquanto o termo linear é referente aos coeficientes destas variáveis. Para o caso generalizado (ordem  $N$ ) o polinômio da equação pode ser representada pela seguinte equação:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \dots + \beta_n x_i^n + \varepsilon_i \quad (\text{D8})$$

e a estimativa dos parâmetros  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  é realizado utilizando álgebra matricial. Na forma matricial a Equação D8 assume a seguinte forma:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e} \quad (\text{D8})$$

aonde,  $\mathbf{Y}$  é o vetor das observações (variáveis dependentes) de tamanho  $n \times 1$ ,  $\mathbf{X}$  é uma matriz  $(n \times p)$  das variáveis independentes (medidas),  $\boldsymbol{\beta}$  é o vetor de parâmetros  $(p \times 1)$ , e  $\mathbf{e}$  é o vetor de erros  $(n \times 1)$ . As propriedades do erro anteriormente vistas também se aplicam ao caso geral de ordem  $N$ , ou seja,  $E(\mathbf{e}) = 0$  e  $V(\mathbf{e}) = \mathbf{I}\sigma^2$ . Pelo fato de  $E(\mathbf{e}) = 0$  o modelo pode ser escrito de uma forma alternativa:

$$E(\mathbf{Y}) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \quad (\text{D9})$$

A soma do quadrado dos erros é então:

$$\mathbf{e}'\mathbf{e} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

ou ainda:

$$\mathbf{e}'\mathbf{e} = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \quad (\text{D10})$$

Procedendo analogamente ao caso da regressão linear ordinária, ou seja, tomando as derivadas parciais com relação a cada coeficiente e igualando a zero, rearranjando as equações e utilizando a notação matricial, pode-se escrever as equações normais para o modelo generalizado como:

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})\mathbf{b} = \mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (\text{D11})$$

A partir da Equação D11 dois casos podem ocorrer: a Equação D11 consiste de  $p$  independentes equações com  $p$  variáveis, ou alguma equação é dependente de outra e então existem menos que  $p$  equações independentes para as  $p$  variáveis (as  $p$  variáveis são os elementos de  $\mathbf{b}$ ). Se alguma das equações depende de outra então o termo  $\mathbf{X}'\mathbf{X}$  é singular e sua inversa não existe, logo, ou o modelo deve ser expresso em um número menor de equações ou alguma restrição nos parâmetros devem ser dadas/assumidas. Se as  $p$  equações normais existem e são linearmente independentes, o termo  $\mathbf{X}'\mathbf{X}$  é não singular, e sua inversa pode ser calculada. Neste caso a solução para o sistema de equações normais pode ser escrita na forma:

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (\text{D12})$$

A solução para o mínimos quadrados de ordem  $N$  é dado então pelo vetor  $\mathbf{b}$  da Equação D12.

### D.3. Avaliação da Qualidade do Ajuste

Após ajustar os dados através de um modelo é necessário avaliar quão bem a regressão é capaz de explicar os dados a partir das variáveis medidas. Para avaliar a qualidade do modelo de regressão linear (ordinário ou de ordem  $N$ ) pode-se, inicialmente, fazer uma análise visual, sendo no entanto, um tipo de avaliação muito subjetiva. Para evitar subjetividade, algumas métricas estatísticas são calculadas com base nas variáveis dependentes, independentes, suas médias, e estimativas e servem para avaliar a qualidade do modelo de regressão e o seu erro. Quatro métricas podem ser usadas para avaliar a regressão:

1. A soma dos quadrados devido ao erro (*the sum of squares due to error - SSE*): esta métrica estatística mede o desvio total entre do modelo entre as variáveis dependentes e suas respectivas estimativas, nesta métrica quanto menor for o seu valor (mais próximo do "0") menor será o componente de erro aleatório e consequentemente mais confiável será o modelo para predizer as estimativas. Esta métrica é dada por:

$$SSE = \sum_{i=1}^n \omega_i (y_i - \hat{y}_i)^2$$

sendo  $\omega_i$  é o peso aplicado a cada ponto dos dados (geralmente é igual a 1),  $y_i$  é a variável dependente correspondente a observação  $i$ , e  $\hat{y}_i$  é a estimativa do modelo para a observação  $i$ .

2. O  $R^2$  (*R-square*) esta métrica mede quão bom é o ajuste em explicar a variação dos dados, em outras palavras é o quadrado da correlação entre  $y$  e  $\hat{y}$ .  $R^2$  é definido como a razão da soma dos quadrados da regressão (*sum of squares of the regression - SSR*) e a soma total dos quadrados (*total sum of squares - SST*) dados por:

$$SSR = \sum_{i=1}^n \omega_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad \text{e} \quad SST = \sum_{i=1}^n \omega_i (y_i - \bar{y})^2$$

onde  $\bar{y}$  é a média das variáveis  $y_i$ , e  $SST = SSR + SSE$ . Assim é possível definir  $R^2$  como:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

o  $R^2$  pode assumir qualquer valor entre 0 e  $|1|$ , onde valores próximos a  $|1|$  indicam que o modelo explica toda a variabilidade da resposta dos dados em torno da sua média, enquanto valores próximos a 0 indicam que o modelo não explica nada sobre a variabilidade dos dados. Se o número de coeficientes no modelo é aumentado  $R^2$  tende a aumentar embora o modelo possa não ter significativa melhora. Para avaliar o modelo com relação ao aumento do número de coeficientes deve-se utilizar o  $R^2$  ajustado.

3.  $R^2$  ajustado (*Adjusted R-square*) é utilizado para avaliar o modelo quando se incrementa o número de coeficientes, ou seja, ao alterar os graus de liberdades do modelo. O grau de liberdade ( $\nu$ ) é definido como o número de variáveis dependentes  $n$  menos o número de coeficientes ajustados  $m$  estimados a partir das variáveis dependentes. A estatística  $R^2$  ajustado é geralmente o melhor indicador para a qualidade do ajuste quando se compara dois modelos ajustados a partir do mesmo conjunto de dados, e é dada por:

$$R_a^2 = 1 - \frac{SSE(n-1)}{SST(\nu)}$$

O  $R^2$  ajustado pode assumir qualquer valor menor ou igual a 1, onde valores próximos a 1 indicando um melhor ajuste.

4. A Raiz do erro quadrático médio (*Root mean squared error - RMSE*) é uma estimativa do desvio padrão do componente aleatório dos dados, e é definido como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{SSE}{\nu}}$$



Assim como as métricas anteriores, no *RMSE* valores próximos a 0 indicam que o modelo de ajuste é melhor para a estimativa dos dados.

## APÊNDICE E - FEIÇÃO *RESTSTRAHLEN*

O efeito *Reststrahlen* é um fenômeno no qual a radiação electromagnética dentro de uma banda estreita de energia não pode propagar-se dentro de um determinado meio, devido a uma mudança no índice de refração juntamente com a faixa de absorção específica do meio em questão. Esta banda estreita de energia é chamado de banda *Reststrahlen*. Como resultado, normalmente a radiação na banda *Reststrahlen* experimenta forte reflexão ou reflexão total a partir desse meio. Desta forma, a banda *Reststrahlen* no TIR é caracterizada por mínima absorção e mínima emissão.

Vários fatores físicos do alvo influenciarão a aparência da banda *Reststrahlen* incluindo, mas não somente: comprimento de onda, partícula/tamanho de grão, alvos compostos fortemente absorvedores, alvos com comprimentos de onda opticamente transparentes no TIR, dentre outros.

## **APÊNDICE F - TRABALHOS PUBLICADOS**

# Urban Heat Island development during the last two decades in Porto Alegre, Brazil and its monitoring

Atilio Efrain Bica Grondona  
CEPSRM, UFRGS  
Porto Alegre, Brazil  
atilio.grondona@ufrgs.br

Bijeesh Kozhikkodan Veettil  
CODEX REMOTE  
Porto Alegre, Brazil  
bijeesh@codexremote.com.br

Silvia Beatriz Alves Rolim  
CEPSRM, UFRGS  
Porto Alegre, Brazil  
silvia.rolim@ufrgs.br

**Abstract** — This paper describes the development of urban heat island during the last two decades in Porto Alegre, Brazil. Landsat TM images were used for this study and image processing steps were done using MATLAB and Erdas Imagine software packages for the successful monitoring of this urban phenomenon. It is found that there was a significant increase in the surface mean temperature and land use during this period. Reforested area showed significant decrease in land surface temperature.

## I. INTRODUCTION

Global mean temperature has been increased during and after the 19<sup>th</sup> century. Major cities were emerged as a consequence of industrialization and rapid urbanization. Today, more than half of the World's population is living in cities. Rapid urbanization has resulted in the formation of urban heat islands (UHIs) above them and is a good example of anthropogenic effects on the environment. Urban heat island refers to the appearance of a higher atmospheric and surface temperatures occurring in urban areas compared to that in the surrounding rural areas (Voogt and Oke, 2003). In cities, an alteration in the heat amount can be occurred due to any or all of the following: 1) furnace heating, 2) limited amounts of surface moisture, 3) urban structures and 4) atmospheric pollution (Bornstein, 1968). Major reasons behind UHI formation are the effects of street canyon geometry on radiation and the effects of thermal properties on heat storage release (Oke et al., 1991). The magnitude and pattern of urban HI effects are having a major position in urban climatology studies including modifications in precipitation patterns and pollution levels (Yuan and Bauer, 2007)

Earlier studies on UHIs were done in the 1960s (Nieuwolt, 1966) in Singapore. It is seen that the average maximum UHI is stronger in autumn and winter than summer (Chen et al., 2006). Streucker (2002) found that UHI intensity is inversely correlated with the rural temperature, while the spatial extent is independent of both the UHI magnitude and rural temperature. Chen et al (2006) has derived a relationship between land cover/use patterns and urban heat islands and temperature variations over different land cover/use types at regional and local levels and relationship between temperature values and various indices such as vegetation and water indices.

Various methods for studying urban heat islands were developed from time to time including data comparison from meteorological stations, computer modeling and remote

sensing techniques. Remote sensing methods are efficient because they eliminate the problem of multiple user interpretation of the data and is faster compared to traditional methods. It can be used to monitor the same land surface for a long time period as well (Henry et al., 1989). Heat islands can be of three types which includes canopy layer heat island (CLHI) and boundary layer heat island (BLHI) which denote warming of the urban atmosphere and surface urban heat island (SUHI) which refers to the relative warmth of urban surfaces compared to surrounding rural areas (Yuan and Bauer, 2007).

## II. STUDY SITE

Porto Alegre, the capital city of Rio Grande do Sul state of Brazil (30°01'59"S; 51°13'48"W), is studied for the formation of heat islands (figure 1).

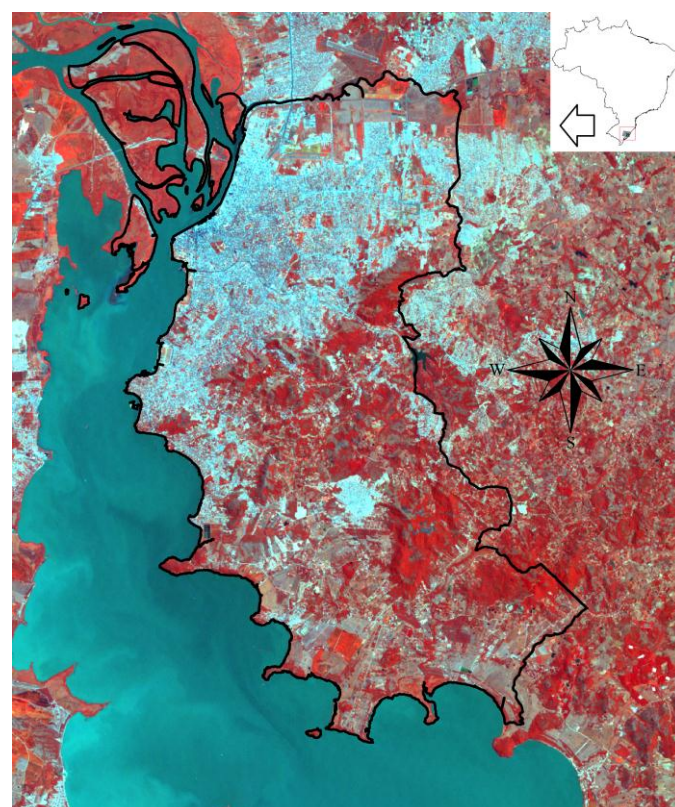


Figure 1. Study site (LandsatTM 5-2-1false colour composite image of Porto Alegre taken on May 04, 2005)

In a survey among the local people in Porto Alegre, it is reported that the temperature has been increased recently, especially around the Park Farroupilha during the summer evenings but within the park, temperature is lesser. It is known that the effects of urbanization on the surface and near-surface temperatures are mainly felt during the night time (Harman, 2006). Methods discussed below are an attempt to uncover the reason behind the temperature changes occurred during the last two decades in the study area.

### III. MATERIALS AND METHODS

Landsat TM, images taken during 1985, 1990, 1995, 2000 and 2005 were used for this research, especially using the thermal band (Band 6) which is having a spatial resolution of 120 m. All other multispectral bands are having a spatial resolution of 30 m. All the images were taken from similar months (May and/or June). The images were atmospherically corrected and geometric correction is done using Erdas Imagine 2011. Other calculations including NDVI, radiance, emissivity and land surface temperature algorithms were done using MATLAB.

Land cover-land use (LCLU) maps during the study period were also created using Normalized Difference Vegetation Indices (NDVIs) for understanding how the city has been changed during this period. NDVI images are easy to calculate and classify since the resultant normalized images are having significant differences in the DN values with different objects on the land surface. Change detection techniques described in Veetil (2012) were applied to understand the growth of urbanization in the study site.

Use of thermal images in mapping land surface temperature has been known from 1970s (Chen et al., 2006). There is only one channel in the thermal region and is difficult to apply common methods to retrieve temperature and emissivity using Landsat (Liu and Zhang, 2011). An alternative way is to calculate the emissivity of the surface from the NDVI and use this to calculate surface temperature. In this study, Land Surface Temperature (LST) for each image is calculated using the spectral radiance derived from Landsat thermal band (TM6) and Land Surface Emissivity (LSE) which is calculated using NDVI images (Sobrino et al., 2004). The NDVI has been used very early as a major indicator of urban climate and the negative correlation between NDVI and LST nonlinear and is utilized in urban researches (Yuan and Bauer, 2007). The images without atmospheric correction are used first for the calculation of LST. In most of the commercial software packages, there are few algorithms for temperature and emissivity separation and these do not offer complete control over parameters and hence the whole process is done by using scripts developed in MATLAB.

The calculation of LST without atmospheric correction is given in Eq. (1).

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\left(\frac{\varepsilon K_1}{R_1}\right) + 1\right)} \quad (1)$$

T is Kelvin,  $\varepsilon$  is the emissivity and the values of constants  $K_1$  and  $K_2$  for Landsat TM are 607.76 and 1260.56 respectively.  $R_1$  is the cell value as radiance and is calculated as in Eq. (2).

$$R_1 = L_m + (P_v - Q_m) \left( \frac{L_M - L_m}{Q_M - Q_m} \right) \quad (2)$$

$P_v$  is the digital number,  $L_m$  is the spectral radiance scales to  $Q_m$  and its value is 1.238,  $Q_m$  is the minimum quantized calibrated pixel value (typically = 1),  $L_M$  is the spectral radiance scales to  $Q_M$  and its value is 15.303 and  $Q_M$  is the maximum quantized calibrated pixel value (typically = 255).

Estimation of the emissivity using NDVI based on Zhang et al (2006) is given in table 1.

TABLE 1 ESTIMATION OF EMISSIVITY USING NDVI

NDVI	Land surface emissivity ( $\varepsilon_i$ )
NDVI < -0.185	0.995
-0.185 ≤ NDVI < 0.157	0.970
0.157 ≤ NDVI ≤ 0.727	1.009 4 + 0.047ln(NDVI)
NDVI > 0.727	0.990

LST for atmospherically corrected images were also tried using Coll et al (2010) formula for scene-specific atmospheric correction which is given in Eq. (3).

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\left(\frac{K_1}{R_2}\right) + 1\right)} \quad (3)$$

T is the LST in Kelvin,  $R_2$  is the atmospherically corrected cell value as radiance and can be calculated using Eq. (4).

$$R_2 = \left( \frac{R_1 - L^\uparrow}{\varepsilon \tau} \right) - \left( \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} \right) L^\downarrow \quad (4)$$

Were  $R_1$  is the cell value as radiance from Eq. (2),  $L^\uparrow$  is the upwelling radiance,  $L^\downarrow$  is the downwelling radiance,  $\tau$  is transmittance and  $\varepsilon$  is the emissivity.

The images without atmospheric correction showed better results because the inherent noise in the thermal channel is enhanced if the atmospheric parameters (atmospheric transmittance, path radiance and water vapor contents) are not well established. The spatial pattern of LST distribution can be used to characterize their local effects on UHI, even though the results need to be refined with *in situ* measurements in some cases (Liu and Zhang, 2011).

#### IV. RESULTS AND CONCLUSIONS

From the results obtained from the land cover maps from 1985 to 2005, it is found that there were significant changes in the urbanized area and other land surface features during this period. Total area of urban settlements has been increased to 24.22% and the total vegetated area has been decreased to 4.13% along with a decrease in unused/bare soil to 9.02% from their initial values in 1985. It is also seen that the urban settlements were constructed on sparsely vegetated area and/or bare soil rather than destroying strongly vegetated areas. Land cover classification maps in 1985 and 2005 are given in figure. 2. It is seen that highly vegetated areas in the suburbs were higher in 2005 due to reforestation activities during this period. It is important to note that during daytime urban parks and woodlands have the same temperature as rural vegetated areas and taller buildings in the suburbs are not cooler than urbanized area. (Nichol, 2005). This drawback can be overcome by using ASTER images taken at night.

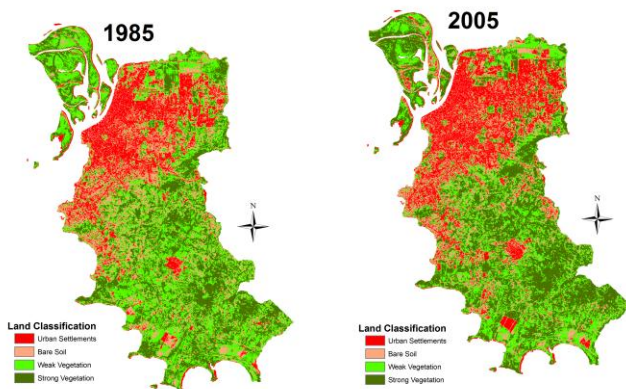


Figure 2. Land cover classification in 1985 and 2005

Land surface temperatures from 1985 to 2005 were also calculated and classified maps were produced (figure. 3) based on temperature values. It is clear from the figure that the surface temperature at highly urbanized areas has been increased significantly during this period (areas having a temperature range of 24°C to 31°C). Urban areas were supposed to be altered the energy balance and the boundary layer potential temperature profile. It is also seen that higher temperature is focused within the urbanized area compared to the surroundings. It is also interesting to note that the roads and other small settlements constructed in the suburbs showed apparent difference in the LST compared to the surroundings even with a spatial resolution of 30 m. It should be noted that the increase in LST can be caused by factors like global warming and local climatic factors rather than urbanization.

The morphology of urban areas imposes an increased surface area and surface geometry. An increase in surface area causes changes in flux densities and bulk fluxes from the surface which in turn causes changes in temperature variation (Harman, 2003). The observed urban energy balance also varies with the differences in surface morphology (smoothness

of the roof surface, for example) and material properties such as the type of the roof (concrete, for example). It is also found that LST in reforested areas in 2005 has been decreased from that in 1980s and 1990s and hence shows artificial reforestation in cities is a practical approach to reduce the UHI effects gradually.

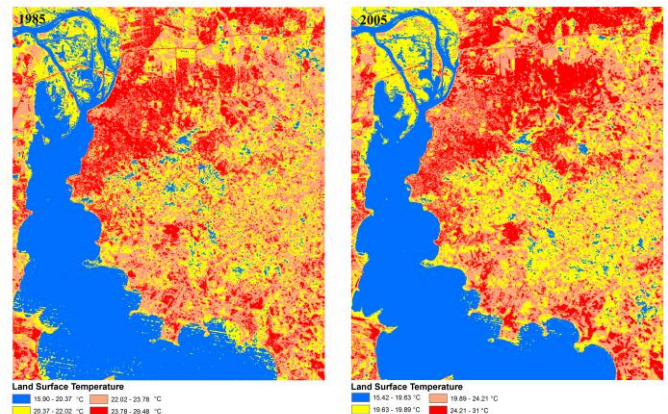


Figure 3. Land Surface Temperature in 1985(Left) and 2005(Right)

In a nutshell, it is seen that an increase in the mean temperature over the urban area in Porto Alegre during the time period from 1985 to 2005. Even though the images used in this study were of single thermal channel, the quality can be improved using a sensor having more thermal channels and using a more sophisticated temperature/emissivity separation algorithm. .

#### ACKNOWLEDGMENT

We would like to acknowledge FAPERGS (Rio Grande do Sul State Foundation for Research) for providing financial assistance for this research.

#### REFERENCES

- [1] R.D. Bornstein, 1968, "Observations of the urban heat island effect in new York city", *Journal of applied meteorology*, Vol. 7, No. 1, pp. 575-582
- [2] X.L. Chen, H.M. Zhao, P.X. Li, Z.Y. Yin, 2006, "Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes", *Remot Sensing of the Environment*, Vol. 104, No. 2, pp. 133-146
- [3] C. Coll, J.M. Galve, J.M. Sanchez, V. Caselles, 2010, "Validation of Landsat-7/ETM+ Thermal-Band Calibration and Atmospheric Correction With Ground-Based Measurements", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol. 18, No. 1, pp. 547-555
- [4] I.N. Harman, "The energy balance of urban area", PhD Thesis, University of Reading, 2006.
- [5] M. Henry, O. Wetterqvist, S. Roguski, S. Dicks., 1989, "comparison of satellite, ground based, and modeling techniques for analysing the urban heat island", *Pphotogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 55, No. 1, pp. 69-76
- [6] L. Liu, Y. Zhang., 2011, "Urban Heat Island Analysis Using the Landsat TM Data and ASTER Data: A Case Study in Hong Kong", *Remote Sensing*, Vol. 3, No. 7, pp. 1535-1552

- [7] J. Nichol, 2005, "Remote Sensing of Urban Heat Islands by Day and Night", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 71, No. 5, pp. 613-621
- [8] S. Nieuwolt, 1966, "The urban microclimate of Singapore", *The Journal of Tropical Geography*, Vol. 22, pp. 30-37
- [9] T.R. Oke, G.T. Johnson, D.G. Steyn, I.D. Watson, 1991, "Simulation of surface urban heat islands under 'ideal' conditions at night part 2: Diagnosis of causation", *Boundary-Layer Meteorology*, Vol. 56, No. 4, pp. 339-358
- [10] J.A. Sobrino, J.C. Jiménez-Muñoz, P. Paolini, 2004, "Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5", *Remote Sensing of Environment*, Vol. 90, No. 4, pp. 434-440
- [11] D.R. Streutker, 2002, "A remote sensing study of the urban heat island of Houston, Texas", *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 23, No. 13, pp. 2595-2608
- [12] F. Yuan, M.E. Bauer, 2007, "Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery", *Remote Sensing of Environment*, Vol. 106, No. 3, pp. 375-386
- [13] B.K. Veettil, 2012, "A comparative study of urban change detection techniques using high spatial resolution images", In: *Proceedings of the 4<sup>th</sup> GEOBIA, Rio de Janeiro*, pp. 29-34
- [14] Y. Zhang, T. Yu, X-F. Gu, L-F. Chen, 2006, "Land Surface Temperature Retrieval from CBERS-02 IRMSS Thermal Infrared Data and Its Applications in Quantitative Analysis of Urban Heat Island Effect", *Journal of Remote Sensing*, Vol. 10, No. 5, pp. 789-797



## Avaliação da propagação de erros ao utilizar a aproximação de Wien na linearização da lei de Planck

Atilio Efrain Bica Grondona<sup>1,2</sup>  
Silvia Beatriz Alvez Rolim<sup>1</sup>  
Matheus Pinheiro Ferreira<sup>1</sup>  
Bijeesh Kozhikkodan Veetil<sup>2</sup>  
Maria Lujan Iglesias<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS  
Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM)  
Av. Bento Gonçalves, 9.500 – 91501-970. Caixa Postal 15.044  
Porto Alegre, RS/Brasil  
{atilio.grondona, silvia.rolim}@ufrgs.br; pferreira.matheus@gmail.com; lu\_igl@hotmail.com

<sup>2</sup> Codex Remote – Ciências Espaciais e Imagens Digitais  
Av. Borges de Medeiros 659, Conj. 503 – Porto Alegre - RS, Brasil  
{atilio, bijeesh}@codexremote.com.br

**Abstract.** Temperature and emissivity are among the major physical properties of materials which are studied using thermal infrared images. Many methods for temperature and emissivity retrieval are based on linearization of Planck's law though these approximations are subjected to errors. This paper describes the propagation of errors in the linearization of Planck's function using Wien's approximation. The relationship between radiance and temperature is non-linear and the temperature emissivity separation is a complex task. Linearization is a technique that mitigates this problem. The data used for this study were obtained using a  $\mu$ FTIR field spectroradiometer from a quartz sample under controlled conditions. The instrument is calibrated using cold and hot blackbodies and the sensor is calibrated with a Lambertian surface. The emissivity is calculated using the Planck's function and the temperature for a radiance measured in a given wavelength. Other sources of errors such as atmospheric effects were not considered here. Possible errors in temperature, emissivity and wavelength were analyzed. To solve the problem of multiple variables, Wien's approximation is applied to the Planck's function for the linearization of the data which will help to understand how errors are propagated in different approximation. It is seen that the propagation of errors does not have a significant influence on the final results and the application of linearization can be applied without significant loss of information.

**Palavras-chave:** Thermal infrared, Wien's approximation, error assessment, MatLab, infravermelho termal, aproximação de Wien, avaliação de erro, Matlab.

### 1. Introdução

Temperatura e emissividade de objetos podem ser estimadas por seus valores de radiância na região do infravermelho termal (TIR – *thermal infrared*). Este procedimento encontra aplicação em diversas áreas, tais como: geologia, climatologia, análises de processos biológicos, análises geofísicas, estudos da pluma atmosférica, mapeamento de uso e cobertura da terra, avaliação de desastres, detecção de poluição, entre outras (Collins et al., 2001). Muitas destas aplicações utilizam valores de radiância obtidos por sensores remotos para extrair a temperatura e a emissividade de objetos. No entanto, a separação temperatura e emissividade é um problema complexo devido à relação não linear existente entre estas duas variáveis (Collins et al., 2001; Hook et al., 1992). Isto tem motivado pesquisadores a desenvolver novos métodos (e.g. Collins et al., 2001; Hook et al., 1992; Li et al., 1999 e Gillespie, 1998).

A radiância espectral que atinge um sensor remoto, desconsiderando a interferência atmosférica, pode ser estimada por sua emissividade a uma determinada temperatura através da lei de Planck. Independente do número de bandas utilizadas para as medidas de radiância, sempre existirá uma variável a mais do que as medidas realizadas. Por exemplo, um



radiômetro com  $N$  bandas espectrais possui  $N$  medidas de radiância e  $N + 1$  variáveis ( $N$  emissividades para cada banda e uma temperatura  $T$ ), tornando o sistema indeterminado, a menos que restrições complementares sejam incluídas. Para mitigar este problema, Green e Craig (1985) propuseram utilizar a aproximação de Wien para a lei de Planck com o objetivo de linearizar os dados, e separar as variáveis. Neste sentido, o presente trabalho analisou como os diferentes erros se propagam na linearização, antes de sua aplicação em estimativas de temperatura e emissividade (Hook et al., 1992).

## 2. Material e Métodos

### 2.1 Aquisição dos dados

Os dados foram obtidos utilizando-se um espectrorradiômetro de campo  $\mu$ FT-IR Modelo 102 pertencente ao Laboratório de Sensoriamento Remoto Geológico (LABSRGEO) do Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). O instrumento utilizado permite a aquisição de espectros no infravermelho de superfícies naturais entre 2 e 16  $\mu\text{m}$  com resoluções espectrais de 2, 4 e 16  $\text{cm}^{-1}$  (Hook et al., 1996). Devido à temperatura da amostra, o pico de emissão da radiância ocorre próximo aos 10  $\mu\text{m}$ , e para os comprimentos de onda menores do que 7  $\mu\text{m}$  as medidas são ruidosas, por esta razão, foram utilizados os dados compreendidos entre 7-16  $\mu\text{m}$ .

A obtenção dos espectros de emissividade e radiância é realizada a partir da calibração radiométrica do equipamento utilizando dois corpos negros (um frio e um quente) (Salvaggio et al., 2001). A temperatura destes corpos deve ser controlada, de modo que, a temperatura do corpo negro frio seja inferior a do ambiente e a temperatura do corpo negro quente superior a da amostra. Além disso, é necessário calibrar o sensor antes das medições da radiância do alvo por meio de uma superfície lambertiana, a exemplo de uma placa de ouro. Deste modo, é possível minimizar as contribuições do ambiente (*background*) e da atmosfera (*downwelling*).

### 2.2 Linearização da função de Planck

A medida física registrada por um sensor remoto é a radiância espectral, sendo definida como o fluxo radiante numa certa direção, a partir de uma superfície normalizada com respeito à área da superfície e unidade de ângulo sólido. Admitindo que superfície terrestre seja um corpo negro perfeito a uma temperatura constante, e sem a intervenção da atmosfera, a radiância medida no sensor seria dada pela lei de Planck:

$$B(\lambda, T) = C_1 / \left( \lambda^5 \pi \left( e^{C_2/\lambda T} - 1 \right) \right) \quad (1)$$

onde  $B(\lambda, T)$  é a radiação emitida pelo corpo negro dada em  $W/m^2 \text{ sr } \mu\text{m}$ ,  $\lambda$  é o comprimento de onda ( $\mu\text{m}$ ),  $T$  é a temperatura cinética do alvo ( $K$ ),  $C_1$  é a primeira constante de radiação ( $3,74151 \times 10^{-16} \text{ Wm}^2$ ) e  $C_2$  é a segunda constante de radiação ( $0,0143879 \text{ mK}$ ). Como a maioria dos alvos não emite radiância como um corpo negro, parte da energia incidente é dissipada de outras formas, e o restante (energia absorvida) é transformado em energia térmica. A esta propriedade física dá-se o nome de emissividade espectral ( $\epsilon$ ), que informa a capacidade de um material transformar a energia que incide sobre ele em radiação térmica. Este índice está relacionado à radiância espectral e a lei de Planck para um corpo negro sob o mesmo comprimento de onda e temperatura, e é dado pela seguinte equação:

$$\varepsilon(\lambda, T) = R(\lambda, T) / B(\lambda, T) \quad (2)$$

onde  $R(\lambda, T)$  é a radiância medida no sensor no comprimento de onda  $\lambda$  e temperatura  $T$ . Logo, a emissividade é a razão entre a radiância de um dado material e a radiância de um corpo negro na mesma temperatura e comprimento de onda.

Para qualquer material real, a partir da Equação 2 e desconsiderando os efeitos atmosféricos, a radiância espectral no sensor pode ser escrita como:

$$R(\lambda, T) = (\varepsilon(\lambda, T) C_1) / (\lambda^5 \pi (e^{C_2/\lambda T} - 1)) \quad (3)$$

Fica claro que a radiância emitida pela superfície não é linear em relação à temperatura ( $T$ ), como visto no denominador da Equação 4; tampouco é linear ao longo dos comprimentos de onda ( $\lambda$ ). Visando mitigar este problema, foi proposto inicialmente por Green e Craig (1985) e revisado por Hook et al. (1992), a utilização da aproximação de Wien para a função de Planck, dada por:

$$R(\lambda, T) = (\varepsilon(\lambda, T) C_1) / (\lambda^5 \pi e^{C_2/\lambda T}) \quad (4)$$

Tomando o logaritmo natural da Equação 3, e multiplicando por  $\lambda$ , com a finalidade de isolar o termo referente a temperatura ( $T$ ) temos abaixo a forma linearizada da Equação 4:

$$R_L = \lambda \ln [R(\lambda, T)] = \lambda \ln [\varepsilon(\lambda, T)] + \lambda \ln (C_1) - 5\lambda \ln (\lambda) - \lambda \ln (\pi) - \frac{C_2}{T} \quad (5)$$

### 2.3 Experimento

Uma análise inicial apresentou três possíveis fontes de erro para a estimativa da radiância, sendo elas: 1º) Erro na temperatura, 2º) Erro na emissividade e 3º) Erro no comprimento de onda utilizado. A análise da propagação de erros foi realizada comparando os dados com uma amostra de quartzo ( $\text{SiO}_2$ ) medida em laboratório com temperatura de 302,45K, onde a temperatura e umidade relativa do ambiente foram registradas em 295,15K e 61,9%, respectivamente. Todos os algoritmos necessários para o processamento e análise foram implementados em ambiente MatLab.

1º) Erro na temperatura: assumindo que haja variações somente na temperatura ( $\bar{T}$ ), o erro propagado somente desloca a curva da Equação 5, e pode ser estimado conforme a equação:

$$|\Delta R / R_L| = |\bar{T} - T| (C_2 / (\bar{T} T R_L)) \quad (6)$$

Neste trabalho foram utilizadas variações de  $\pm 0.3$  K,  $\pm 0.6$  K,  $\pm 1.25$  K,  $\pm 2.5$  K,  $\pm 5$  K e  $\pm 10$  K a partir da temperatura cinética das amostras de quartzo. Assim, simulando casos onde a emissividade do alvo é conhecida para a temperatura cinética e a temperatura utilizada é aproximada.

2º) Erro na emissividade: se o erro está na emissividade utilizada ( $\bar{\varepsilon}$ ), o resultado passa a ser um acréscimo logarítmico sob a curva, dado por:

$$|\Delta R/R_L| = (\lambda/R_L) |\ln(\varepsilon/\bar{\varepsilon})| \quad (7)$$

Este experimento utilizou a temperatura cinética da amostra, enquanto a emissividade variou em  $\pm 0,01$ ,  $\pm 0,05$ ,  $\pm 0,1$ ,  $\pm 0,2$ . O valor  $-0,2$  não foi utilizado devido às restrições com os comprimentos de onda selecionados, onde alguns possuíam emissividade inferior a 0,2, tornando a diferença entre a emissividade de referência e a sua variação negativa sem significado físico. Este segundo tipo de erro representa o caso em que se conhece a temperatura do alvo, mas não sua emissividade real. O experimento foi realizado em 5 comprimentos de onda distintos, referentes aos comprimentos de ondas centrais das bandas do TIR do sensor *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER), apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Bandas do sensor ASTER e respectiva emissividade de referência utilizada.

ASTER	Intervalo ( $\mu\text{m}$ )	Comp. onda médio ( $\mu\text{m}$ )	Emissividade de referência
Banda 10	8,125-8,475	8,30	0,2562
Banda 11	8,475-8,825	8,65	0,3355
Banda 12	8,925-9,275	9,10	0,1181
Banda 13	10,25-10,95	10,60	0,8545
Banda 14	10,95-11,65	11,30	0,8924

3º) Erro no comprimento de onda: normalmente as bandas de um sensor amostram o espectro eletromagnético em intervalos definidos. No momento do processamento dos dados, as bandas são identificadas pelo comprimento de onda central destes intervalos. Deste modo, existe uma pequena variação entre o comprimento de onda utilizado ( $\bar{\lambda}$ ) e o real, que pode ser expresso por:

$$|\Delta R/R_L| = \left| \left( (\lambda - \bar{\lambda})/R_L \right) \ln \left( (\varepsilon C_1) / \left( \pi (\lambda - \bar{\lambda})^5 \right) \right) \right| \quad (8)$$

Para este terceiro tipo de erro foi escolhido um comprimento de onda específico como sendo o de referência, bem como seus quatro vizinhos adjacentes, dois à direita e dois à esquerda. Esta escolha foi realizada utilizando a lei de deslocamento de Wien, tomando-se o comprimento de onda onde ocorre o pico de emissão para a temperatura da amostra. Por esta lei e para a temperatura de 302,45K, o comprimento de onda de máxima emissão foi determinado como sendo 9,58  $\mu\text{m}$ . Na Tabela 2 é possível observar todas as bandas e suas respectivas emissividades. Este último caso simula a situação em que se conhece a temperatura cinética e a emissividade real do alvo, e o erro se limita à resolução espectral do sensor.

Tabela 2. Comprimentos de onda utilizados e suas respectivas emissividades.

Comprimento onda ( $\mu\text{m}$ )	Emissividade
9,53	0,6225
9,56	0,6444
9,58	0,6608
9,61	0,6745
9,64	0,6874

### 3. Resultados e Discussão

Os espectros de emissividade e de radiância obtidos são mostrados nas Figuras 1 e 2, respectivamente.

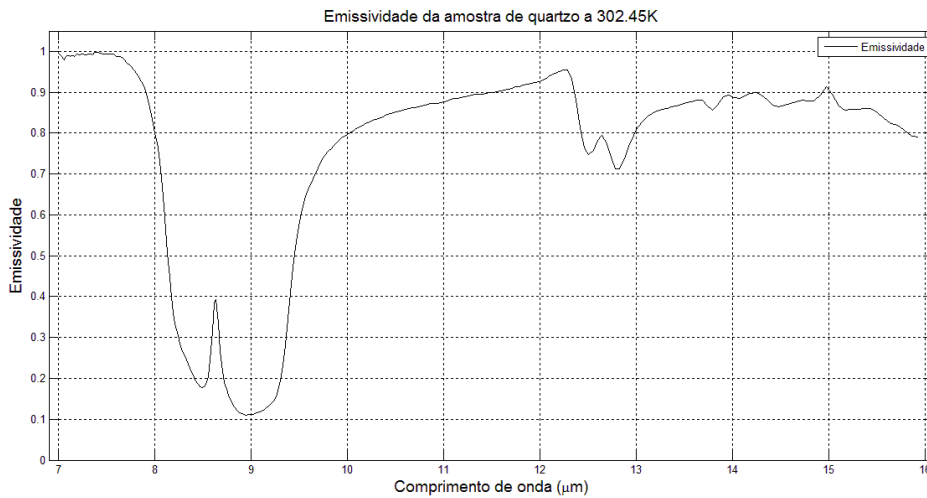


Figura 1. Curva de emissividade da amostra do quartzo a 302,45K.

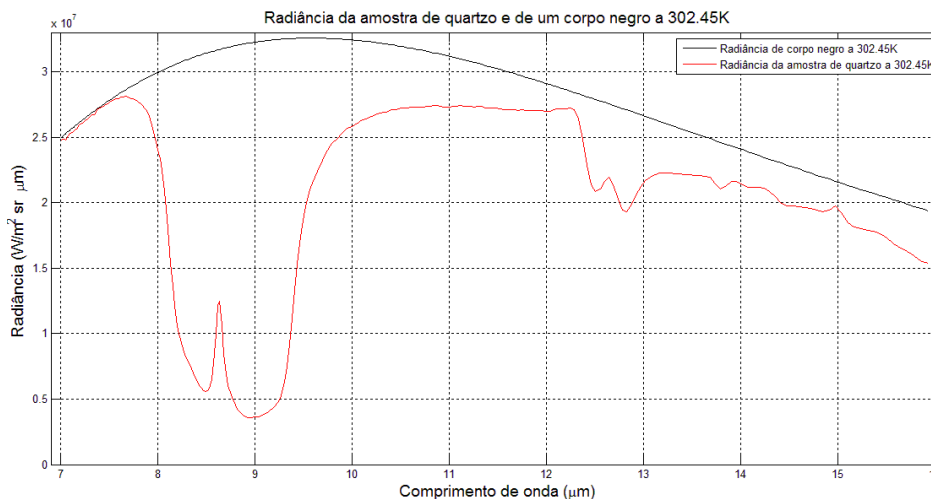


Figura 2. Radiância medida da amostra de quartzo à 302,45K em vermelho, radiância de corpo negro à 302,45K em preto.

Deve-se notar que existem outras fontes de erro que não foram levadas em consideração neste trabalho. Um exemplo comum está relacionado às contribuições da atmosfera, principalmente em dados provenientes de sensores aerotransportados ou orbitais. Neste caso, é necessário realizar a correção atmosférica dos dados, onde informações adicionais são necessárias. Neste trabalho os efeitos da atmosfera são desprezados devido à distância reduzida entre o sensor e o alvo ( $\cong 0.5\text{m}$ ).

Outra fonte de erro pode estar associado ao uso da aproximação de Wien para a lei de Planck, como mostra a Figura 3. O erro associado a esta aproximação é monotonicamente crescente, sendo de 0,0071% em 7  $\mu\text{m}$  e chegando a 0,336% em 16  $\mu\text{m}$ . Este resultado está de acordo com Siegal e Howell (1982), que afirmam que a aproximação de Wien para a função de Planck na forma linearizada tem erro menor que 1% para comprimentos de onda próximos a 10  $\mu\text{m}$  e temperaturas de aproximadamente 300K.

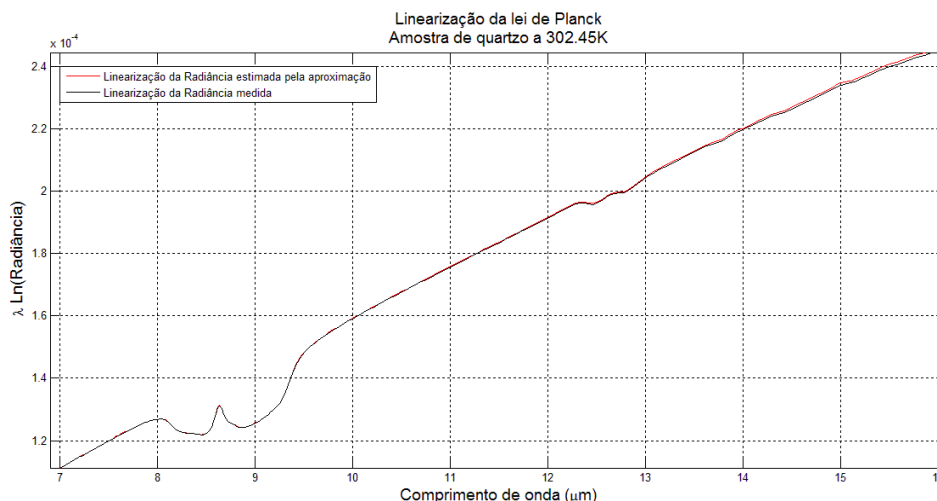


Figura 3. Curva da radiância linearizada medida da amostra a 302.45K em preto, e em vermelho a curva linearizada da radiância estimada da amostra a 302.45K.

Os erros na temperatura, emissividade e comprimento de onda utilizados podem ser vistos, respectivamente nas Figuras 4, 5 e 6.

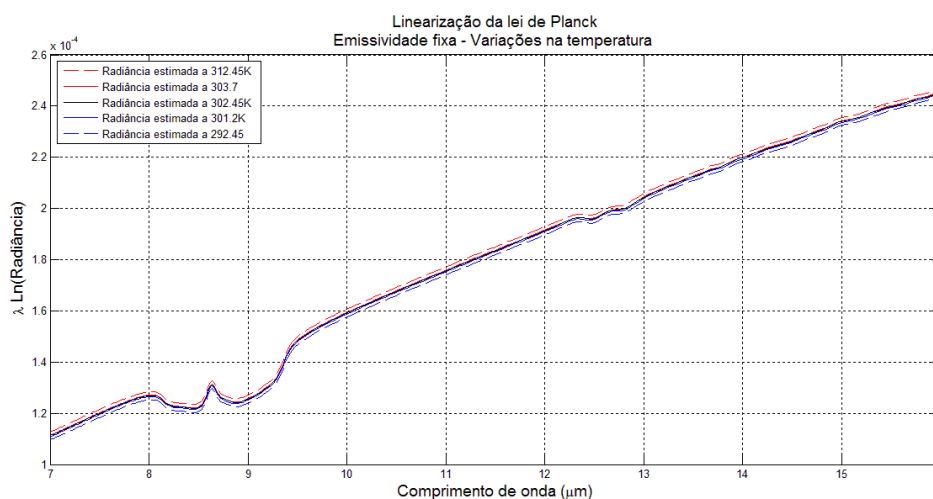


Figura 4. Curvas linearizadas da radiância para a emissividade real da amostra e com variações na temperatura.

Na figura 4, como previsto, o erro na temperatura insere somente um deslocamento constante na curva. O deslocamento é positivo nos casos em que a temperatura utilizada é superior à cinética, e negativo quando a temperatura utilizada é inferior à cinética. Os erros na temperatura e os propagados são mostrados na Tabela 3.

Tabela 3. Variações na temperatura em porcentagem, erro propagado no primeiro e no último comprimento de onda medido respectivamente.

$\Delta T$ (K)	Erro Temperatura (%)	Erro (%) em 7 $\mu\text{m}$	Erro (%) em 16 $\mu\text{m}$
$\pm 0,3$	0,992	0,042	0,019
$\pm 0,6$	0,198	0,085	0,039
$\pm 1,25$	0,413	0,177	0,080
$\pm 2,5$	0,826	0,356	0,162
$\pm 5$	1,653	0,718	0,327
$\pm 10$	3,306	1,461	0,665

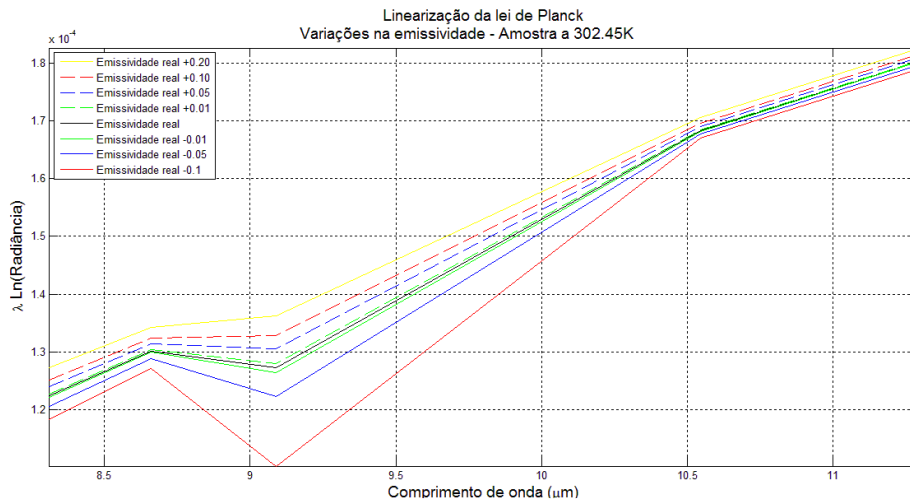


Figura 5. Curvas linearizadas da radiância para a temperatura real da amostra e com variações na emissividade.

O erro na emissividade se mostra mais sensível nos menores comprimentos de onda, como pode ser visto na Figura 5. Conforme aumenta o comprimento de onda, principalmente após os 10 μm, o erro propagado tende a diminuir. Também se observa na Figura 5 que menores comprimentos de onda com maiores variações percentuais na emissividade propagam mais o erro.

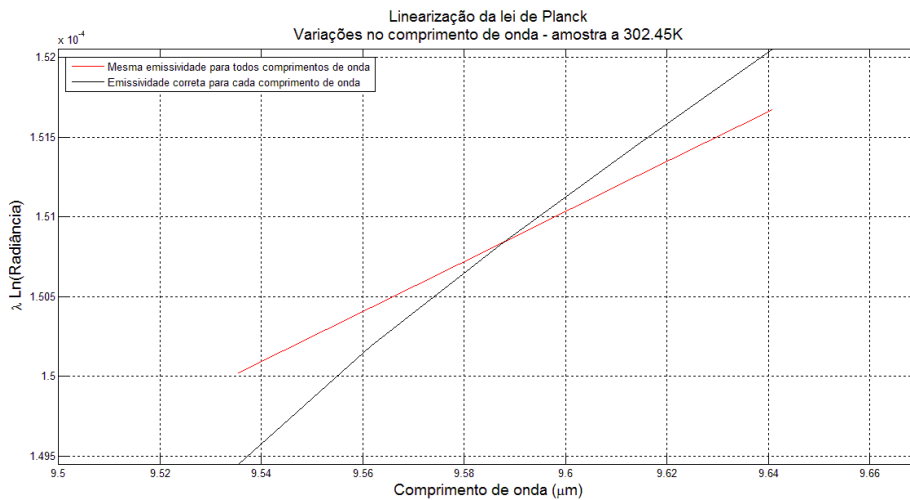


Figura 6. Curvas linearizadas da radiância para a emissividade e temperatura real da amostra com variações no comprimento de onda.

No último caso, quando se utiliza um comprimento de onda médio para representar um intervalo do espectro e uma única emissividade para este intervalo, desprezando o fato de que cada comprimento de onda possui uma determinada emissividade, fica evidente que estas condições são uma fonte de erro significativa (Figura 6). Para um erro no comprimento de onda de ± 0,27% o erro médio propagado é de 0,145%, enquanto que para um erro médio de, ± 0,55% o erro propagado é de 0,32%. Desta forma, pode-se afirmar que quanto maior a distância entre o comprimento de onda, maior será o erro propagado. Além disso, este erro está limitado à resolução espectral do sensor e, dependendo da aplicação, maiores resoluções espectrais devem ser utilizadas visando diminuí-lo.

#### 4. Conclusões

A aproximação de Wien para a função de Planck e sua linearização, fazem parte de um processo que permite isolar o termo referente à temperatura dos demais termos, além de transformar um problema complexo, inicialmente não linear, em um problema linear mais simples, através de métodos algébricos. No entanto, ainda resta um problema na extração de informações de temperatura e emissividade, que é a existência de mais variáveis do que equações, havendo a necessidade de aplicação de métodos complementares, sejam os dados linearizados ou não. O ponto chave deste trabalho foi analisar a sensibilidade desta linearização e avaliar como pequenas perturbações iniciais são observadas no final do processo. Os resultados mostraram que mesmo havendo a propagação de erros, estes não influenciam significativamente o resultado final, e que quanto maior o comprimento de onda, menor é a propagação deste erro. Assim, pode-se afirmar que este método, como um passo intermediário à extração de informações no TIR, pode ser aplicado sem significativa perda de informações, selecionando o comprimento de onda mais adequado à análise.

#### Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio Grande do Sul (FAPERGS) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelas bolsas de estudos e ao Laboratório de Sensoriamento Remoto Geológico (LabSRGeo) do Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM) da UFRGS.

#### 5. Referências Bibliográficas

Collins, E.F.; Roberts, D.A.; C.C.; Borel C.C. Spectral Mixture Analysis of Simulated Thermal Infrared Spectrometry Data: An Initial Temperature Estimate Bounded TESSMA Search Approach. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 39, n. 7, 2001.

Gillespie, A.; Rokugawa, S.; Matsunaga, T.; Cothorn, J.S.; Hook, S.; Kahle A.B. A Temperature and Emissivity Separation Algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 36, n. 4, 1998.

Green, A.A; Craig, M.D. Analysis of aircraft spectrometer data with logarithmic residuals. **JPL Proc. of the Airborne Imaging Spectrometer Data Anal. Workshop**, p. 111-119, 1985.

Hook, S.J.; Gabell, A.R.; Green, A.A.; Kealy, P.S. A Comparison of Techniques for Extracting Emissivity Information from Thermal Infrared Data for Geologic Studies. **Remote Sensing of Environment**, v. 42, p. 123-135, 1992

Hook, S.J.; Kahle, A. B. The Micro Fourier Transform Interferometer (uFTIR) - A New Field Spectrometer for Acquisition of Infrared Data of Natural Surfaces. **Remote Sensing of Environment**, v.56, p.172-181, 1996.

Li, Z.L.; Becker, F.; Stoll, M.P., Wan, Z. Evaluation of Six Methods for Extracting Relative Emissivity Spectra from Thermal Infrared Images. **Remote Sensing of Environment**, v. 69, p. 197-214, 1999.

Salvaggio, C.; Miller, C.J., 2001. Methodologies and protocols for the collection of midwave and longwave infrared emissivity spectra using a portable field spectrometer. **Proc. SPIE 4381**, 539-548, 2001.

Siegal, R.; and Howell, J. R. **Thermal Radiation Heat Transfer**: Second Edition, Hemisphere, New York, 1982.

# Recent Changes Occurred in the Terminus of the Debris-covered Bilafond Glacier in the Karakoram Himalayas Using Remotely Sensed Images and Digital Elevation Models (1978-2011)

**Bijeesh KOZHIKKODAN VEETIL<sup>1\*</sup>, Ulisses FRANZ BREMER<sup>1,2</sup>, Atilio EFRAIN BICA GRONDONA<sup>1</sup>, Sergio FLORENCIO DE SOUZA<sup>1,3</sup>**

*1 Centre for Research in Remote Sensing and Meteorology, Federal University of Rio Grande do Sul (UFRGS), Campus do Vale, Av. Bento Gonçalves, 9500, CEP: 91501-970, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brazil*

*2 Department of Geography, Institute of Geosciences, Federal University of Rio Grande do Sul (UFRGS), Campus do Vale, Av. Bento Gonçalves, 9500, CEP: 91501-970, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brazil*

*3 Department of Geodesy, Institute of Geosciences, Federal University of Rio Grande do Sul (UFRGS), Campus do Vale, Av. Bento Gonçalves, 9500, CEP: 91501-970, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brazil*

\*Corresponding author, e-mail: [bijeesh.veetil@ufrgs.br](mailto:bijeesh.veetil@ufrgs.br)

**Citation:** Veetil Kozhikkodan B, Bremer Franz U, Grondona Bica Efrain A, et al. (2014) Recent changes occurred in the terminus of the debris-covered Bilafond Glacier in the Karakoram Himalayas using remotely sensed images and digital elevation models (1978-2011). *Journal of Mountain Science* 11(2). DOI: 10.1007/s11629-013-2677-6

© Science Press and Institute of Mountain Hazards and Environment, CAS and Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2014

**Abstract:** Recent changes occurred in terminus of the debris-covered Bilafond Glacier in the Karakoram Range in the Himalayas, Northern Pakistan was investigated in this research. Landsat MSS, TM and ETM+ images were used for this study. Digital elevation models derived from ASTER GDEM and SRTM were also utilized. Visible, infrared and thermal infrared channels were utilized in order to get accurate glacier change maps. Three methods were tried to map this debris-covered glacier in this research. The glacier has been mapped successfully and the changes in the glacier terminus from 1978 to 2011 have been calculated. Manual, semi-automatic and thermal methods were found to give similar results. It was found that the glacier has undergone serious ablation during this period despite of the fact that many of the larger glaciers in the Hindu Kush and Karakoram mountain regions in the Upper Indus Basin were reported to be expanding. The terminus has been moved back about 600 meters during this period and there was an abrupt change in the glacier terminus during 1990-2002. We propose that debris thickness is not the only factor that influences the

glacier ablation but the altitude of the debris-covered glacier as well. Many glaciers in the Karakoram region reported to be expanding were having higher altitudes compared to the study area.

**Keywords:** Bilafond Glacier; Debris-covered glaciers; Karakoram; Himalayas; Thermal mapping; Glacier ablation; Siachen Glacier

## Introduction

Mountain glaciers are considered as indicators of climate change and are physically complex and spatially diverse (Amstrong 2010; Veetil 2012). They also function as water resources and natural buffers of hydrological seasonality (Bolch et al. 2012). Changes in glacial length indicate an indirect and delayed response to climate change whereas mass balance indicates a direct and rapid response (Haeberli and Hoelzle 1995; Zemp et al. 2008; Veetil et al. 2013). The Himalayas accommodates a large quantity of non-polar

**Received:** 31 January 2013

**Accepted:** 8 June 2013



glaciers which is about 33,050 square kilometer (Bhambri et al. 2011; Zemp et al. 2008) and is about 28.8% of the glaciers in the Central Asia and 4.8% of the total glaciers and ice-caps in the world (Gurung and Bajracharya 2012). However, the quantity of data available is highly sparse for getting a comprehensive description of the conditions especially in the western Himalayan region (Amstrong 2010; Frey et al. 2012), even though efforts have been made by the Global Land Ice Measurement from Space (GLIMS) project (Raup et al. 2007). Various government institutions in India have made fruitful efforts to map the national glacier inventory (Raina and Srivastava 2008). In general, the Himalayan and Trans-Himalayan glaciers were retreating since 1850 AD (Mayewski and Jeschke 1979). Glaciers in the eastern and central Himalayas are 'summer accumulation type' whereas winter accumulation is prevailing in the northwest (Bolch et al. 2012). Many of the major rivers in the Himalayas originate from glaciers which are the perennial sources of fresh water to the surroundings especially during the summer (Veetil 2012). Precipitation and glacier ablation manages the runoffs in the Himalayan Rivers (Bhambri et al. 2011) such as Indus, Ganges and Brahmaputra. Global warming scenarios imposed an additional importance to the researches on the World's freshwater resources such as mountain glaciers and ice caps. IPCC (2007) has reported that global surface warming has been taking place at the rate of  $0.74 \pm 0.18^\circ\text{C}$  over 1906-2005. In many regions in the Himalayas such as in the Utharkhand state of India, rainfall has undergone a sudden negative shift rather than a gradual reduction (Basistha et al. 2009). However, there were different responses to climate change from the western Himalayas, where a decrease in the mean temperature has occurred in the summer (Fowler and Archer 2006).

Many of the glaciers in the Karakoram and Hindu Kush Himalayas were studied using aerial photographs or satellite imagery (Bolsch et al. 2012; Bhambri et al. 2011; Hewitt, 2011; Mayewski and Jeschke 1979; Racoviteanu and Williams 2012). Higher rate of rock avalanches, landslides and high altitudes are always a hindrance to field work in this region. Debris-covered glaciers are the least studied (using remote sensing) in the Himalayan

region. The inadequacy of visible and infrared imagery for mapping the glacier underneath the supra-glacial debris makes this task a difficult one. Karakoram region of the Himalayas accommodates some of the longest glaciers outside the polar region such as the Siachen Glacier (75 km) and the Hispar Glacier (61 km) (Mayewski and Jeschke 1979). Many of them are characterized by thick debris cover and were reported to have a different behavior from the rest of the Himalayas or other glaciers in the various parts of the World (Hewitt 2011). Debris-covered glaciers in these areas were reported to be expanding irrespective of the increase in global mean temperature (Hewitt 2005). The factors which nourish this positive mass balance are still unknown (Hewitt 2011; Scherler et al. 2011). Karakoram glaciers are considered to be 'year-round accumulation with summer ablation type' (Hewitt 2011). Complex topography and lack of systematic measurements make it difficult to understand their characteristics (Amstrong 2010). High elevation and thick supraglacial debris cover induce a negative feedback on the ablation characteristics and the debris accumulates every year due to rock avalanches and moraine transportation (Veetil 2009). Higher contrasts between summer and winter temperatures and between minimum and maximum temperatures were noticed towards the end of twentieth century (Fowler and Archer 2006). It was found that the summer temperature in the Karakoram region has decreased slightly in the second half of the last century probably due to an increasing precipitation and/or cloudiness (Fowler and Archer 2006; Scherler et al. 2011) and the winter mean and maximum temperature showed significant increase (Fowler and Archer 2006). Various glacier expansions and surges were reported in the central Karakoram (Hewitt, 1998). Some authors consider this region under debate – whether global warming is occurring or not (Yadav et al. 2004). The International Centre for Integrated Mountain Development (ICIMOD) has compiled a new glacier inventory based on satellite images which covers the entire Hindu Kush and Karakoram region (Bajracharya and Shrestha 2011). However, multi-temporal monitoring of individual glaciers in detail is beyond the scope of such projects.

The ablation and surge of a debris-covered glacier are highly dependent on the debris thickness

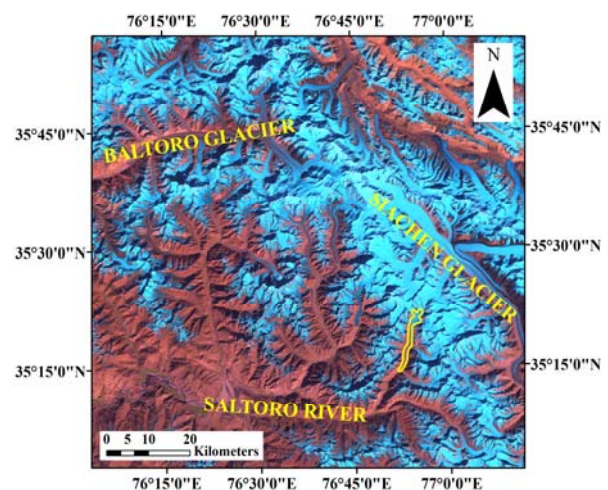
and slope. Debris cover is normally thick towards the snout position due to moraine transportation from higher slopes. It was experimentally shown that glacier ablation increases with debris thickness up to a certain value above which the ablation rate decreases (Singh et al. 2000). This thickness value is called threshold thickness. Maximum ablation characteristics were observed with a thickness of 26 mm (Singh et al. 2000) and 5 cm (Kayastha et al. 2000) at different study sites. The accumulation of dust particles and algae above clean ice or snow reduces albedo and hence enhances the absorption of solar radiation which in turn leads to accelerated glacier ablation (Singh et al. 2000). Debris-covered glaciers were found to have delayed response to climate change (Thomson et al. 2000) and hence care must be taken in interpreting the results and correlating with global warming and other local factors. Debris-covered glaciers can be used as “fossils of climate change” for long-term climate change studies.

Images derived from earth observing satellites are a major source of information for glacier mapping and monitoring and are devoid of difficulties of field work (Zemp et al. 2008). Many researchers have used remotely sensed satellite images and aerial photographs for monitoring debris-covered glaciers (Bhambri et al. 2011; Nakawo et al. 1992; Paul et al. 2004; Racoviteanu and Williams 2012; Shroder et al. 2000; Taschner and Ranzi 2002; Veettil 2012). In combination with Digital Elevation Models (DEMs) derived from Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM) and Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Global DEM (GDEM), glacier mapping has been improved and were used for the compilation of topographic glacier inventory parameters (Frey and Paul 2012). Frey et al (2012) suggested the use of ASTER GDEM and the unsuitability of void-filled SRTM DEM in the western Himalayas. However, ASTER GDEM is also affected by pits and bumps (Frey et al. 2012). Debris-covered glaciers can be mapped using manual or semi-automatic methods. In this research both manual and semi-automatic methods were tried for comparing the results and ensuring the accuracy.

## 1 Study Site

Bilafond Glacier (35°18'51"N, 76°54'11"E) is a

debris-covered glacier in the Siachen region across the southern Karakoram Range (Figure 1). It is one of the main sources of the Ghyari (Gayari) River which is a major tributary of the Saltoro River and is situated in one of the regions in the Himalayas where rock and snow avalanches are very often. Accidents due to avalanches cause much damage to life and properties (BBC 2012). Another debris-covered glacier – the Chumik Glacier – joins with the Bilafond Glacier towards its snout position. It was reported to be joined with the Bilafond in the 1880s (Hedin 1910). The terminus of the Bilafond glacier had been calculated to be having an elevation of 3800 m a.s.l. in 1912 (Mayewski and Jeschke 1979). Nearby glaciers such as Siachen Glacier and Baltoro Glacier were studied recently. There were few descriptions about this glacier in expedition diaries and geographical journals at the beginning of the twentieth century (Longstaff 1910) and no serious researches have been reported recently.



**Figure 1** Location of the Bilafond Glacier with major glaciers nearby and the Saltoro River (based on Landsat ETM+ image acquired on 12/10/2002).

## 2 Datasets and Software Used

The images used for this study were derived from Landsat series (MSS, TM and ETM+) and digital elevation models were from ASTER GDEM (scene: ASTGDEMv2\_0N35E076) with a spatial resolution of 30 m and SRTM (scene: SRTM3N35E076V2) with 90 m resolution. ASTER GDEMs were derived from ASTER images taken

**Table 1** Details of satellite images used.

Sensor	Date of acquisition	Spatial resolution (m)	Scene/Product ID
Landsat MSS	1978 July 18	60	LM31590351978199AAA04
Landsat TM	1990 June 29	30,120(Thermal)	ETP148R35_5T19900629
	2011 August 10	30,120(Thermal)	L5148035_03520110810
Landsat ETM+	2002 June 22	30,60(Thermal),15(PAN)	L71148035_03520020622

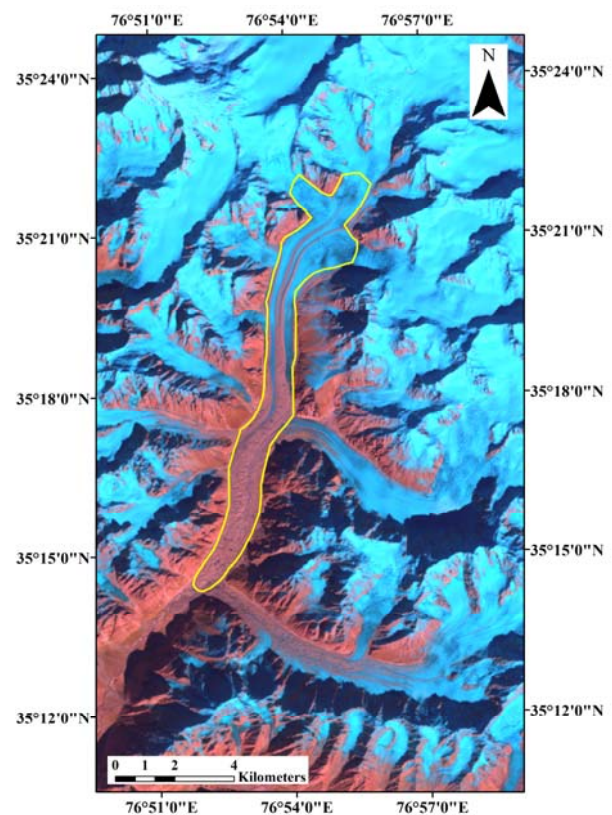
during December 1999 to June 2008 and SRTM images were taken during an 11-day mission in February 2000 from the Space Shuttle Endeavour. The details of space-borne data used for this research is given in Table 1. Landsat images were downloaded from US Geological Survey (USGS). Four Landsat images were used, which were acquired in July 1978, June 1990, June 2002 and August 2011. These images were found to be cloud free and all of them were acquired during the same season. The ASTER GDEM and void filled SRTM DEM were also available without any cost from the USGS’s Earth Explorer website. A major difference between SRTM and ASTER is that the optical sensor of ASTER measures the surface of snowpack whereas the C-band radar of SRTM penetrates the snow to some extent (Frey and Paul 2012). During the pre-processing stage, the DEMs were reprojected from Geographic coordinate system to UTM coordinate system (WGS84 43N). For the processing of multispectral images we used ERDAS Imagine tools and MATLAB for land surface temperature calculations from the Landsat thermal channel and normalized difference vegetation indices (NDVIs). Maps were created using ArcGIS (version 10.1).

### 3 Methodology

Landsat images were processed with three different approaches to ensure the accuracy in calculating the changes in the glacier terminus, getting comparable results and reducing the chance of manual errors. All the images were undergone image to image registration to reduce errors in the calculated glacier margin. Common methods to map glaciers are using normalized difference snow indices (NDSI) and spectral segmentation of ratio images such as TM3/TM5 or TM4/TM5 (Paul 2000). However, these methods were not successful in mapping debris-covered glaciers

(Paul et al. 2004). In this research, band ratio images, multispectral image classification and thermal reflections combined with multisource digital elevation models from ASTER GDEM and SRTM were used to map the Bilafond Glacier.

In the first approach, delineation of debris-covered glacier boundaries was done manually in 1978, 1990, 1998 and 2011. Origin of the Ghyari River was taken as the terminus and the glacier margin is calculated using various band combinations concurrently (Veetil 2012). The illumination difference caused by the convex shape of glacier tongue was also utilized. DEMs can also be utilized for improving the manual task in high latitudes due to the break in the slope at the contact to lateral moraines (Paul et al. 2004) (Figure 2).



**Figure 2** Manual approach for delineating debris-covered glacier margin.

In the second method semi-automatic approach based on Paul et al. (2004) was tried. Firstly, a TM4/TM5 ratio image (Figure 3A) was calculated and was applied a threshold value of 2.0 to segment the ratio image into 'glacier' and 'other' (Figure 3B). Secondly, an intensity hue saturation image (IHS) was created derived from TM bands 3, 4 and 5 (Figure 3C) and the hue-component of this image was applied with a threshold value of 127 to create a 'vegetation' and 'vegetation-free' map (Figure 3D). Finally, slope image was calculated from the DEMs and was segmented with a threshold value (Figure 3E). Steep slopes between 12° and 24° (or more) were found to be devoid of debris cover (Bolch et al. 2007; Racoviteanu and Williams 2012) even though there is no fixed value which is universally accepted. Instead of 24° as in Paul et al. (2004), 12° was used as threshold value applied to the slope image derived from the ASTER GDEM and SRTM. The threshold value used here has been found to be more suitable by visual inspection of the resulting images and comparison with the results obtained from other methods. All the above resulting images (Figures 3B and 3D) were overlaid together with the segmented slope images (Figure 3E) from ASTER GDEM with the 2011 images and SRTM DEM with 1990 and 2002 images) (Figure 3F).

In the last method, thermal Infrared channel (TM6) of Landsat was used. Surface temperature and debris thickness are two key variables for utilizing thermal imagery for mapping debris-covered glaciers (Mihalcea et al. 2008). The method used here was exclusively based on surface temperature and slope of the terrain. Thermal images can be originated from satellite or in situ measurements. Land surface temperature (LST) was calculated using TM6 and NDVI images based on Grondona et al (2013) using MATLAB (Figure 4A). The resulting images were segmented and were overlaid with the segmented slope images described in the second method given above (Figure 4B). It is known that the surface temperature of supraglacial debris is a bit higher than clean ice and snow but far less than soil, sand or other dust particles with no or little ice beneath them. Also, the surface temperature of debris-cover depends on the thickness of the debris cover (Haidong et al. 2006). Due to the lack of a thermal channel in the MSS, this method is limited to TM

and ETM+.

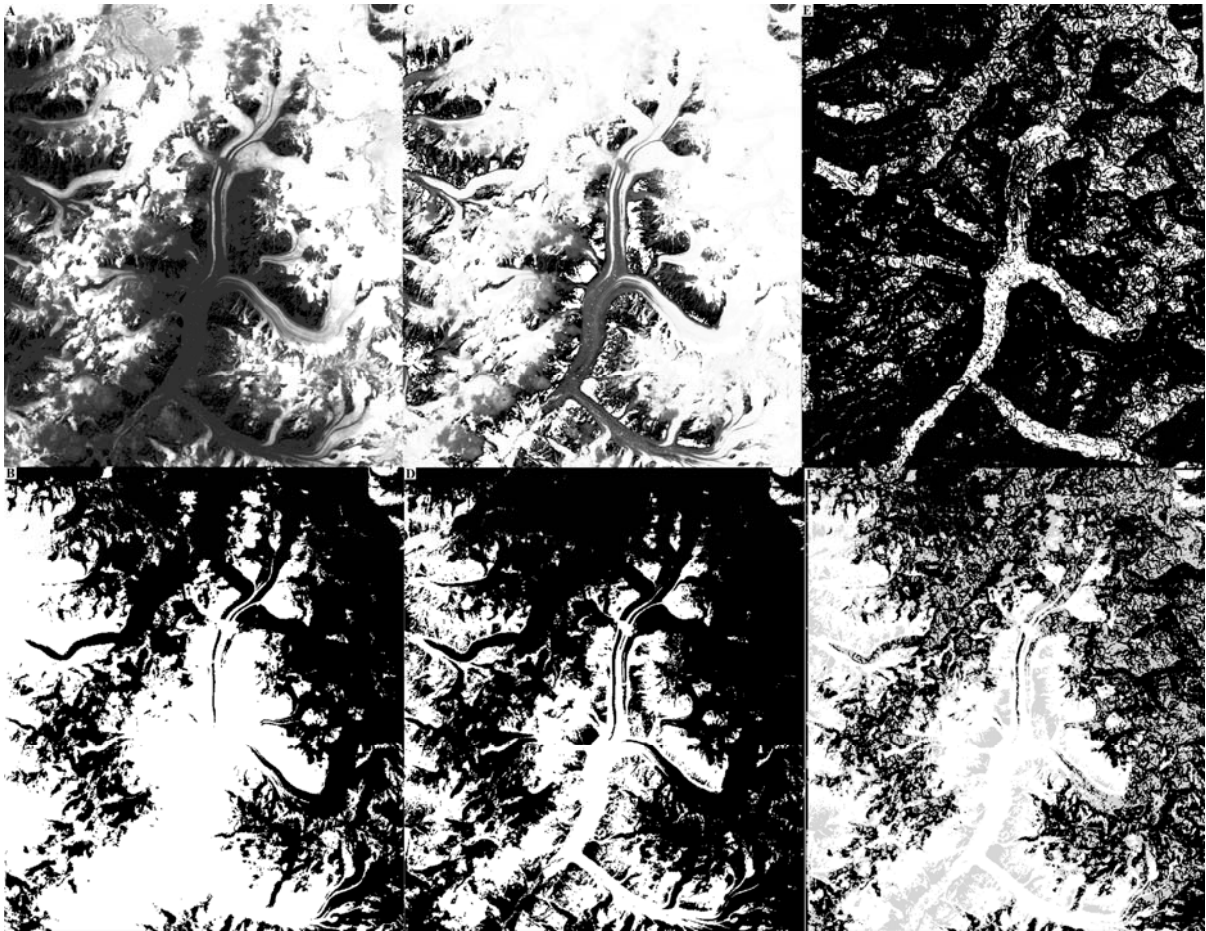
## 4 Results

Results obtained from the above methods were used to create a land cover change maps. Manual approach is simple and straight forward but the accuracy is dependent on expertise of the user. When using Landsat MSS images manual method is a better solution due to the absence of many TM bands such as in the thermal channel. It is clear from the images that the debris quantity has been increased along the lateral moraines during this period but the origin of the Ghyari River also moved back and hence assumed that the terminus of the glacier within the debris had undergone a negative mass balance. In the second method, ASTER derived DEMs may contain errors for steep high-mountain relief. Debris-covered glaciers are situated on gentle slopes and hence these errors would not have much effect in monitoring such glaciers using DEMs (Paul et al. 2004). After applying a 3 by 3 medium filter, the change in the snout position is calculated successfully. From the above-mentioned methods, a generalized change map from 1978 to 2011 has been created (Figure 5). This multi-source method has been found to be much faster than manual delineation. The result of thermal methodology also showed changes in the snout position (1990-2011). The terminus has been moved back by 600 m during this period and the reduction in the mass balance was not a gradual one. An abrupt change in the mass occurred during 1990-2002.

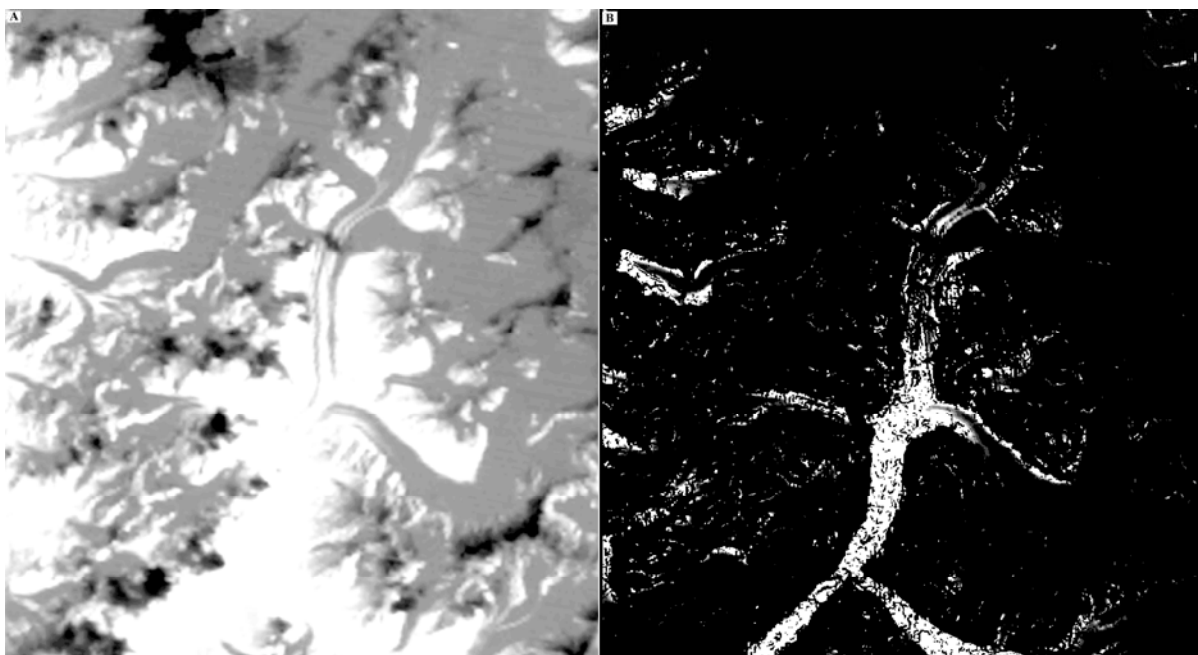
## 5 Discussion

It is seen from the above results that the debris-covered Bilafond glacier has been retreated during the last 30 years. The formation and growth of moraine-dammed lakes have been increased during this time period and the origin of the Ghyari River has been shifted back. Stagnation (in situ melting of glacier) is directly visible from a color composite image in 2011. The chance of collapse of such glacial lakes cannot be neglected. Supraglacial debris in these areas is the result of rock fall from the steep valley sides and transported during snow



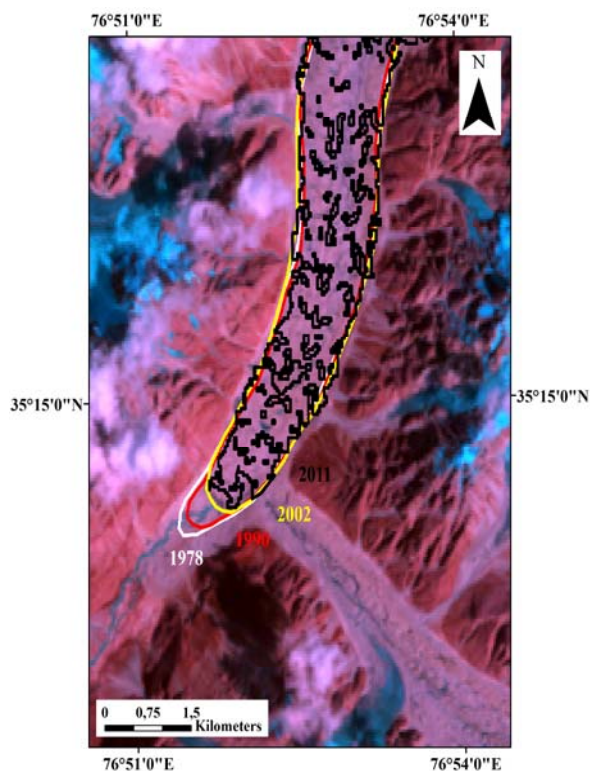


**Figure 3** Semi-automatic mapping of debris-covered glacier.



**Figure 4** Debris-covered glacier mapping using thermal imagery and DEM.

avalanches (Racoviteanu and Williams 2012). Recent studies (Fowler and Archer 2006; Hewitt 2005) show that a downward trend in summer temperature and runoff has occurred and is consistent with the observed advance of Karakoram glaciers in contrast to the widespread decay and retreat in the rest of the Himalayas. Many of the largest glaciers such as the Baltoro Glacier in this region have shown an increase in the debris-covered areas, particularly along medial moraines (Veettil 2009). Bilafond glacier was selected in this study to check whether smaller glaciers are also showing such similar trends or behave in a different way in a changing environment. In the case of Bilafond glacier, this trend is found to be different from that of larger sized glaciers in similar environmental conditions.



**Figure 5** Terminus changes of the Bilafond glacier between 1978 and 2011.

One of the factors on which the glacier expansion/ablation characteristics depend is the altitude and elevation range (Hewitt 2011). Hewitt (2005) suggested that an elevation range of 4500-6000 m is the decisive value in the central Karakoram region for a net accumulation and 3500-4300 m for ablation. The terminus elevation of the Bilafond glacier is about 4600 to 4800 m above sea

level (a.s.l.) and the debris-covered snout position is about 3700 to 3900 m a.s.l. Debris cover enhances the ablation at an elevation of 3500-4600 m and enhances protection below 3500 m (Hewitt 2005). The calculated altitude from the DEMs of Bilafond glacier has been compared with other glaciers which were reported to be expanding in the Karakoram region, such as Hispar and Bualtar glaciers. With elevation, solar radiation and seasonal migration of temperatures are the controlling factors of ablation (Hewitt 2005).

Methodologies for monitoring debris-covered glaciers using satellite images suffer from many drawbacks. Manual delineation of debris-covered glacier margin produces good results but it is very time-consuming especially in case a large number of glaciers are involved (Paul et al. 2004). Due to the heterogeneity in the thickness of debris cover and thermal properties, the application of multispectral and topographic data to map debris-covered glacier is limited (Racoviteanu and Williams 2012). A combination of manual and semi-automatic method has been found to be better from this study. In this case, semi-automatic method can be applied first then can be edited manually based on the user expertise. Utilization of thermal imagery is extremely dependent on the cooling effect of underlying ice on the debris and the accuracy is dependent on the debris thickness and cast shadows (Racoviteanu and Williams 2012). Calculated surface temperature is also dependent on altitude, inclination, roughness of the debris surface and energy exchange between surface and atmosphere (Nakawo et al. 1992). Artificial neural networks (ANN) classification algorithms can be applied as another substitute. When mapping debris-covered glaciers, ANN along with DEMs can produce better results (Paul et al. 2004).

## 6 Conclusions and Future Work

Recent ablation of the debris-covered Bilafond Glacier has been calculated from this study. Apart from the fact that many glaciers in the Karakoram and Hindu Kush region are growing or in a quiescent state, Bilafond Glacier lost its quantity towards the snout position due to albedo reduction caused by the debris cover, formation of glacial lakes and/or other unknown factors. The snout

position has moved back by about 600 m (an area of 0.3 km<sup>2</sup>) from 1978 to 2011. This shows that not all glaciers in the region are expanding.

Fieldwork can be conducted to calculate the debris thickness and in situ measurements of near-surface ground temperature (NSGT). A deep knowledge about the types of debris in this region may be helpful in order to calculate its insulation properties. Hydrological data from nearby gauging stations in the Ghyari River can be used to get a quantitative measure of the glacier loss. Local precipitation data might be able to find whether there was a decreased solid precipitation rate or augmented rainfall rate which could enhance the formation of glacial lakes above subzero temperature. For a detailed remote sensing approach, high spatial resolution multispectral images like Quickbird (spatial resolution in

multispectral 2.4 m and panchromatic 0.60 m), WorldView-2 (multispectral 1.84 m and panchromatic 0.46 m) or RapidEye (multispectral 5 m) can be utilized. More accurate DEMs such as those generated from Worldview-2 can be used successfully in high altitude region in the Himalayas. Radar images can also be used for applying texture analysis.

## Acknowledgements

We would like to acknowledge Rio Grande do Sul State Foundation for Research (FAPERGS), Brazil for financial support and Mr. Ramji Gowtham, University of Dundee, Scotland, United Kingdom for providing access to valuable research journals.

## References

- Armstrong RL (2010) The Glaciers of the Himalayan-Hindu-Kush region. Technical Paper, Kathmandu, Nepal: The International Centre for Integrated Mountain Development (ICIMOD). p 20.
- Bajracharya SR, Sreshtha B (2011) The status of glaciers in the Hindu Kush – Himalayan region. In: Technical Paper, the International Centre for Integrated Mountain Development (ICIMOD), Kathmandu, Nepal. p 140.
- Basistha A, Arya DS, Goel NK (2009) Analysis of historical changes in rainfall in the Indian Himalayas. *International Journal of Climatology* 29: 555-572. DOI: 10.1002/joc.1706
- BBC News (2012) Kashmir avalanche: Up to 135 feared dead on Siachen. Available online: <http://www.bbc.co.uk/news/world-asia-17647029> (Accessed on 8 April 2012)
- Bhambri R, Bolch T, Chaujar RK, et al. (2011) Glacier changes in the Garhwal Himalaya, India, from 1968 to 2006 based on remote sensing. *Journal of Glaciology* 57: 543-556. DOI: 10.3189/002214311796905604
- Bolch T, Buchroithner MF, Kunert A, et al. (2007) Automated delineation of debris-covered glaciers based on ASTER data. In: Proceeding of the 27th EARSeL Symposium Bozen, Italy, 4-7 June, 2007. pp 403-410.
- Bolch T, Kulkarni A, Kaab A, et al. (2012) The state and fate of Himalayan glaciers. *Science* 336: 310-314. DOI: 10.1126/science.1215828
- Fowler HJ, Archer DR (2006) Conflicting signals of climatic change in the Upper Indus Basin. *Journal of Climate* 19: 4276-4293. DOI: 10.1175/JCLI3860.1
- Frey H, Paul F (2012) On the suitability of the SRTM DEM and ASTER GDEM for the compilation of topographic parameters in glacier inventories. *International Journal of Earth Observation and Geoinformation* 18: 480-490. DOI: 10.1016/j.jag.2011.09.020
- Frey H, Paul F, Strozzi T (2012) Compilation of a glacier inventory for the western Himalayas from satellite data: methods, challenges and results. *Remote Sensing of the Environment* 124: 832-843. DOI: 10.1016/j.rse.2012.06.020
- Grondona AEB, Veettil BK, Rolim SBA (2013) Urban Heat Island development during the last two decades in Porto Alegre, Brazil and its monitoring. In: Proceedings of the Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE) 2013, Sao Paulo, Brazil, 21-23 April 2013. pp 1-4.
- Gurung J, Bajracharya RM (2012) Climate change and glacial retreat in the Himalaya: Implications for soil and plant development. *Kathmandu University Journal of Science, Engineering and Technology* 8: 153-163.
- Haerberli W, Hoelzle M (1995) Application of inventory data for estimating characteristics of and regional climate-change effects on mountain glaciers: a pilot study with the European Alps. *Annals of Glaciology* 21: 206-212.
- Haidong H, Yongjing D, Shiyin L (2006) A simple model to estimate ice ablation under a thick debris layer. *Journal of Glaciology* 52: 528-536. DOI: 10.3189/172756506781828395
- Hedin S (1910) The Kumudan Glaciers in 1902. *The Geographical Journal* 36: 184-194.
- Hewitt K (1998) Glaciers receive a surge of attention in the Karakoram Himalaya. *Transactions American Geophysical Union* 79: 104-105. DOI: 10.1029/98EO00071
- Hewitt K (2005) The Karakoram Anomaly? Glacier expansion and the 'Elevation Effect', Karakoram Himalaya. *Mountain Research and Development* 25: 332-340. DOI: 10.1659/0276-4741(2005)025[0332:TKAGEA]2.0.CO;2
- Hewitt K (2011) Glacier Change, Concentration, and Elevation Effects in the Karakoram Himalaya, Upper Indus Basin. *Mountain Research and Development* 31: 188-200. DOI: 10.1659/MRD-JOURNAL-D-11-00020.1
- IPCC (2007) *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. In: Solomon S, Qin D, Manning M, et al. (eds.), Cambridge University Press, Cambridge, UK, New York, NY, USA. p 996.
- Kayastha RB, Takeuchi Y, Nakawo M, et al. (2000) Practical prediction of ice melting beneath various thickness of debris-cover on Khumbu Glacier, Nepal, using a positive degree-day factor. In: Nakawo M, Raymond CF, Fountain A (eds.), *Debris-covered Glaciers, Proceedings of the Seattle Workshop, September 2000, Seattle, USA*. IAHS publication No. 264. pp 71-81.

- Longstaff, TG (1910) Glacier Exploration in the Eastern Karakoram. *The Geographical Journal* 35: 622-653.
- Mayewski PA, Jeschke PA (1979) Himalayan and Trans-Himalayan glacier fluctuations since AD 1812. *Arctic and Alpine Research* 11: 267-287.
- Mihalcea M, Brock BW, Diolaiuti G, et al. (2008) Using ASTER satellite and ground-based surface temperature measurements to derive supraglacial debris cover and thickness patterns on Miage Glacier (Mont Blanc Massif, Italy). *Cold Regions Science and Technology* 52: 341-351. DOI: 10.1016/j.coldregions.2007.03.004
- Nakawo M, Morohoshi T, Uehara S (1992) Satellite Utilization for Estimating Ablation of Debris Covered Glaciers. In: Young GJ (Ed.), *Snow and Glacier Hydrology*, Proceedings of the Kathmandu Symposium, Nepal, November 1992. IAHS publication No. 218. pp 75-83.
- Paul F (2000) Evaluation of different methods for glacier mapping using Landsat TM. In: *Proceedings of EARSeL-SIG-Workshop Land Ice and Snow*, Dresden, Germany, 16-17 June 2000. pp 239-245.
- Paul F, Huggel C, Kaab A (2004) Combining satellite multispectral image data and digital elevation model for mapping debris-covered glaciers. *Remote sensing of the Environment* 89: 510-518. DOI: 10.1016/j.rse.2003.11.007
- Racoviteanu A, Williams MW (2012) Decision tree and texture analysis for mapping debris-covered glaciers in the Kangchenjunga area, Eastern Himalaya. *Remote Sensing* 4: 3078-3109. DOI: 10.3390/rs4103078
- Raina VK, Srivastava D (2008) *Glacier Atlas of India*. Geological Society of India, Bangalore. p 316.
- Raup B, Kaab A, Kargel JS, et al. (2007) Remote sensing and GIS technology in the Global Land Ice Measurements from Space (GLIMS) Project. *Computers & Geosciences* 33: 104-125. DOI: 10.1016/j.cageo.2006.05.015
- Scherler D, Bookhagen B, Strecker M (2011) Spatially variable response of Himalayan glaciers to climate change effected by debris cover. *Nature Geoscience* 4: 156-159. DOI: 10.1038/ngeo1068
- Shroder JF, Bishop MP, Copland L, et al. (2000) Debris-covered glaciers and rock glaciers in the Nanga Parbat Himalaya, Pakistan. *Geografiska Annalar* 82: 17-31. DOI: 10.1111/j.0435-3676.2000.00108.x
- Singh P, Kumar N, Ramasastri KS, et al. (2000) Influence of a fine debris-layer on the melting of snow and ice on a Himalayan glacier. In: Nakawo, M, Raymond CF, Fountain A (Eds.), *Debris-covered Glaciers*, Proceedings of the Seattle Workshop, Seattle, USA, September 2000. IAHS publication 264. pp 63-69.
- Taschner S, Ranzi R (2002) Comparing the opportunities of Landsat TM and ASTER data for monitoring a debris-covered glacier in the Italian Alps within the GLIMS project, In: *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, June 24-28, 2002. Toronto, Canada. pp 1044-1046.
- Thomson MH, Kirkbride MP, Brock BW (2000) Twentieth century surface elevation change of the Miage Glacier, Italian Alps. In: Nakawo M, Raymond CF, Fountain A (Eds.), *Debris-covered glaciers*, Proceedings of the Seattle Workshop, Seattle, USA, September 2000, IAHS publication No. 264. pp 219-225.
- Veettil BK (2009) Use of Landsat TM imagery for mapping debris-covered glaciers in the Karakoram Himalayas, Northern Pakistan. MSc thesis, University of Dundee, UK. p 100.
- Veettil BK (2012) A Remote sensing approach for monitoring debris-covered glaciers in the high altitude Karakoram Himalayas. *International Journal of Geomatics and Geosciences* 2: 833-841.
- Veettil BK, Medeiros DS, Grondona ABE (2013) El Niño - Southern Oscillation (ENSO) influence on the Ice-covered Sajama Volcano, Bolivia, over the last three decades (1984-Present). In: *Proceedings of the Brazilian Remote Sensing Symposium 2013 (SBSR 2013)*, Foz do Iguaçu, Parana, Brazil, 13-18 April 2013. pp 8637-8644.
- Yadav RR, Park W-K, Singh J, et al. (2004) Do the western Himalayas defy global warming? *Geophysical Research Letters* 31(17). DOI: 10.1029/2004GL020201.
- Zemp M, Roer I, Kaab A, et al. (2008) *Global Glacier Changes: Facts and Figures*. UNEP, Geneva and World Glacier Monitoring Service (WGMS), Zurich. p 45.