



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/06.23.16.30-TDI

DESAGREGAÇÃO DE DADOS DE SATÉLITE PARA ANÁLISE DE ILHAS DE CALOR DE SUPERFÍCIE

Vanessa da Silva Brum Bastos

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelas Dras. Leila Maria Garcia Fonseca, e Carolina Moutinho Duque de Pinho, aprovada em 07 de julho de 2014.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP5W34M/3GH3EP2>>

INPE
São José dos Campos
2014

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE (RE/DIR-204):

Presidente:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Amauri Silva Montes - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espaciais (ETE)

Dr. André de Castro Milone - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr. Joaquim José Barroso de Castro - Centro de Tecnologias Espaciais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Maria Tereza Smith de Brito - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Maria Tereza Smith de Brito - Serviço de Informação e Documentação (SID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/06.23.16.30-TDI

DESAGREGAÇÃO DE DADOS DE SATÉLITE PARA ANÁLISE DE ILHAS DE CALOR DE SUPERFÍCIE

Vanessa da Silva Brum Bastos

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelas Dras. Leila Maria Garcia Fonseca, e Carolina Moutinho Duque de Pinho, aprovada em 07 de julho de 2014.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP5W34M/3GH3EP2>>

INPE
São José dos Campos
2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Bastos, Vanessa da Silva Brum.

B297d Desagregação de dados de satélite para análise de ilhas de calor de superfície / Vanessa da Silva Brum Bastos. – São José dos Campos : INPE, 2014.

xxii + 93 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/06.23.16.30-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2014.

Orientadoras : Dras. Leila Maria Garcia Fonseca, e Carolina Moutinho Duque de Pinho.

1. Ilhas de calor. 2. Desagregação. 3. Análise em suppixel.
I.Título.

CDU 528.88:551.584.5



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de **Mestre** em

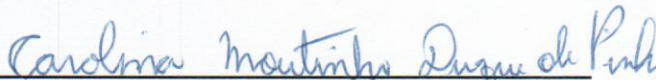
Sensoriamento Remoto

Dra. Leila Maria Garcia Fonseca



Presidente / Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dra. Carolina Moutinho Duque de Pinho



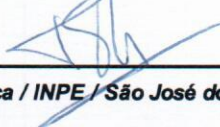
Orientador(a) / Univ. Federal do ABC / São Paulo - SP

Dra. Corina da Costa Freitas



Membro da Banca / INPE / SJCampos - SP

Dr. Thales Sehn Korting



Membro da Banca / INPE / São José dos Campos - SP

Dr. Andrews José de Lucena



Convidado(a) / UFRRJ / Rio de Janeiro - RJ

Este trabalho foi aprovado por:

maioria simples

unanimidade

Aluno (a): **Vanessa da Silva Brum Bastos**

São José dos Campos, 07 de Julho de 2014

“Adoto, assim, um princípio indeterminista na ciência, onde a transformação do conhecimento é resultado de nossa capacidade de resolver problemas. Estes são guiados, ideologicamente, pelo meu sentimento do mundo. No caso do clima urbano, trata-se de uma questão de sobrevivência humana.”

Carlos Augusto de Figueiredo Monteiro

A minha mãe, Vanda, que me ensinou a buscar meus sonhos.

A meu irmão, Vinicius (in memoriam).

AGRADECIMENTOS

Agradeço as minhas orientadoras Dr^a Leila Maria Garcia Fonseca e Dr^a Carolina Moutinho Duque de Pinho, pela orientação e confiança depositada em meu trabalho.

Agradeço à Dr^a Corina da Costa Freitas (DPI/INPE) por sua paciência e boa vontade em me auxiliar em momentos cruciais deste trabalho.

Agradeço ao Dr^o Egídio Arai (DSR/INPE), pelo impulso inicial na manipulação das imagens ASTER.

Agradeço ao Dr^o Thales Sehn Korting (DPI/INPE) pelo auxílio com as linhas de programação e algoritmos.

Agradeço aos colegas Vinicius Etchebeur Dória e Lino Sander de Carvalho, pela ajuda prestada nos momentos em que me faltou familiaridade com alguns softwares.

Agradeço imensamente ao Dr. Nelson Jesus Ferreira (CPTEC/INPE), por sempre me incentivar e mostrar que as oportunidades vão além do que se pensa *a priori*.

Agradeço à Dr^a. Iara Regina Nocentini André (UNESP/ Rio Claro), pelo incentivo durante a graduação para que eu estivesse aqui e também por sua amizade.

Agradeço ao amigo Thiago Batista dos Santos, pelo apoio e paciência, principalmente durante o fim dessa jornada.

Agradeço ao INPE por essa oportunidade inestimável de aprendizado profissional e pessoal.

Agradeço ao CNPq pelo auxílio financeiro prestado durante esses dois anos de pesquisa.

RESUMO

A urbanização desordenada altera o microclima local, gerando um clima próprio nas cidades com condições bastante diferenciadas das áreas circunvizinhas. As alterações na distribuição espacial do calor na cidade podem ser medidas pelo parâmetro de temperatura de superfície, conhecido por *Land Surface Temperature* – TSC. O parâmetro TSC tem sido usado em várias aplicações tais como estimação de umidade do solo, detecção de queimadas florestais, estudo de processos hidrológicos, estudos climatológicos e monitoramento de ilhas de calor urbano de superfície (ICUS). As ICUS são áreas com temperaturas de superfície mais elevadas que as de seu entorno. Diversos estudos têm analisado a influência da urbanização nos padrões de temperatura de superfície, por meio de imagens termais de sensores orbitais. Entretanto, a baixa resolução espacial destes sensores dificulta a análise da temperatura de superfície nas regiões intraurbanas, ou seja, no interior das manchas urbanas. Dentro deste contexto, o objetivo deste trabalho é desenvolver um Modelo de Desagregação de Temperatura de Superfície (DTSC) que permite observar o comportamento da temperatura de superfície no interior da mancha urbana. Para gerar este modelo, dados do visível e infravermelho do ASTER e o produto de temperatura do MODIS foram utilizados. A partir dos dados ASTER três índices radiométricos, NDVI (Índice normalizado de vegetação), NDWI (Índice normalizado de água) e UI (índice de densidade de urbanização), foram gerados. Juntos com o produto MODIS, estes índices serviram de base para o estabelecimento de um modelo de regressão linear para estimar a imagem de temperatura de superfície, da qual foi extraída a radiância termal registrada pelo sensor. Para validar os resultados, a radiância extraída foi comparada com a radiância da banda termal 13 do ASTER, com ajuste R^2 de 0,66. Em seguida, o modelo DTSC foi aplicado para a obtenção de uma imagem TSC com detalhamento de 15 metros em uma região da cidade de São Paulo. Esta imagem permitiu a identificação de ilhas de calor e de alterações na temperatura de superfície de forma mais detalhada do que com a imagem TSC ASTER 90 m. O modelo também foi usado para analisar a influência dos diferentes padrões de urbanização na distribuição da temperatura de superfície em algumas regiões da cidade de São Paulo cujos resultados mostraram coerência com os dados observados.

DISAGGREGATION OF SATELLITE DATA FOR SURFACE HEAT ISLAND ANALYSIS

ABSTRACT

The unplanned urbanization alters the environmental conditions and consequently the local microclimate, creating a proper climate in cities with very different conditions from surrounding areas. Changes in the spatial distribution of heat in the city can be measured by surface temperature, known as Land Surface Temperature - LST. The LST has been used in various applications such as soil moisture estimation, detection of forest fires, study of hydrological processes, climatological studies and monitoring of urban heat islands surface (ICUS). The ICUS are areas with higher surface temperatures than those of their surroundings. Several studies have examined the influence of urbanization on surface temperature on patterns through thermal images from satellite sensors. However the low spatial resolution of such sensors difficult analyses on intraurban surfaces temperature. Within this context, the aim of this work is to develop a Surface Temperature disaggregation model (DLST) that allows us to observe the behavior of LST within the urban area. To generate this model, the visible and infrared data from ASTER and MODIS product temperature were used. From the ASTER image were generated three radiometric indexes, NDVI, NDWI and UI. Together with the MODIS product, these indices were the basis for the establishment of a linear regression model to estimate the image surface temperature, which was extracted from the thermal radiance recorded by the sensor. To validate the results, the extracted radiance was compared with the radiance of 13 ASTER thermal band, fitted with R^2 of 0,66. Then the DLST model was applied to obtain an LST image detailed to 15 meters in a region of São Paulo. The results allowed the identification of heat islands, being able to identify the changes of surface temperature in more detail than the image ASTER LST 90 m. Moreover, the model allowed analyzing the influence of different patterns of development on the distribution of LST.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 2.1 - Representação esquemática da ICU para o período diurno e noturno.	6
Figura 2.2 - Conceito de elemento de resolução do terreno.....	9
Figura 2.3 – Representação esquemática de elementos de cena.....	10
Figura 2.4 – Contagem anual de publicações relacionadas à desagregação de temperatura de superfície (DTSC)	11
Figura 2.5 – Fluxograma do método físico aprimorado para desagregação da radiação termal.....	14
Figura 3.1 – Localização da área de estudo.....	17
Figura 3.2 – Caracterização climática de São Paulo.....	18
Figura 3.3 – Rosa dos ventos com frequências e intensidades dos ventos.	19
Figura 3.4 – Evolução demográfica do município de São Paulo.	20
Figura 3.5 – Evolução da mancha urbana do município de São Paulo.	21
Figura 4.1 – Fluxograma da metodologia desenvolvida.	24
Figura 4.2 – Imagens utilizadas.....	26
Figura 4.3 – Chave de associação para os <i>clusters</i> encontrados no <i>Iso Cluster</i>	30
Figura 4.4 – Plano celular de 990m sobreposto ao produto de temperatura MODIS.	31
Figura 4.5 – Imagem de radiação upscale 990 m e imagem de radiação B13 ASTER original.....	32
Figura 4.6 – Gráficos de dispersão e retas de ajuste para os atributos NDVI, NDWI e UI em relação a variável resposta Temperatura.	33

Figura 4.7 – Distribuição das células puras selecionadas e suas respectivas classes de cobertura do solo predominante, sobre plano celular de 990 m.	34
Figura 4.8 – Gráfico da resposta espectral relativa da banda 31 do MODIS ...	36
Figura 4.9 – Área e parcelas selecionadas para a análise de ilhas de calor de superfície.....	41
Figura 4.10 – Normais climáticas para o mês de outubro na estação meteorológica do IAG – USP às 10h, 11h e média das duas medições.....	42
Figura 5.1 – Gráfico de caracterização espectral da água e respectiva amostra de cada curva.....	43
Figura 5.2 – Gráfico de caracterização espectral da vegetação e respectiva amostra de cada curva.....	44
Figura 5.3 – A: Composição ASTER bandas R(3N)G(2)B(1); B: Imagem UI ...	45
Figura 5.5– A: Composição ASTER bandas R(3N)G(2)B(1); B: Imagem NDWI	47
Figura 5.6 – Mapa final de cobertura do solo e distribuição dos pontos de validação.	48
Figura 5.7 – Estatísticas da estimativa da temperatura em função dos índices radiométricos.....	51
Figura 5.8 – Estatísticas da estimativa da emissividade efetiva e da radiância atmosférica.....	53
Figura 5.9 – Imagem de temperatura de superfície estimada com tamanho de pixel de 90 m.	54
Figura 5.10 – Gráfico de dispersão dos valores da Radiância da B13 ASTER (valores verdadeiros) e dos valores de Radiância Estimada.....	55
Figura 5.11 – Imagem da banda de Radiância estimada e da Radiância da B13 ASTER com o mesmo contraste.	56

Figura 5.12 – Estatísticas da imagem de Radiância B13 (B13 ASTER) e da imagem de Radiância DTSC (Estimada pelo modelo) por classe	58
Figura 5.13 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizados para a classe Água.....	59
Figura 5.14 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizados para a classe Solo exposto.....	60
Figura 5.15 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizados para a classe Urbano. ...	61
Figura 5.16 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizado para a classe Outras vegetações.....	62
Figura 5.17 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos desvios padrões para a classe Vegetação densa.	63
Figura 5.18 – Gráfico da FDA* (função de distribuição de probabilidade acumulada) empírica para os resíduos do modelo e FDA da normal padrão.	64
Figura 5.19 – Mapa dos resíduos das estimativas feitas pelo modelo de regressão linear, à esquerda, e composição ASTER R(3N)G(2)B(1) para comparação, à direita.....	66
Figura 5.20 – Imagem de temperatura de superfície estimada com tamanho de pixel de 15 m.	67
Figura 5.21 – Imagem da radiância estimada pelo modelo DTSC a 15 m e imagem de radiância B13 ASTER original.	69
Figura 5.22 – Imagem da diferença entre as temperaturas extraídas da Imagem de radiância estimada pelo modelo DTSC a 90 m e a Imagem de radiância original B13 ASTER.	70

Figura 5.23 – Imagem da diferença entre as temperaturas extraídas das imagens e a referência de 27,05°C.	72
Figura 5.24 – Temperatura de superfície para o Parque do Estado.....	74
Figura 5.25 – Ortofoto 2010/11 do bairro Parque do Estado.....	74
Figura 5.26 – Temperatura de superfície para o Morumbi e Paraisópolis.....	75
Figura 5.27 – Ortofoto 2010/11 do bairro do Morumbi e favela de Paraisópolis	76
Figura 5.28 – Temperatura de superfície para a Vila Leopoldina.....	77
Figura 5.29 – Ortofoto 2010/11 da Vila Leopoldina.....	77
Figura 5.30 – Temperatura de superfície para o Jardim Santa Cecília	79
Figura 5.31 – Ortofoto 2010/11 do rio Tietê e lagoa no Jardim Santa Cecília. .	79
Figura 5.32 – Temperatura de superfície para o bairro de Indianópolis	80
Figura 5.33 – Ortofoto 2010/11 do bairro de Indianópolis	81
Figura 5.34 – Temperatura de superfície para a região da Avenida Paulista...	82
Figura 5.35 – Ortofoto 2010/11 da Região da Avenida Paulista.....	83

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 1.1 - Satélites com sensores termais em operação e suas respectivas resoluções.....	3
Tabela 2.1 – Características básicas dos dois tipos de ICU	7
Tabela 4.1 – Caracterização das bandas multiespectrais do sensor ASTER ..	27
Tabela 4.2 – Matriz de correlação de Pearson.....	32
Tabela 4.3 – Emissividades, obtidas por pesquisa bibliográfica, utilizadas para extração de temperatura de superfície.....	40
Tabela 5.1 – Matriz de confusão da classificação	48
Tabela 5.2 – Síntese das estatísticas do modelo de regressão linear	50
Tabela 5.3 – Coeficientes encontrados pelo modelo de regressão linear.....	52
Tabela 5.4 – Estatísticas da imagem de Radiância B13 ASTER e da imagem de Radiância estimada.....	57

SUMÁRIO

		<u>Pág.</u>
1	INTRODUÇÃO	1
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	5
2.1.	Ilhas de calor urbano.....	5
2.2.	Imageamento e efeito de agregação.....	9
2.3.	Métodos de desagregação da TSC.....	11
2.4.	Método físico aprimorado para desagregação da radiância termal	13
3	ÁREA DE ESTUDO.....	17
4	METODOLOGIA.....	23
4.1.	Materiais.....	25
4.2.	Pré - processamento.....	27
4.2.1.	Transformações radiométricas e correção atmosférica	27
4.2.2.	Índices radiométricos	28
4.2.3.	Classificação da cobertura do solo.....	29
4.3.	Desenvolvimento do modelo de DTSC.....	30
4.3.1.	Simulação de bandas de resolução espacial grosseira	30
4.3.2.	Relação entre a TSC do produto MODIS e os índices radiométricos	32
4.3.3.	Estimativa da emissividade efetiva e da radiância atmosférica.....	35
4.3.4.	Estimativa da temperatura de superfície a 90 m.....	37
4.3.5.	Estimativa da banda termal de radiância a 90 m	38
4.4.	Aplicação do modelo.....	39
4.4.1.	Estimativa da banda termal de radiância a 15 m	39
4.4.2.	Extração da temperatura superfície e análise de potenciais ilhas de calor de superfície	39
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	43
5.1.	Pré - processamento.....	43

5.1.1.	Correção atmosférica.....	43
5.1.2.	Índices radiométricos	44
5.1.3.	Classificação da cobertura do solo.....	47
5.2.	Desenvolvimento do modelo DTSC	49
5.2.1.	Estimativa da temperatura do produto MODIS em função do NDWI, NDVI e UI.....	49
5.2.2.	Estimativa da emissividade efetiva e da radiância atmosférica.....	51
5.2.3.	Estimativa da temperatura de superfície a 90 m.....	53
5.2.4.	Estimativa da banda termal de radiância a 90 m	55
5.3.	Aplicação do modelo.....	67
5.3.1.	Estimativa da banda termal de radiância a 15 m	67
5.3.2.	Extração da temperatura superfície e análise de potenciais ilhas de calor de superfície	70
6	CONCLUSÕES	85
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	87

1 INTRODUÇÃO

A partir de meados do século XX, as áreas urbanas cresceram e aumentaram a complexidade de suas malhas urbanas, intensificando a degradação de seu meio ambiente (SOUZA, 2000). Os espaços urbanos assumiram a responsabilidade do máximo impacto antrópico sobre a organização da superfície terrestre e deterioração do meio ambiente (MONTEIRO, 1976). No Brasil, aproximadamente 31,30% da população residia em áreas urbanas em 1940, em 2000 esse percentual avançou para 81,20% (IBGE, 2007). Os resultados do Censo 2010 apontam um índice de urbanização nacional de 84,4%, e a maior metrópole brasileira, São Paulo, apresenta índice de urbanização de 99,10% (IBGE, 2010).

Com esse contínuo e intenso fluxo de população para as cidades, níveis de degradação ambiental foram evidenciados e intensificados, provocando desequilíbrio crescente entre a população e o meio ambiente. Esse desequilíbrio é produto da urbanização desordenada, que altera as condições ambientais e conseqüentemente o microclima local (LOMBARDO, 1985). As alterações no microclima local podem gerar um clima próprio nas cidades, com condições bastante diferenciadas das áreas circunvizinhas. Dentre as condições diferenciadas, a que mais exerce pressão sobre o ser humano são as alterações na distribuição espacial do calor, ou seja, as alterações na temperatura da superfície continental (TSC).

A temperatura de superfície é um parâmetro biofísico importante porque modula os fluxos e o balanço de energia na superfície terrestre, ou seja, determina a direção dos fluxos de calor que influenciam a movimentação do ar, a distribuição da umidade, a evapotranspiração e a circulação atmosférica local. A TSC tem sido utilizada em várias aplicações tais como a estimativa de umidade do solo (MERLIN et al., 2012), detecção de queimadas florestais (ECKMANN et al., 2008), estudo de processos hidrológicos (MCLAUGHLIN, 2002; CROW; WOOD, 2005), estudo da relação entre vetores de doenças e presença de ilhas de calor urbano (AZEVEDO et al., 2012), estudos climatológicos (KUSTAS; ANDERSON, 2009) e monitoramento de ilhas de

calor urbano de superfície (MEMON et al., 2008; ZHOU et al., 2011; OGASHAWARA; BASTOS, 2012).

Nos estudos urbanos, a TSC é usada como indicador da alteração na distribuição do calor causada pelo processo de urbanização. Uma consequência dessa alteração é o surgimento de ilhas de calor urbano de superfície (ICUS), onde a mudança da rugosidade e da emissividade da superfície faz com que mais energia seja armazenada por mais tempo e, conseqüentemente, ocorra aumento de temperatura no local. Esse aumento pode causar desconforto ambiental térmico nos seres humanos e acarretar prejuízos sociais, econômicos, para a saúde, para a eficiência mental e física (MONTEIRO, 1976; AYOADE, 1986; GARTLAND, 2008).

Para reduzir esses prejuízos e planejar de forma mais adequada o ambiente urbano, é necessário analisar a distribuição da temperatura de superfície no interior da mancha urbana, assim como sua relação com as mudanças de uso e cobertura do solo. Isso tem sido, em parte, possível desde a década de 80 com o advento dos sensores termais orbitais (ROTH; OKE, 1989a; ANIELLO et al., 1995; GALLO et al., 1995; MCMICHAEL et al., 2008a; MEMON et al., 2008; TAN et al., 2010; EFRAIN et al., 2013). Esses estudos têm permitido analisar a influência da urbanização nos padrões de temperatura de superfície. Entretanto, devido à baixa resolução espacial das imagens termais orbitais disponíveis, o diagnóstico preciso do comportamento da TSC no interior da mancha urbana (intraurbano) não tem sido possível.

Embora, obtenha-se dados de TSC sobre áreas extensas, é impraticável adquirir esses dados com alta resolução temporal e espacial simultaneamente (Tabela 1.1). Uma resolução espacial melhor permitiria caracterizar a relação entre os padrões intraurbanos de cobertura do solo e os padrões de TSC. Por outro lado, uma melhor resolução temporal permitiria caracterizar o ciclo diário da temperatura em um dado padrão de cobertura do solo.

Tabela 1.1 - Satélites com sensores termais em operação e suas respectivas resoluções.

Satélite/ Sensor	Resolução espacial (m)	Resolução temporal
GOES/ I-M	4000	30 minutos
NOAA/ AVHRR	1100	6 horas
Terra e Aqua/MODIS	1000	2 dias
Landsat 8/TIRS	100	16 dias
Terra/ASTER-TIR	90	16 dias

Com exceção dos sensores de alta resolução espacial (World View II, Plêiades, Rapid Eye), geralmente os sensores orbitais não tem resolução espacial suficiente para distinguir os alvos no ambiente intraurbano. Isto resulta em um efeito de mistura ou agregação de informação, caracterizado pela junção de múltiplos sinais dentro de um único pixel (ZHAN et al., 2013). Esse efeito é inerente ao processo de imageamento, sendo mais acentuado nas faixas de frequência espectral que possuem baixa relação sinal/ruído (RSR). Neste caso, a resolução espacial é mais grosseira para melhorar a relação RSR. Portanto, apesar do constante aperfeiçoamento dos sensores termais, o efeito de mistura de pixels ainda é presente nas imagens termais orbitais, principalmente em áreas urbanas, devido à baixa resolução espacial desses sensores (Tabela 1.1).

Para lidar com o problema de mistura de pixels, alguns métodos de desagregação da TSC (DTSC), também conhecidos como métodos de *downscale*, têm sido utilizados no mapeamento urbano de temperatura de superfície (NICHOL, 2009), na análise do ciclo das ilhas de calor (ZAKŠEK; OŠTIR, 2012), na estimativa de radiância termal (LIU; PU, 2008), na detecção de incêndio em subpixel (DENNISON et al., 2006) e outros. O método DTSC permite gerar dados com detalhamento espacial refinado.

Alguns métodos DTSC têm sido propostos na literatura (BECHTEL et al., 2013; ECKMANN et al., 2008; KAWASHIMA, 1994; NICHOL, 2009; SZYMANSKI et al., 1999; YANG et al., 2010; LIU; PU, 2008; LIU; ZHU, 2012). Os métodos baseados em regressão linear (LIU; PU, 2008; LIU; ZHU, 2012) são mais

simples, pois requererem apenas uma imagem com bandas no visível, infravermelho de ondas curtas e infravermelho termal e um produto de temperatura de superfície de mesma data e horário próximo. Os outros métodos requerem imagens de aerolevante termal, pontos de coleta em campo e dados de estação meteorológica, o que os torna mais complexos.

Dentro deste contexto, esse trabalho tem como objetivos: (1) desenvolver um modelo DTSC baseado na técnica de regressão linear, para obter imagens de TSC mais detalhadas em áreas urbanas e (2) analisar o comportamento intraurbano da TSC gerada pelo modelo proposto para detecção de ilhas de calor urbano de superfície. O modelo DTSC proposto neste trabalho é baseado na pesquisa de LIU e ZHU (2012), entretanto algumas modificações foram feitas, tais como a inclusão de outros índices radiométricos para a estimativa da temperatura de superfície, uso de planos celulares para manipulação dos dados em diferentes resoluções espaciais, e aplicação do modelo em uma área de estudo maior do que a dos estudos anteriores.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Ilhas de calor urbano

Dentre os parâmetros climáticos urbanos um dos que mais exerce pressão sobre o ser humano são as alterações na distribuição espacial do calor sensível armazenado no ar, que frequentemente se manifestam como Ilhas de Calor Urbano (ICU). O fenômeno de ICU, detectado pela primeira vez na cidade de Londres em 1810 (HOWARD, 1820), é definido como áreas urbanas onde a temperatura do ar e da superfície são maiores do que as das áreas rurais no entorno (OKE, 1987; GARTLAND, 2008).

As ICUs são resultado da alteração antrópica do balanço de radiação, ou seja, da alteração de como a energia é recebida e emitida pela superfície terrestre (OKE, 1987; GARTLAND, 2008). Segundo Oke (1987) e Gartland (2008) o balanço de energia em superfície (BES) é representado por:

$$R = LE + H + G + \Delta f + P \quad (2.1)$$

Em que R é o balanço de radiação ou radiação líquida, LE é o calor latente¹ da evaporação, H é o calor sensível² armazenado, Δf é a advecção horizontal³, G é o calor transferido para dentro ou para fora da armazenagem e P é a energia usada para a fotossíntese.

Genericamente, a radiação líquida é a diferença entre a radiação solar incidente e a radiação emitida pela Terra. Na superfície da Terra, a radiação líquida é positiva durante o dia e negativa durante a noite, o que garante o equilíbrio térmico do sistema terrestre, uma vez que não há ganho nem perda de energia.

A alteração no balanço de energia nas cidades faz com que a distribuição das isotermas mostre tendência de aumento da temperatura da periferia em direção

¹Grandeza física que expressa a quantidade de calor que uma unidade de massa de determinada substância deve receber ou ceder para que ocorra mudança no estado da matéria.

²Grandeza física que expressa a quantidade de calor que uma unidade de massa de determinada substância deve receber ou ceder para que nela aconteça a variação de um grau de temperatura.

³Deslocamento horizontal de massa de ar.

ao centro, ou ainda, de criação de uma área na qual a temperatura é maior do que nas áreas circunvizinhas (LOMBARDO, 1985; AYOADE, 1986; GARTLAND, 2008; CLIMATE PROTECTION PARTNERSHIP, 2010).

A Figura 2.1 ilustra esse processo e mostra que as temperaturas são maiores durante o dia nas áreas centrais da cidade, e que as áreas com vegetação e construções mais esparsas apresentam temperatura inferior. Observa-se que há diferenças entre as temperaturas no período noturno e diurno, sendo a diferença entre as temperaturas de superfície maior do que as diferenças entre as temperaturas do ar. Isso ocorre porque as superfícies construídas esquentam e esfriam mais rapidamente, liberando sua energia para o ar durante a noite. Essa energia liberada, nas áreas com alta densidade de construção, faz com que a amplitude diária da temperatura do ar seja menor, principalmente em áreas verticalizadas onde o calor é retido e não pode ser disperso pelo vento.

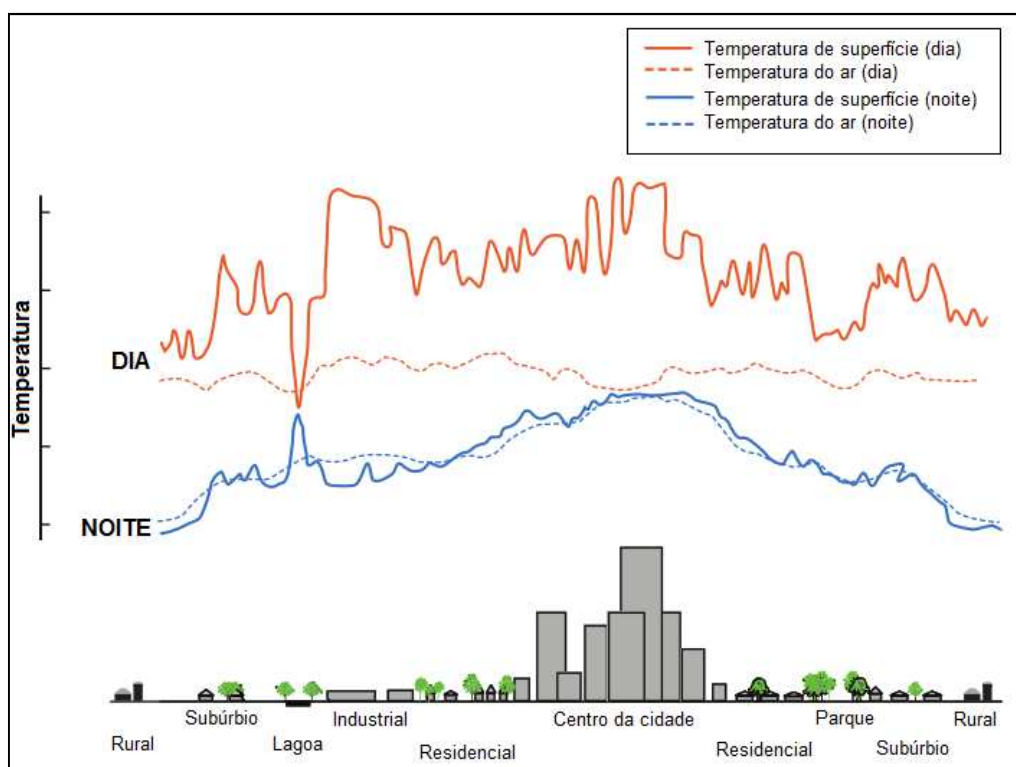


Figura 2.1 - Representação esquemática da ICU para o período diurno e noturno.
Fonte: Adaptado de Climate Protection Partnership (2010)

As ICU têm sido foco de estudos nas ciências relacionadas com a geografia, áreas urbanas e saúde. Os efeitos da ICU foram detectados no centro de

Xangai na China (TAN et al., 2010), Hamburgo na Alemanha (BECHTEL et al., 2012), Vancouver, Columbia Britânica, Seattle, Washington, Los Angeles (ROTH; OKE, 1989b), em Nova Iorque nos EUA (SUSCA et al., 2011), São José dos Campos no Brasil (TARIFA, 1977) e no Rio de Janeiro (SILVA, 2010).

As ICU podem ser classificadas em dois tipos: a ICU atmosférica, que apresenta temperaturas do ar superiores as do entorno rural; e a ICU de superfície, que apresenta temperaturas de superfície superiores as do entorno rural. As duas diferem quanto a sua gênese, detecção, método de mitigação e intensidade conforme demonstrado na Tabela 2.1 (CLIMATE PROTECTION PARTNERSHIP, 2010).

Tabela 2.1 – Características básicas dos dois tipos de ICU

Característica	ICU de superfície	ICU atmosférica
Desenvolvimento temporal	Presente durante todo o dia e noite; Mais intensa durante o dia e no verão.	Pequena ou inexistente durante o dia; Mais intensa durante a noite ou madrugada e no inverno.
Pico de intensidade	Maior variação espacial e temporal: Dia: entre 10°C e 15°C; Noite: entre 5°C e 10°C.	Menor variação: Dia: entre -1°C e 3°C; Noite: entre 7°C e 12°C.
Método típico de detecção	Medições indiretas: Sensoriamento remoto.	Medições diretas: Estações meteorológicas; Medições in situ.
Método de representação	Imagens termais.	Mapas de isotermas; Gráfico de temperatura.

Fonte: Adaptado de Climate Protection Partnership (2010)

Segundo Lombardo (1985), Oke (1987) e Gartland (2008) as causas das ICU são:

- A capacidade térmica de calor e a condutividade das superfícies urbanas, que acarretam na absorção da radiação durante o dia e sua liberação na atmosfera à noite;
- O acréscimo de calor por combustão, aquecimento do espaço e metabolismo do corpo humano;
- A remoção do escoamento superficial em prol de sistemas de esgoto, a ausência de áreas verdes ou de águas extensas que reduzam a

evapotranspiração, implicando na utilização da maior parte da energia para o aquecimento do ar;

- A diminuição no fluxo dos ventos devido à fricção com as estruturas urbanas, que causa a redução da troca de ar da cidade com o ar mais frio circundante, diminuindo os processos evaporativos que contribuem para o resfriamento;
- O efeito estufa da camada de poluição sobre as áreas urbanas, que impede a saída da radiação infravermelha para o espaço durante a noite;
- A utilização de materiais de construção com propriedades térmicas inadequadas ao clima tropical: o alumínio, aço galvanizado, vidros fumê, que acrescem a conservação de calor;
- A menor perda de radiação termal de ondas longas, entre 5 e 10 μm de comprimento, principalmente nos canyons urbanos (ruas longas margeadas por edificações altas), devido a diminuição do *Sky View Factor* (área de céu visível em um dado ponto terrestre).

A ICUs afetam o ambiente e a qualidade de vida no cotidiano da população: aceleram a deterioração das estruturas urbanas por intemperismo químico, acrescem o consumo de energia para refrigeração, diminuem a qualidade da água, comprometem o conforto e a saúde humana, elevam a emissão de poluentes e gases de efeito estufa (LOMBARDO, 1985; OKE, 1987; GARTLAND, 2008; CLIMATE PROTECTION PARTNERSHIP, 2010). Além disso, as ICU potencializam as ondas de calor, expondo a população a condições extremas de estresse térmico e aumentando os índices de mortalidade (MCMICHAEL et al., 2008b; HAJAT; KOSATKY, 2010; TAN et al., 2010; WANG et al., 2012) assim como também favorecem o desenvolvimento do mosquito vetor da dengue (AZEVEDO et al., 2012).

Esses efeitos podem ser reduzidos por meio do planejamento urbano adequado. Mas para isto é necessário detectar, caracterizar as ilhas de calor e suas variações de temperatura no interior da mancha urbana. No entanto, como os dados básicos para análise de ilhas de calor de superfície são as

imagens termais de satélites, primeiramente é preciso viabilizar a detecção da temperatura de superfície no interior da mancha urbana por meio dessas imagens.

2.2. Imageamento e efeito de agregação

As imagens de sensoriamento remoto, captadas por sensores a bordo de plataformas orbitais, são representações borradas da superfície terrestre. O borramento ocorre devido ao efeito de degradação inserido pelo sistema sensor durante o processo de imageamento (BOGGIONE et al., 2003).

Cada sistema sensor é composto por um grupo de detectores responsável pelo registro da energia refletida ou emitida pelos alvos (JENSEN, 2006; NOVO, 2010). A projeção dos detectores sobre o terreno determina o campo de visada instantâneo (IFOV), que por sua vez define o elemento de resolução do terreno (Figura 2.2).

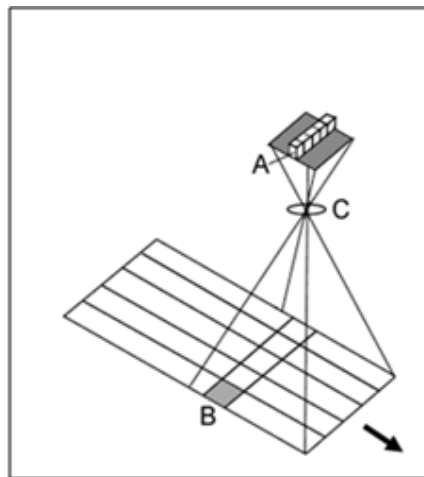


Figura 2.2 - Conceito de elemento de resolução do terreno. A: detector; B: elemento de resolução do terreno; C: conjunto óptico do sensor.
Fonte: Adaptado de Novo (2010)

Para que um objeto seja detectado na superfície terrestre, ele deve ter dimensões iguais ou maiores às do elemento de resolução do terreno, definido pelo IFOV. Quanto maior o elemento de resolução do terreno, maior é a diversidade de alvos dentro dele (Figura 2.3). Consequentemente, mais impuro é o sinal medido pelo detector, já que o sinal registrado em cada elemento de imagem (pixel) é resultante da integração média dos sinais de todos os alvos

dentro do IFOV. Para cada elemento de imagem haverá um único valor digital, resultante da integração do sinal desses diversos alvos (Figura 2.3).

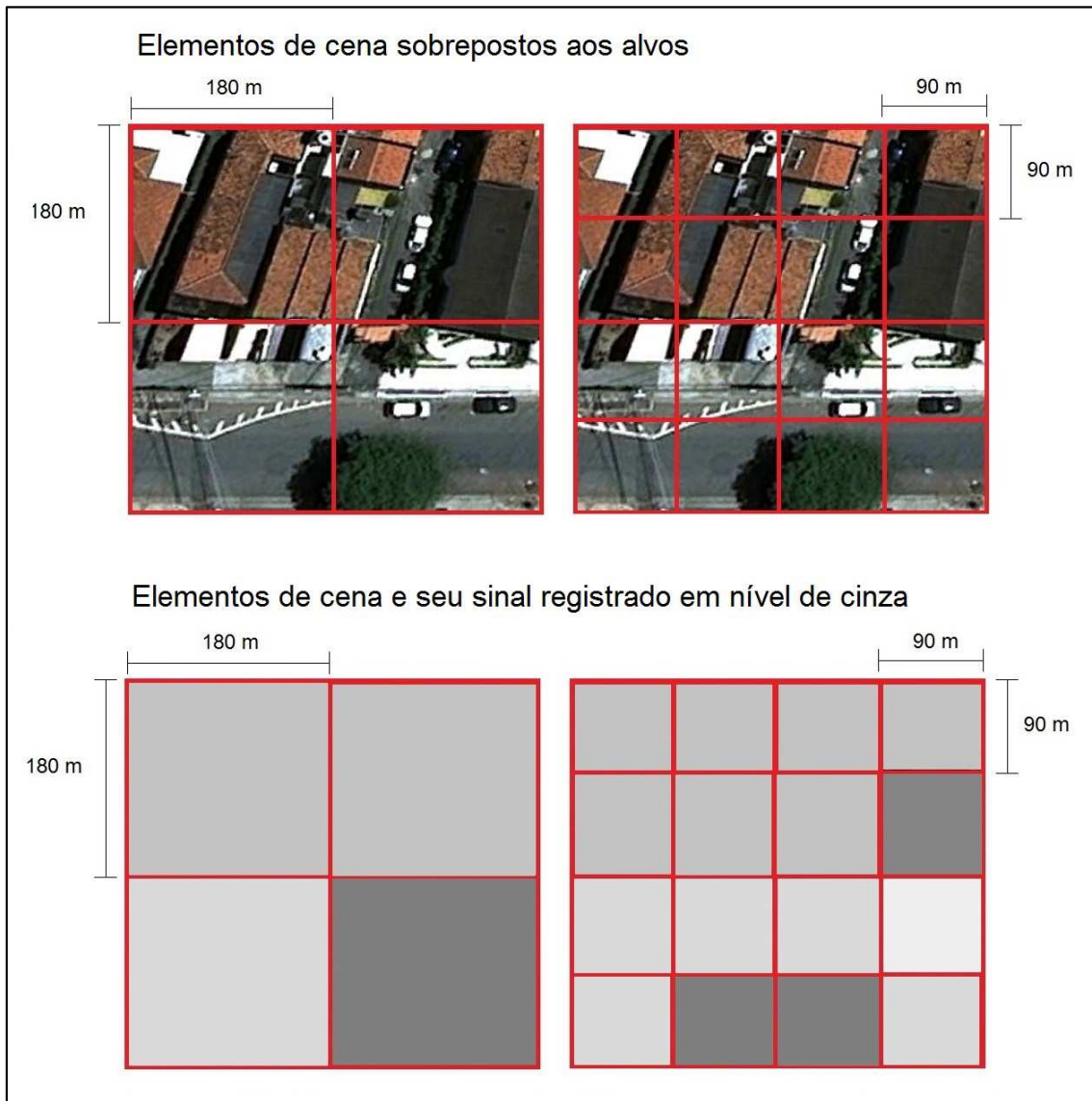


Figura 2.3 – Representação esquemática de elementos de cena com 180 m e 90 m, mostrando que quanto menor o IFOV menor é a mistura de alvos e, portanto, mais puro é o sinal registrado, aproximando a variabilidade dos alvos na imagem à realidade

Para os sensores termais a agregação é ainda mais intensa, uma vez que nessa faixa espectral ($8,00 \mu\text{m}$ a $14,00 \mu\text{m}$) é necessária uma área maior para captar o nível mínimo de energia capaz de sensibilizar os detectores orbitais e, assim, melhorar a relação sinal/ruído. Em geral, a relação sinal/ruído piora com o aumento do comprimento de onda.

Tendo em vista este problema, alguns métodos conhecidos por desagregação de temperatura da superfície continental (DTSC) têm sido propostos para gerar dados de temperatura de superfície em uma grade mais fina (subpixel) do que a original.

2.3. Métodos de desagregação da TSC

O desenvolvimento de métodos de DTSC tem crescido nas últimas décadas (Figura 2.4). No entanto muitos estudos atuais não citam os trabalhos clássicos de DTSC (ZHAN et al., 2013). Isso ocorre, em parte, devido ao grande intervalo entre as primeiras publicações entre 1980 e 1997 (Figura 2.4), ao caráter interdisciplinar dessa área e também ao fato de alguns estudos terem sido desenvolvidos sem a influência desses clássicos.

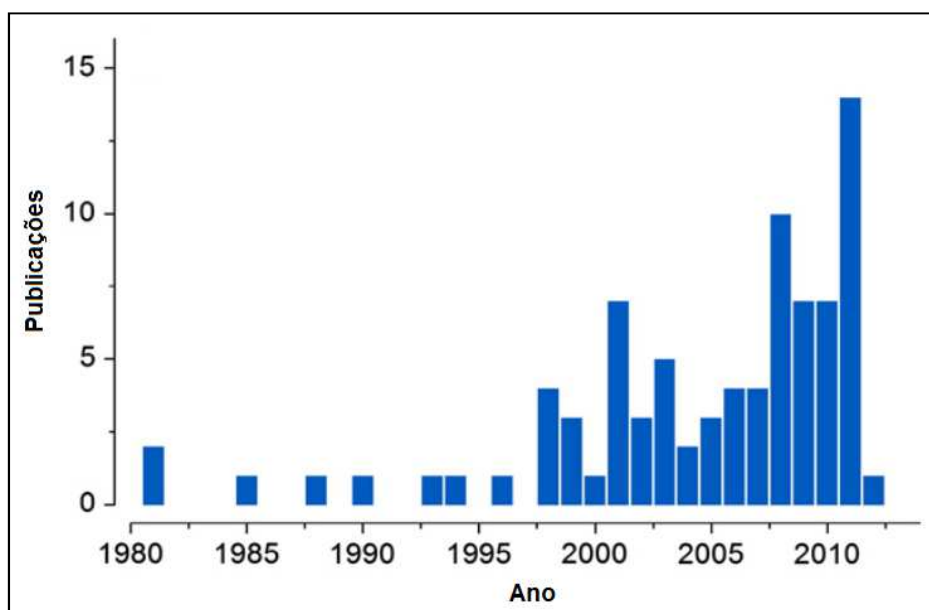


Figura 2.4 – Contagem anual de publicações relacionadas à desagregação de temperatura de superfície (DTSC), indexadas pelo Google Scholar desde 1981. A busca foi feita em 16 de fevereiro de 2012.
Fonte: Adaptado de Zhan et al. (2013)

Zhan et al. (2013) foi o primeiro a traçar a linha de evolução das pesquisas em DTSC. Segundo este autor, desagregação é um termo genérico para designar técnicas que visam separar os subcomponentes das informações contidas nos pixels. Estes métodos podem ser classificados em dois tipos: o *Thermal Sharpening* (TSP) e o *Thermal Unmixing* (TUM).

O método TSP modifica as imagens termais para melhorar sua interpretação visual (qualitativo), usando dados auxiliares espacialmente distribuídos e correlacionados com a TSC pixel a pixel, bloco a bloco, ou por regiões. Esses dados são, geralmente, fusionados com a banda termal original (DOMINGUEZ et al., 2011), seguindo princípios similares ao da fusão óptica (ZHAN et al., 2013).

O método TUM melhora as imagens termais com propósitos quantitativos. A decomposição da temperatura dentro do pixel é realizada usando dados multitemporais, espaciais, espectrais ou observações angulares. Este método tem sido mais pesquisado porque enfatiza os componentes da temperatura, que por sua vez desempenham papel crucial na estimativa de fluxos energéticos e na entrada de modelos de evapotranspiração. Apesar disso, ainda existem poucas publicações sobre métodos de TUM (ZHAN et al., 2013).

Os métodos DTSC, sejam do tipo TUM ou TSP, partem de quatro premissas:

- 1) Os pixels, geralmente, são maiores do que os alvos em análise, ou seja, a superfície é termalmente heterogênea na escala do pixel. Caso contrário, a DTSC seria desnecessária;
- 2) A superfície é isotérmica na escala do alvo analisado;
- 3) Dados auxiliares sobre as propriedades físicas, em subpixel, estão disponíveis;
- 4) A agregação é aditiva, ou seja, as interações energéticas entre os alvos, e até mesmo dentro ou entre os pixels, é ignorada.

A primeira premissa admite que o pixel é constituído por uma matriz de componentes de diferentes alvos e indica que existe uma mistura entre o sinal desses múltiplos componentes. A segunda premissa é irreal, mas é assumida como verdadeira na maioria dos estudos já realizados; ela atribui uma única temperatura para o alvo em análise, isto é, um prédio inserido em um pixel, por maior que seja, terá a mesma temperatura atribuída a toda sua superfície. A

terceira premissa é necessária, uma vez que a existência de dados auxiliares diminui os fatores desconhecidos no processo de desagregação, tais como a emissividade, a porcentagem de determinada cobertura do solo e a variabilidade interna dos pixels. Estes dados servirão de base para a desagregação porque, em geral, eles indicam o comportamento da TSC em subpixel. A quarta premissa é mais razoável quando não há interação energética entre os alvos em subpixel (ZHAN et al., 2013). Em geral, as superfícies heterogêneas são tridimensionais e muito maiores que o comprimento de onda mensurado e essa configuração causa sombras e consequentes interações não lineares entre as faces sombreadas e as expostas a radiação.

Essas premissas viabilizam os estudos em DTSC, mas também inserem incertezas na modelagem da TSC em subpixel, principalmente as premissas número 2 e 4 que podem diminuir a acurácia da DTSC modelada. Alguns modelos de TUM, como o “método físico aprimorado para desagregação da radiância termal” de Liu e Zhu (2012), também pressupõem que as relações entre a temperatura e os dados auxiliares se mantêm independentemente da escala de análise, o que pode ou não ser verdadeiro de acordo com o dado auxiliar utilizado e a relação estabelecida.

2.4. Método físico aprimorado para desagregação da radiância termal

O método físico aprimorado para desagregação da radiância termal, representado na Figura 2.5, parte de um produto de temperatura de superfície (TSC) de menor resolução e de dados de maior resolução no visível e infravermelho próximo (VNIR), infravermelho de ondas curtas (SWIR) e infravermelho termal (TIR).

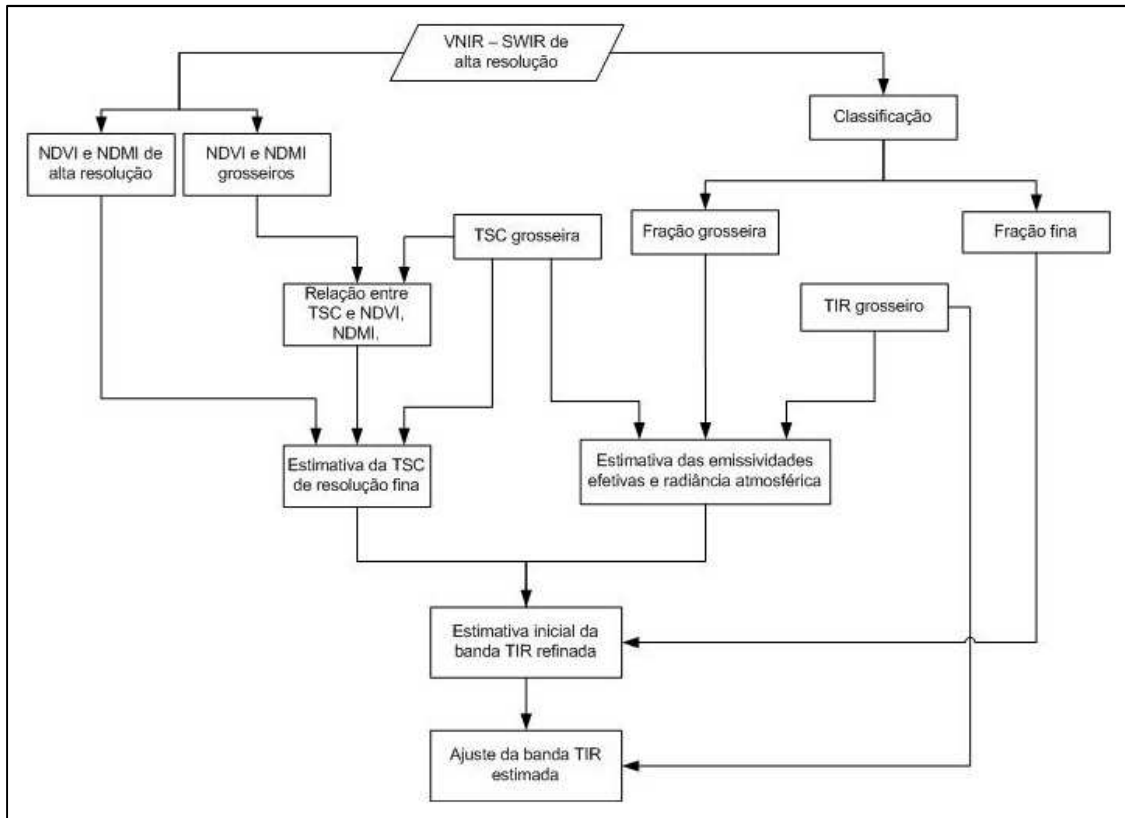


Figura 2.5 – Fluxograma do método físico aprimorado para desagregação da radiação termal.

Fonte: Traduzido de Liu e Zhu (2012)

Sobre os dados de maior resolução, exceto termal, é feita uma classificação de cobertura do solo e a extração dos índices radiométricos NDVI (Índice normalizado de vegetação) e NDMI (Índice múltiplo normalizado de seca), que contribuem para a explicação da temperatura de superfície. Os índices radiométricos e a banda termal são reamostrados por média simples e o resultado da classificação é reamostrado por vizinho mais próximo, para o tamanho de pixel do produto de temperatura de superfície disponível.

A reamostragem permite relacionar os índices radiométricos com a temperatura de superfície por meio de um modelo de regressão linear pelo qual os coeficientes da relação são encontrados, conforme a Equação 2.1.

$$T = \beta_0 + \beta_1 \text{NDVI} + \beta_2 \text{NMDI} + u_i \quad (2.1)$$

onde:

T = temperatura;

β_0 = Coeficiente linear;

β_1 = Coeficiente angular;

β_2 = Coeficiente angular;

u_i = erro aleatório.

Uma vez que se parte da premissa de que as relações entre a temperatura e os dados auxiliares se mantêm em qualquer escala, os coeficientes encontrados são aplicados aos dados de resolução maior, para criar um banda de temperatura de superfície na mesma resolução que esses dados. Essa etapa foi um avanço, e única diferenciação, na pesquisa de Liu e Zhu (2012) em relação à de Liu e Pu (2008), e contribuiu para a redução dos efeitos de bloco e borrimento da imagem desagregada, assim como para maior (LIU; ZHU, 2012). Por isso o método proposto por Liu e Zhu (2012) é chamado de método aprimorado.

A classificação reamostrada, em conjunto com a banda termal reamostrada e com o produto de temperatura de superfície, permitem estimar a emissividade efetiva de cada cobertura do solo e a contribuição da radiação atmosférica para a radiação registrada pelo sensor do produto de temperatura, definida pela equação:

$$R_s(i) = \sum_{k=1}^K \bar{\epsilon}_k \cdot f_k(i) \cdot B_\lambda(T_k(i)) + R_A \quad (2.2)$$

onde:

$R_s(i)$ = Radiação registrada pelo sensor para um pixel i ;

k = Número total de coberturas do solo;

$\bar{\epsilon}_k$ = Emissividade efetiva da cobertura do solo k ;

$f_k(i)$ = Porcentagem da cobertura do solo k dentro do pixel i ;

$(T_k(i))$ = Temperatura de superfície da cobertura do solo k dentro do pixel i ;

$B_\lambda(T_k(i))$ = Emitância de um corpo negro dado um $T_k(i)$ de um pixel do produto de temperatura de superfície;

R_A = Radiância proveniente dos efeitos da atmosfera;

Os parâmetros de emissividade efetiva e radiância atmosférica estimados são combinados com a TSC estimada, para calcular a radiância registrada por um sensor termal com a mesma resolução espacial do dado termal original. A radiância encontrada é comparada com a radiância da banda termal original, o que permite ajustar melhor uma a outra e chegar à radiância estimada final.

Segundo Liu e Zhu (2012) o método atingiu $R^2 = 0,83$, além disso, pode ser aplicado a imagens termais de qualquer satélite de sensoriamento remoto orbital, desde que um produto de temperatura de superfície esteja disponível no horário de sua passagem.

3 ÁREA DE ESTUDO

A cidade de São Paulo foi escolhida por ser uma das paisagens mais modificadas pelo Homem, visto que está entre as 10 cidades mais populosas do mundo. O município de São Paulo (Figura 3.1) localiza-se no estado de São Paulo no sudeste brasileiro, com uma extensão de aproximadamente 1.520 km² e acomodando cerca de 11 milhões de pessoas com uma taxa de urbanização de 99.10% (IBGE, 2010). A cidade possui dados auxiliares de temperatura do ar medidos na estação meteorológica do Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da USP (IAG – USP)

Atualmente a cidade é o maior centro financeiro, corporativo e mercantil da América Latina, além de ser a cidade mais populosa do Hemisfério Sul (IBGE, 2012). Concentra 12,26% do produto interno bruto (PIB) brasileiro e 22% do PIB do Sudeste; o setor de serviços predomina em sua economia, mas também há uma participação menos expressiva das indústrias.

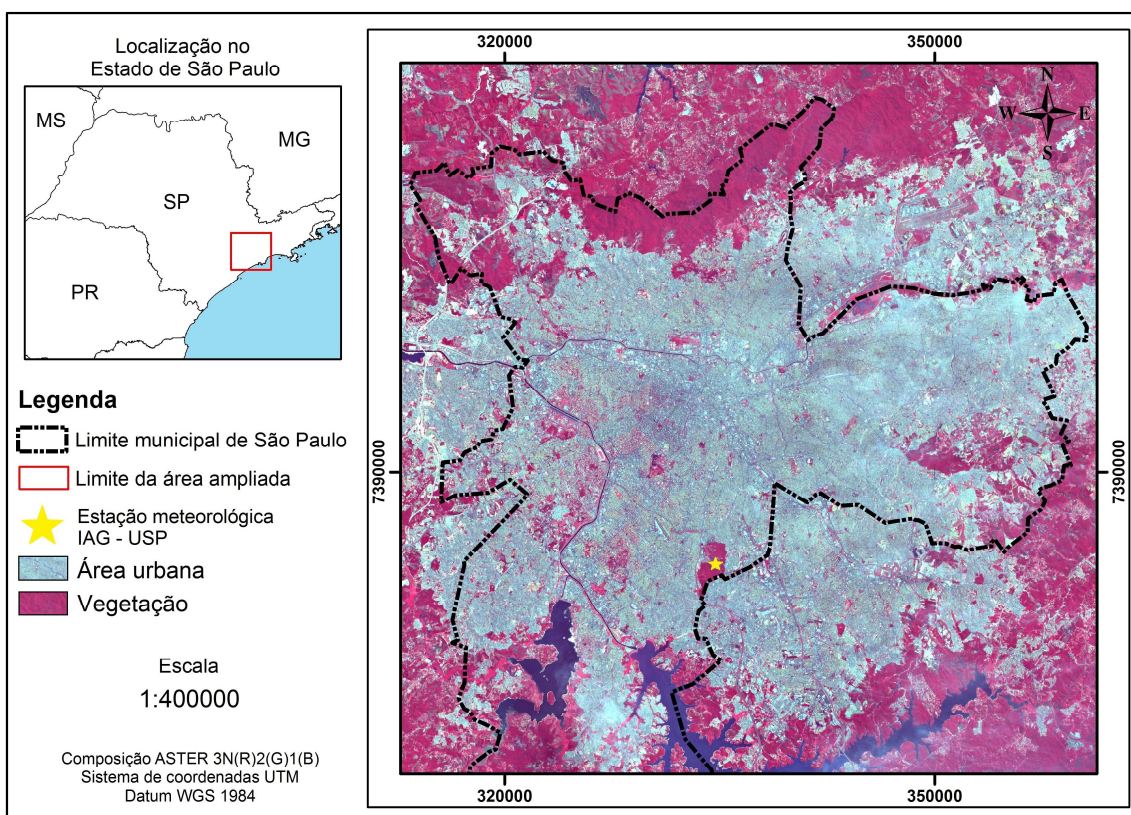


Figura 3.1 – Localização da área de estudo

O clima de São Paulo é temperado úmido com inverno seco e verão quente (MENDONÇA; DANNI-OLIVEIRA, 2007); a temperatura média é de 15 °C no mês mais frio e 22 °C no mês mais quente, a precipitação média varia entre 39,4 mm no mês mais seco e 256,00 mm no mês mais chuvoso (Figura 3.2). Predominam os ventos de Noroeste – Sudeste, Leste Noroeste – Oeste Sudeste, Norte Noroeste – Sul Sudeste, sendo esse último mais forte (Figura 3.3).

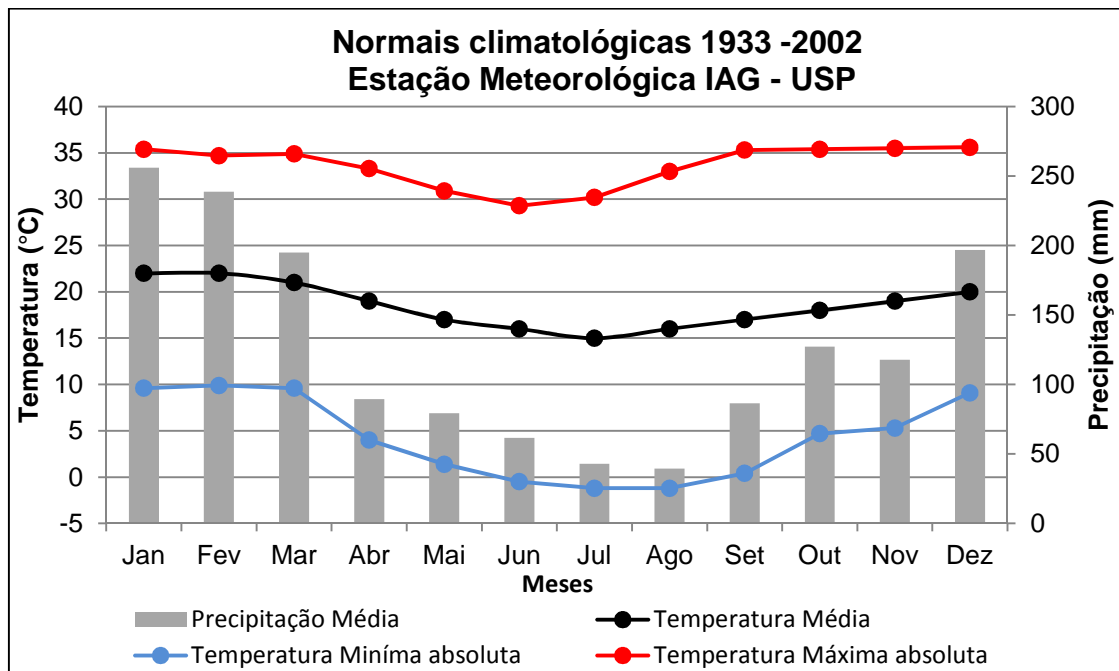


Figura 3.2 – Caracterização climática de São Paulo por meio das normais climatológicas de temperatura média, temperatura mínima absoluta, temperatura máxima absoluta e precipitação média, medidas na estação meteorológica do IAG-USP.
Fonte: adaptado de Pereira et al. (2007).

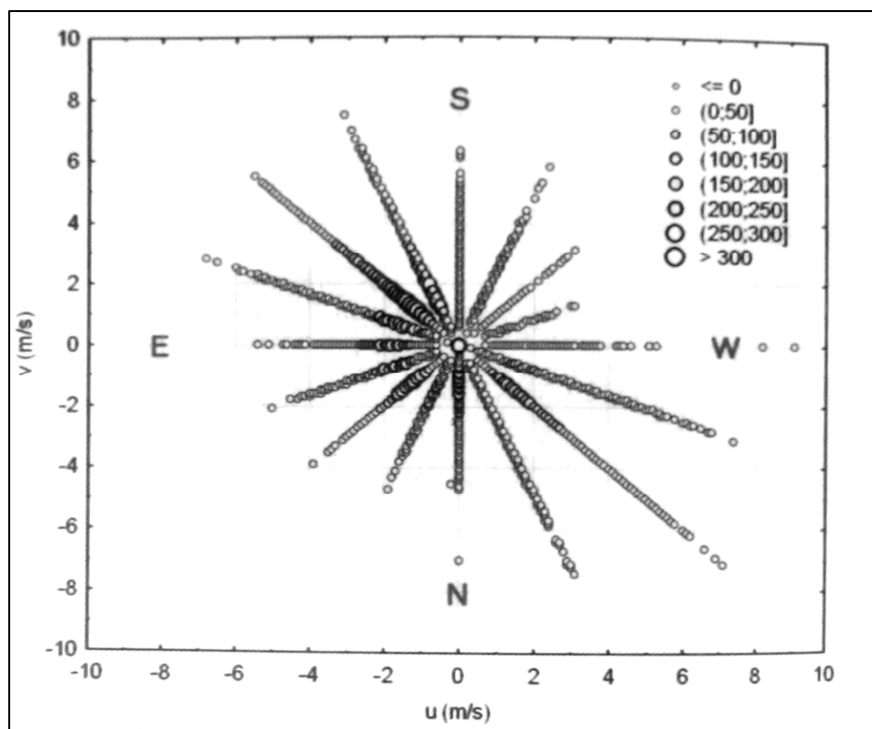


Figura 3.3 – Rosa dos ventos com frequências e intensidades dos ventos, medidas na estação meteorológica do IAG-USP entre 1933 e 2006. A escala de tamanho indica a frequência de ocorrência.
 Fonte: Santos et al. (2006)

O município está sobre o Planalto Paulistano, Zona do Alto Tietê, inserido no Planalto Atlântico, cerca de 750 m acima do nível do mar. Essa área apresenta relevo pouco movimentado, é dominada por formas de topos convexos de fraca altitude, elevada densidade de canais de drenagem e vales profundos (AZEVEDO, 1958; ROSS; MOROZ, 1996). No entanto, essas drenagens tiveram a várzea ocupada por vias de circulação e canais de escoamento de esgoto, o leito dos rios e suas matas ciliares foram tomados pela cidade.

O crescimento populacional de São Paulo foi acelerado no período entre 1940 e 1980, a população total do município aumentou cerca de 6 vezes, de 1,33 milhões para 8,49 milhões de habitantes (Figura 3.4), atingindo a taxa de urbanização de 98,20%.

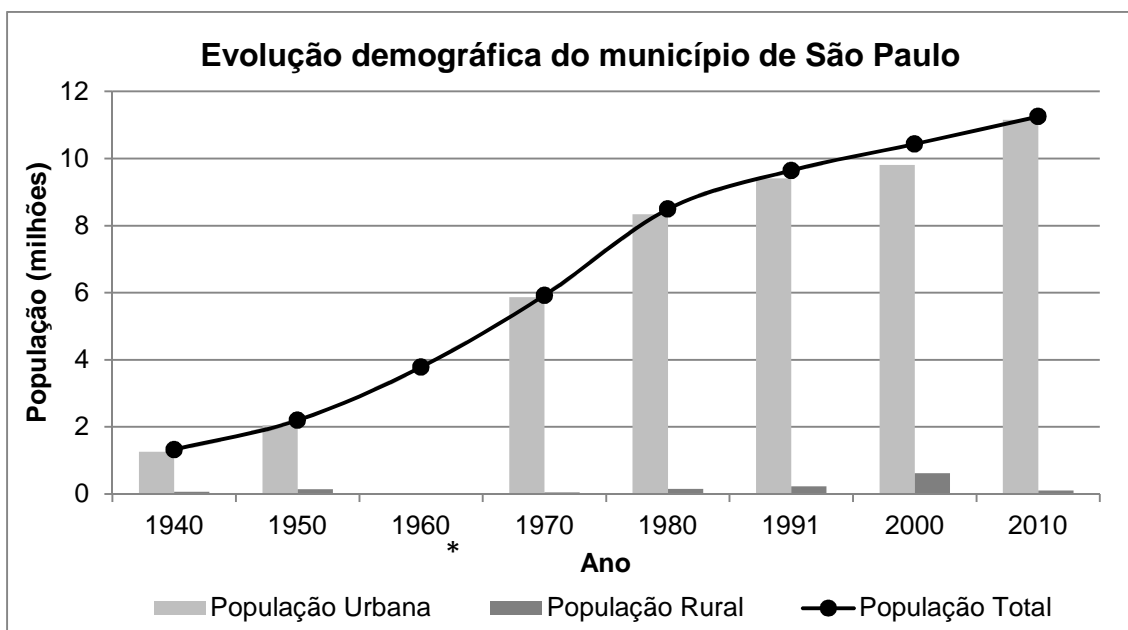


Figura 3.4 – Evolução demográfica do município de São Paulo, contendo a população total, urbana e rural.

* Em 1960 os dados do Censo não permitiram discriminar população Urbana e Rural.

Fonte: adaptado de Prefeitura Municipal de São Paulo (2014).

Nesse mesmo período, ocorreu a maior expansão da macha urbana paulistana (Figura 3.5); a cidade passou de uma área com raio médio de 2 km em 1890, para um raio médio de 15 km em 1950. Esse crescimento acelerado veio acompanhado por uma série de impactos ambientais, provenientes do desordenamento no uso do solo (AZEVEDO, 1958). Dentre outros impactos, é possível citar a extirpação da vegetação, as mudanças no perfil das drenagens e a modificação do albedo da superfície pela impermeabilização, como fatores que contribuíram para a modificação do balanço hídrico e energético da área.

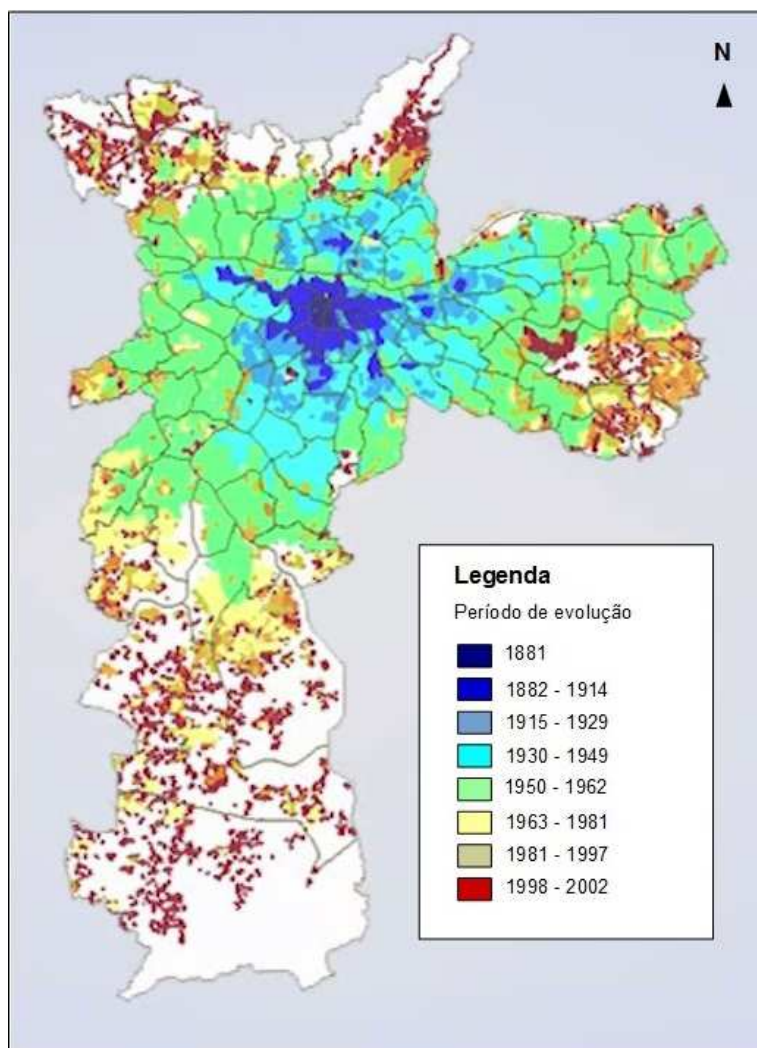


Figura 3.5 – Evolução da mancha urbana do município de São Paulo.
 Fonte: adaptado de Prefeitura Municipal de São Paulo (2014).

Essas mudanças influenciaram a dinâmica da circulação atmosférica local (OKE, 1987), alterando a temperatura, pluviosidade, umidade, e pressão do microclima (FILHO et al., 2007), fato que resultou na presença de ilhas de calor na zona leste do município de São Paulo (FUCKNER, 2008) e na área central, com variações de até 10 °C em relação a sua vizinhança (LOMBARDO, 1985). Estudos indicam que a presença das ilhas de calor tem aumentado a intensidade das chuvas de verão, e conseqüentemente acrescido a ocorrência de enchentes; e também que grande parte das modificações do microclima paulistano é proveniente muito mais da interferência antrópica do que de alguma mudança climática global (SANTOS et al., 2006; FILHO et al., 2007).

4 METODOLOGIA

Neste trabalho foi utilizado o método de DTSC baseado na abordagem por TUM (*Thermal Unmixing*) proposto por Liu e Zhu (2012) devido à menor complexidade de aplicação, ao seu baixo custo em relação aos demais métodos, por ser um dos estudos mais recentes em TUM e principalmente por permitir análises quantitativas.

Embora este trabalho tenha se inspirado no método de Liu and Zhu (2012), ele apresenta alguns avanços metodológicos. O método desenvolvido neste trabalho modificou e adicionou índices radiométricos utilizados na estimação da temperatura de superfície, usou planos celulares para manipulação dos dados, e aplicou o método em uma área de estudo maior do que a de outros trabalhos.

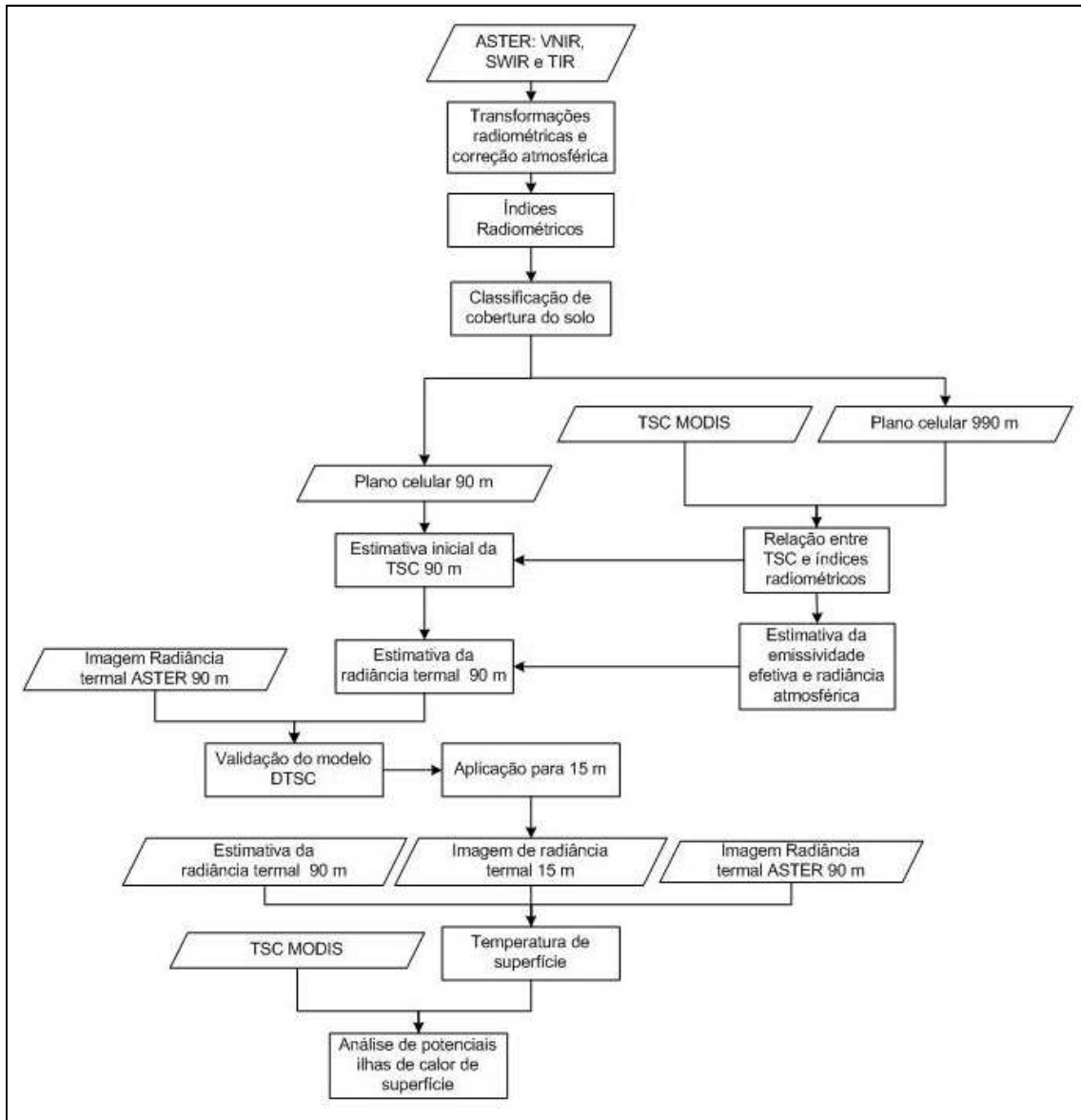


Figura 4.1 – Fluxograma da metodologia desenvolvida.

Foi adicionado um índice radiométrico específico para detecção da densidade de urbanização o UI (Índice normalizado de densidade de urbanização). Trocou-se o índice radiométrico NMDI (Índice múltiplo normalizado de seca) pelo NDWI (Índice normalizado de umidade), uma vez que o primeiro se mostrou inadequado às imagens ASTER, mesmo sensor utilizado por Liu e Zhu (2012). Essa inadequação deve-se ao fato das bandas ASTER não abrangerem os intervalos espectrais de absorção por água, requeridos pelo NMDI. O NDVI foi mantido como índice de vegetação.

Os planos celulares foram utilizados para compatibilizar os dados dos diferentes sensores do ASTER, entre si, e também com o produto de temperatura MODIS, que foi adotado por estar disponível gratuitamente. Isto se difere da reamostragem por média simples adotada por Liu e Zhu (2012), onde os pixels das bandas dos diferentes sensores podem não ter correspondência espacial exata. Neste caso, os planos celulares fazem com que essa correspondência seja exata, dado que operações matemáticas são realizadas para integrar os dados das imagens ou índices radiométricos a cada célula do plano por correspondência espacial.

Além disso, diferente do trabalho de Liu e Zhu (2012), o modelo DTSC desenvolvido neste trabalho foi aplicado em outro nível de resolução espacial, 15 m, posteriormente à estimativa da banda termal refinada e à construção do modelo DTSC.

Após a aplicação, as temperaturas das imagens estimadas pelo modelo foram extraídas, e comparadas com as originais e com o produto MODIS. O objetivo desta comparação foi validar a precisão dos resultados obtidos e assim verificar o potencial destas medidas para a identificação de potenciais ilhas de calor de superfície e seus padrões de cobertura do solo.

A metodologia está descrita no diagrama de blocos da Figura 4.1. A aplicação do modelo DTSC para dados de 15 m de resolução espacial e a análise de potenciais ilhas de calor de superfície na cidade de São Paulo, por meio dos produtos gerados pelo modelo DTSC, serão descritos a seguir.

4.1. Materiais

Para a realização desse trabalho foi selecionada uma cena ASTER 1B⁴ (Figura 4.2 A) adquirida ao nadir no dia 13 de outubro de 2002, data mais recente na

⁴Imagem geometricamente e radiometricamente corrigida.

qual havia disponibilidade de imagens ASTER com SWIR válido⁵ e o dado auxiliar de temperatura de superfície, obtido pelo sensor MODIS (Figura 4.2 B).

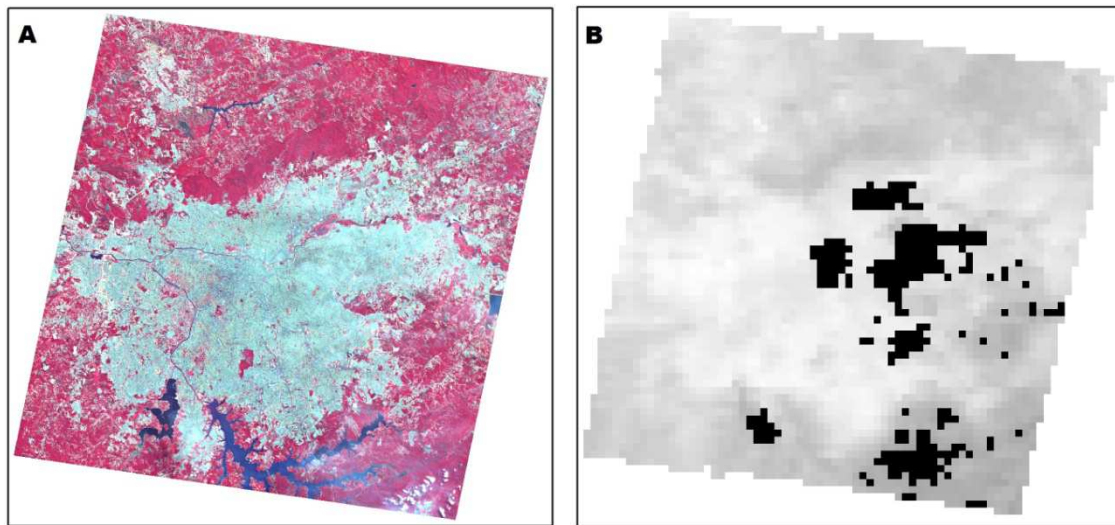


Figura 4.2 – Imagens utilizadas. A: Cena ASTER 1B na composição R(3N)G(2)B(1); B: Recorte da imagem de temperatura absoluta do sensor MODIS em níveis de cinza, os pixels pretos representam a máscara de nuvens *default* desse produto.

As cenas do sensor ASTER possuem quatorze bandas multiespectrais, distribuídas em três subsistemas de imageamento no intervalo espectral entre 0.52 μm e 11.65 μm , conforme a Tabela 4.1.

⁵ Devido a temperaturas anormalmente altas, os detectores do subsistema do SWIR estavam sofrendo saturação, assim não produzem dados válidos desde abril de 2008.

Tabela 4.1 – Caracterização das bandas multiespectrais do sensor ASTER

Subsistema	Banda	Intervalo espectral (μm)	Resolução espacial	Resolução radiométrica
VNIR (visível e infravermelho próximo)	1	0,52 - 0,60	15 m	8 bits
	2	0,63 - 0,69		
	3N	0,78 - 0,86		
	3B	0,78 - 0,86		
SWIR (infravermelho de ondas curtas)	4	1,60 - 1,70	30 m	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 (infravermelho termal)	10	8,125 - 8,475	90 m	12 bits
	11	8,475 - 8,825		
	12	8,925 - 9,275		
	13	10,25 - 10,95		
	14	10,95 - 11,65		

Fonte: traduzido de Abrams et al. (2008).

Também foram utilizados dados meteorológicos diários de temperatura, coletados pela estação do Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da USP (IAG – USP), no horário das 10h e 11h entre 1936 e 2013.

4.2. Pré - processamento

4.2.1. Transformações radiométricas e correção atmosférica

Apesar da imagem ASTER 1B ser radiometricamente corrigida, cada banda espectral utiliza um critério próprio para discretizar os valores de radiância. Dessa forma os níveis de cinza de cada banda estão em uma escala diferente, o que dificulta a caracterização espectral dos alvos (PONZONI; SHIMABUKURO, 2010).

A conversão dos números digitais (DN) para valores físicos recupera a relação de escala entre as bandas, permitindo a caracterização espectral dos alvos. A refletância (ρ_λ) representa um parâmetro físico escalonado em um mesmo intervalo para todas as bandas espectrais (PONZONI; SHIMABUKURO, 2010).

Assim, após a correção dos efeitos atmosféricos a caracterização espectral adequada dos alvos é possível.

Com esse intuito, as bandas do VNIR e SWIR foram transformadas de DN para refletância corrigida, por meio do algoritmo FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes) (ADLER-GOLDEN et al., 1999). Na correção foi utilizado o modelo atmosférico de verão para médias latitudes (MLS), pois era o mais adequado ao mês de obtenção e à localização da cena (EXELIS, 2004). Foi utilizado também o modelo de aerossol urbano que consiste na mistura de 80,00% de aerossóis rurais e 20,00% de aerossóis fuliginosos, adequado para áreas de alta densidade urbana e/ou industriais (EXELIS, 2004).

4.2.2. Índices radiométricos

Os índices radiométricos são medidas utilizadas para realçar e extrair informações das imagens, principalmente parâmetros biofísicos (JENSEN, 2006). Assim, para extrair informações que colaborassem na explicação da temperatura de superfície, foram utilizados índices radiométricos compatíveis com as bandas do ASTER e que abordassem as variáveis urbanização, vegetação e umidade.

Para a urbanização foi aplicado o Urban Index (UI) (JAYAMANNA, 1996) que explora a relação inversa entre a refletância das áreas urbanas no infravermelho próximo (NIR) e o infravermelho de ondas curtas (SWIR), conforme a Equação 4.1.

$$UI = \frac{SWIR_{2,20\mu m} - NIR_{1,65\mu m}}{SWIR_{2,20\mu m} + NIR_{1,65\mu m}} \quad (4.1)$$

O UI varia entre 1 e -1, no qual valores próximos de 1 indicam solo exposto, próximos de 0 indicam maior urbanização e próximos de -1 indicam área vegetada.

Para a vegetação foi aplicado o Índice Normalizado de Vegetação (NDVI)(ROUSE et al., 1973), que explora a relação inversa entre a refletância

da vegetação no infravermelho próximo (NIR) e sua absorção no vermelho, conforme a equação:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR}_{1,65\mu\text{m}} - \text{RED}_{0,82\mu\text{m}}}{\text{NIR}_{1,65\mu\text{m}} + \text{RED}_{0,82\mu\text{m}}} \quad (4.2)$$

O NDVI varia entre 1 e -1, no qual valores próximos de 1 indicam vegetação com maior vigor, próximos de 0 o indicam solo exposto e próximos de -1 indicam água.

Para a umidade, o Índice Normalizado de Água (NDWI) (GAO, 1996) foi modificado para se adequar as bandas do ASTER:

$$\text{NDWI} = \frac{\text{RED}_{0,82\mu\text{m}} - \text{SWIR}_{2,26\mu\text{m}}}{\text{RED}_{0,82\mu\text{m}} + \text{SWIR}_{2,26\mu\text{m}}} \quad (4.3)$$

A faixa espectral centrada em 1,24 μm foi substituída pela centrada em 2,26 μm (Equação 4.3) porque o ASTER não possui banda centrada em 1,24 μm e a banda centrada em 2,26 μm também está livre da absorção por água. O NDWI varia entre 1 e -1, no qual valores próximos de 1 indicam maior presença de água, próximos de 0 indicam moderada presença de água e próximos de -1 indicam baixa presença de água, ou seca.

4.2.3. Classificação da cobertura do solo

Antes da classificação, foi criada uma máscara de nuvens sobre a cena ASTER, baseada nas nuvens presentes na própria imagem e também na máscara de nuvens do produto de temperatura MODIS. A classificação foi realizada com o classificador não supervisionado Iso Cluster (ESRI, 2014) usando as bandas do VNIR e SWIR do ASTER.

Baseado em experimentos, concluiu-se que seis *clusters*, com tamanho mínimo de vinte pixels e intervalo de amostragem de dez pixels, era um conjunto de parâmetros adequado para a classificação desejada. Com base na chave de interpretação, mostrada na Figura 4.3, os clusters definidos pelo classificador foram associados a uma das seis classes de cobertura do solo.

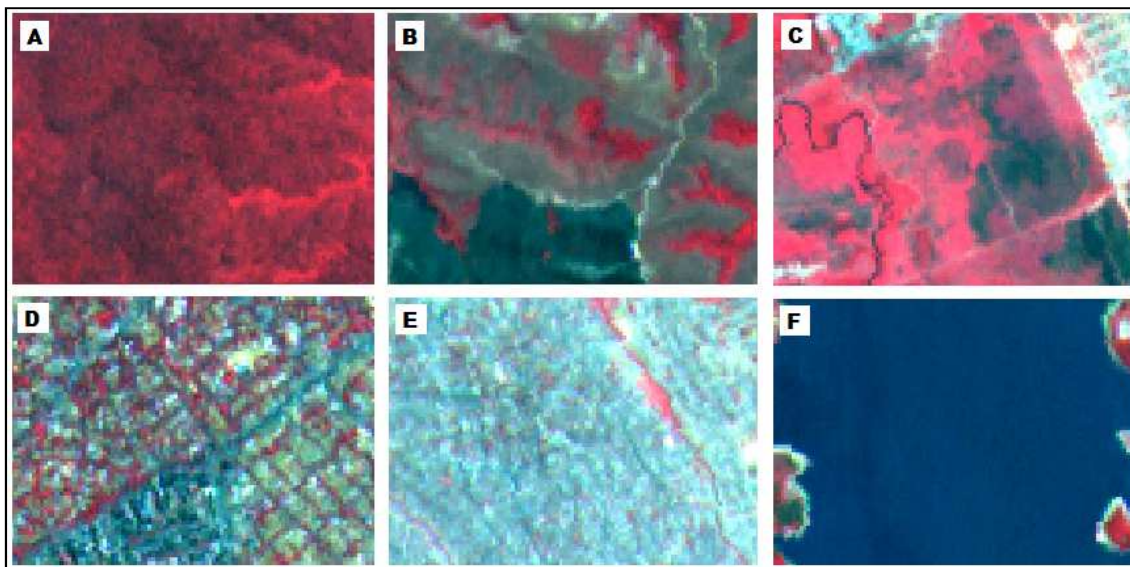


Figura 4.3 – Chave de associação para os *clusters* encontrados no *Iso Cluster*. A: Floresta; B: Solo exposto; C: Outras vegetações; D: Urbano esparsos; E: Urbano adensado; F: Água.

4.3. Desenvolvimento do modelo de DTSC

4.3.1. Simulação de bandas de resolução espacial grosseira

Para a simulação de bandas de menor resolução espacial foi gerado um plano com células regulares de 990 metros, como se pode ver na Figura 4.4. As células geradas sobre nuvens da imagem ASTER e do produto de temperatura do MODIS foram excluídas do plano.

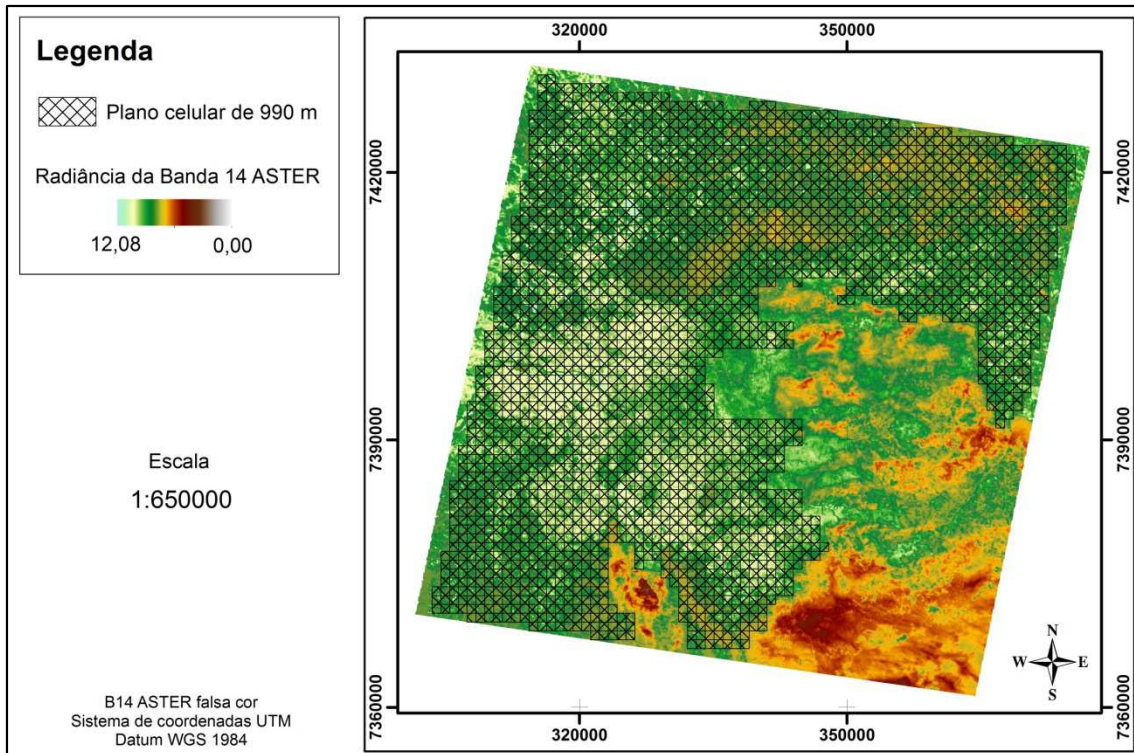


Figura 4.4 – Plano celular de 990m sobreposto ao produto de temperatura MODIS. Pode-se observar a presença de nuvens, áreas de baixa radiância identificadas pelas cores quentes. Nessas áreas as células foram excluídas.

O plano celular permitiu a compatibilização de dados com diferentes resoluções espaciais como os VNIR (15 m), SWIR (30 m) e TIR (90 m). Além disso, o uso do plano celular facilitou a reamostragem *Upscale* das bandas ASTER. Reamostragem *Upscale* é o processo pelo qual imagens de baixa resolução espacial são simuladas a partir de uma imagem de melhor resolução espacial, neste caso as bandas do ASTER. Um dos métodos mais simples é o da média dos pixels, que foi utilizado neste trabalho.

Para cada unidade do plano celular foram calculados os atributos: valor médio do UI, valor médio do NDVI, valor médio do NDWI, valor médio da radiância da banda 13 ASTER, valor da temperatura do produto MODIS e as porcentagens de cada classe de cobertura do solo. O valor médio da radiância da banda 13 ASTER foi espacializado, como exemplo, para que fosse possível observar o efeito da reamostragem (Figura 4.5). Pode-se observar a degradação e a perda de detalhes da imagem como previsto, já que o tamanho do pixel da imagem simulada (990x990) é maior do que o original (90x90).

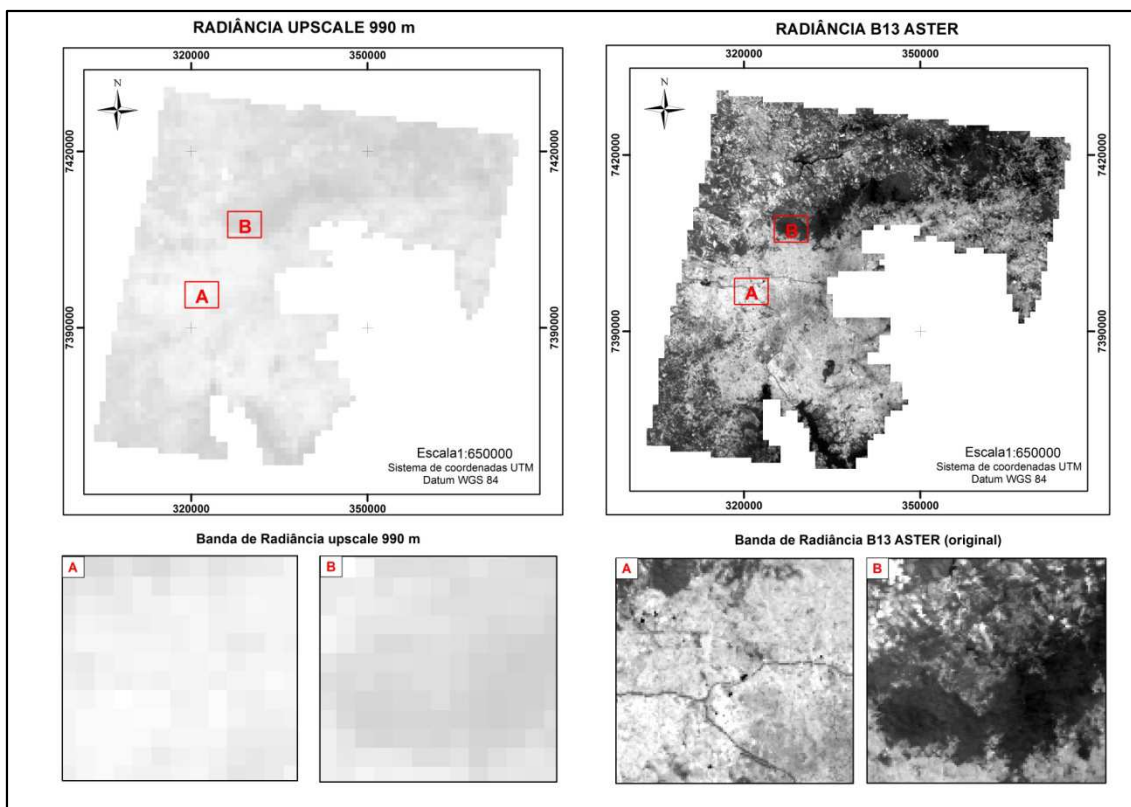


Figura 4.5 – Imagem de radiância upscale 990 m e imagem de radiância B13 ASTER original.

4.3.2. Relação entre a TSC do produto MODIS e os índices radiométricos

Para estimar a temperatura em função do NDVI, NDWI e UI, primeiramente verificou-se o tipo de relação existente entre esses dados. Essa verificação foi feita por meio de uma análise exploratória, que indicou a correlação entre os índices radiométricos (Tabela 4.2) e a existência de relações lineares entre o NDVI, NDWI, UI e a temperatura do produto MODIS (Figura 4.6).

A matriz de correlação de Pearson indicou, com todos os valores inferiores a $2,23 \cdot 10^{-7}$, que existe forte correlação entre o NDWI, o UI e o NDVI e o UI, e correlação moderada entre o NDWI e o NDVI (Tabela 4.2).

Tabela 4.2 – Matriz de correlação de Pearson

	UI	NDWI	NDVI
UI	1	-0,89	-0,80
NDWI	-0,89	1	0,49
NDVI	-0,80	0,49	1

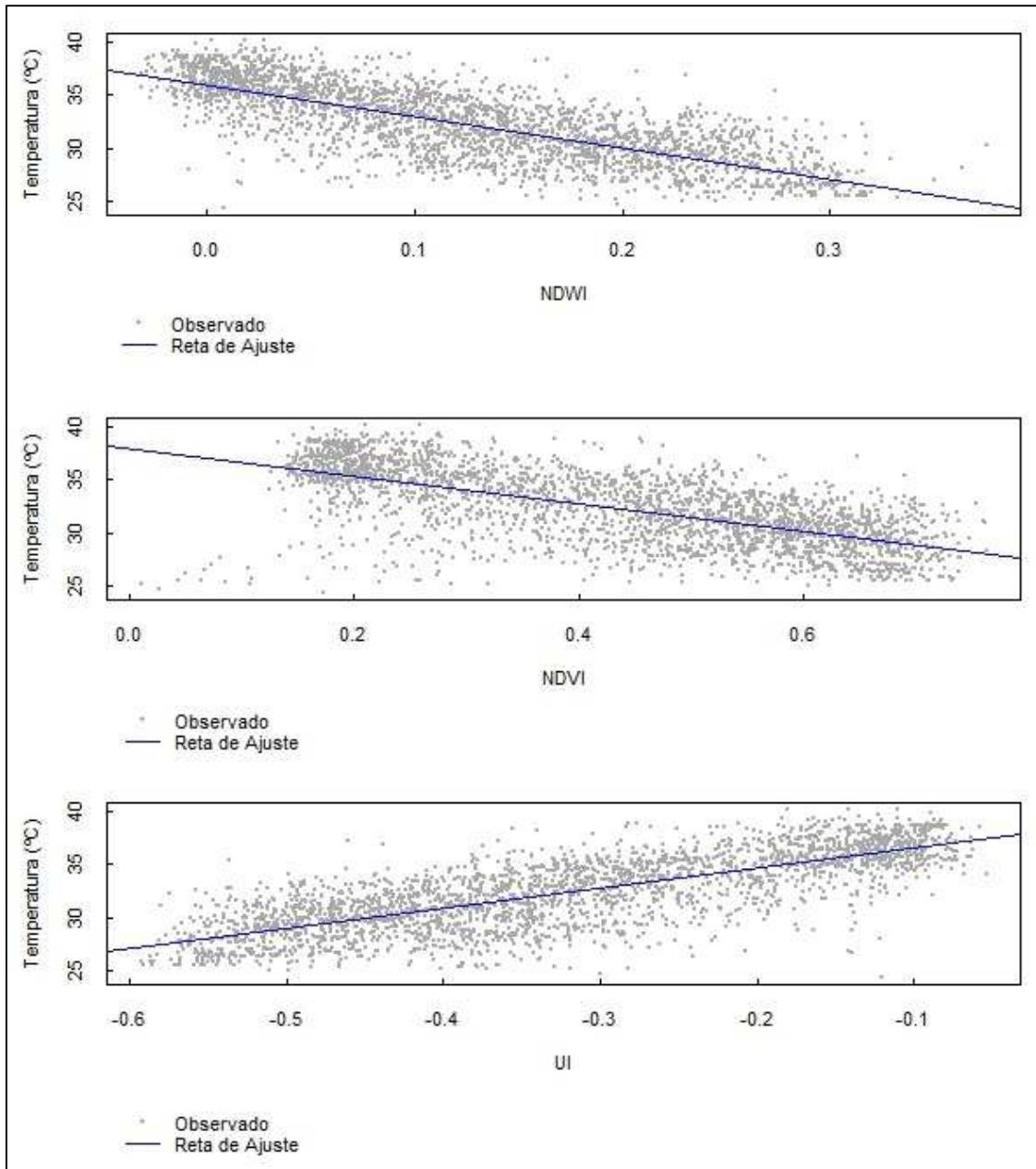


Figura 4.6 – Gráficos de dispersão e retas de ajuste para os atributos NDVI, NDWI e UI em relação a variável resposta Temperatura.

Depois de identificadas a correlação e as relações entre as variáveis, as células mais puras do plano celular de 990 m foram selecionadas. Utilizou-se como critério de seleção a predominância de pelo menos 80,00% de uma das classes de cobertura do solo e a distribuição adequada das amostras. Essa seleção é importante porque aproxima os dados da premissa da

isotermalidade, uma vez que um pixel composto por um único material não variaria internamente sua temperatura (LIU; ZHU, 2012). A Figura 4.7 mostra a distribuição das 101 células, todas as que satisfizeram os critérios de seleção, e as classes de cobertura do solo predominantes em cada célula.

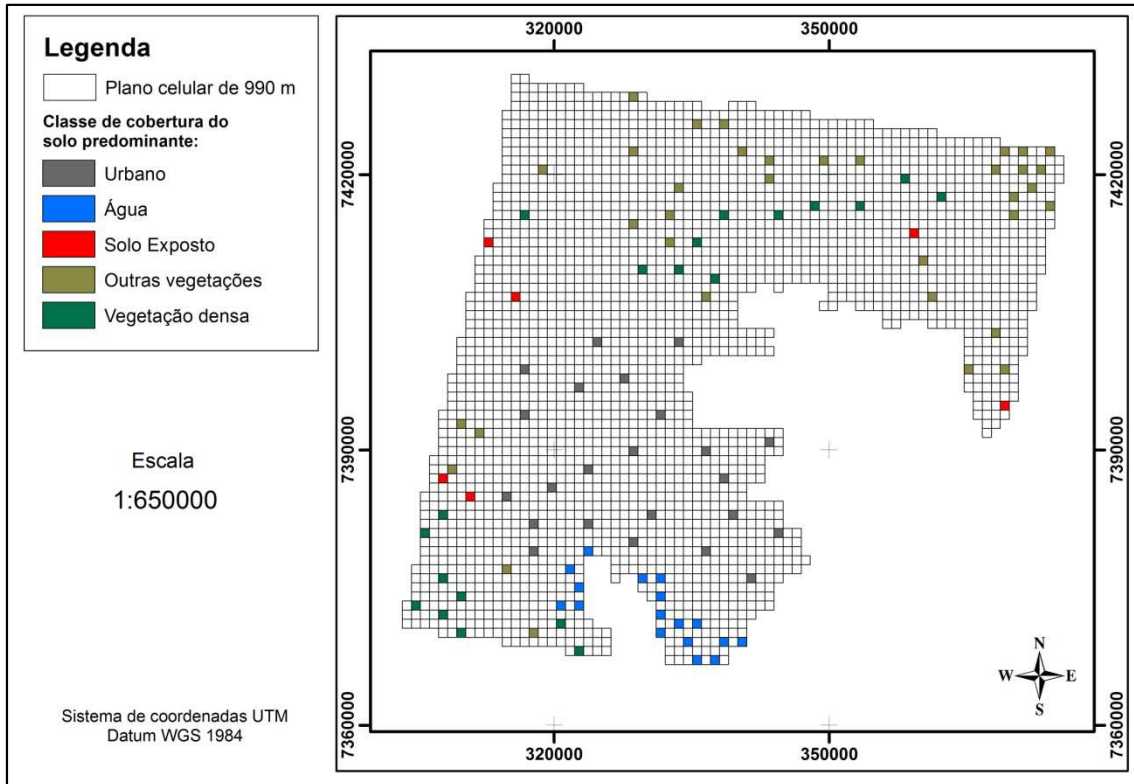


Figura 4.7 – Distribuição das células puras selecionadas e suas respectivas classes de cobertura do solo predominante, sobre plano celular de 990 m.

Sobre essas 101 amostras foi gerado o seguinte modelo de regressão linear:

$$\hat{T}_{990} = 16,17 \text{ NDVI}_{990} + 14,37 \text{ NDWI}_{990} + 47,80 \text{ UI}_{990} + 39,46 + u_i \quad (4.3)$$

onde:

\hat{T}_{990} = temperatura estimada em graus Celsius para a célula de 990 m;

NDVI_{990} = NDVI médio calculado para a célula de 990 m;

NDWI_{990} = NDWI médio calculado para a célula de 990m;

UI_{990} = UI médio calculado para a célula de 990m;

39,46 = intercepto da reta do modelo, ponto em que a reta de regressão corta o eixo y;

u_i = erro aleatório.

Os resíduos do modelo foram submetidos e aprovados, a 95,00% de confiança, no teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov e no teste de homocedasticidade Breusch Pagan.

4.3.3. Estimativa da emissividade efetiva e da radiância atmosférica

Para encontrar a emissividade efetiva de cada classe de cobertura do solo e a radiância atmosférica é necessário relacionar a radiância registrada pelo sensor com os fatores que a compõe, conforme a equação definida por Liu e Pu (2008):

$$R_s(i)_{990} = \sum_{k=1}^K \bar{\epsilon}_k \cdot f_k(i)_{990} \cdot B_\lambda(T_k(i))_{990} + R_A \quad (4.4)$$

onde:

$R_s(i)_{990}$ = Radiância registrada pelo sensor da Banda 13 ASTER para uma célula de 990 m;

K = Número total de coberturas do solo;

$\bar{\epsilon}_k$ = Emissividade efetiva da cobertura do solo k ;

$f_k(i)_{990}$ = Porcentagem da cobertura do solo k dentro do pixel i de 990 m;

$(T_k(i))_{990}$ = Temperatura de superfície da cobertura do solo k dentro do pixel i , de 990 m, retirada do produto MODIS;

$B_\lambda(T_k(i))_{990}$ = Emitância de um corpo negro dado um $T_k(i)$ de um pixel de 990 m;

R_A = Radiância proveniente dos efeitos da atmosfera;

Para solucionar a Equação 4.4, primeiramente é necessário encontrar o parâmetro $B_\lambda(T_k(i))_{990}$ para cada unidade do plano celular de 990 m. Esse parâmetro é encontrado pela integração da Lei de Planck, definida por:

$$B_\lambda(T)_{990} = \int_{10,55}^{11,54} \frac{c_1}{\lambda^5 (e^{c_2/\lambda T_k - 1})} d\lambda \quad (4.5)$$

onde:

$B_{\lambda}(T)_{990}$ = Radiância espectral de um corpo negro, dada uma temperatura T, para uma célula de 990 m;

T_k = Temperatura absoluta do corpo k , retirada do produto MODIS;

C_1 = Constante de Planck 1, que equivale a $3,74 \cdot 10^{-16} \text{ W}\cdot\text{m}^2\cdot\text{sr}^{-1}$;

λ = Comprimento de onda em μm ;

e = Número de Euler, que equivale a 2,72;

C_2 = Constante de Planck 2, que equivale a $1,432 \cdot 10^{-2} \text{ m}\cdot\text{K}^{-1}$.

Para isso a Equação 4.5 é calculada, levando em conta a temperatura de superfície do produto MODIS, no intervalo espectral entre 10,55 μm e 11,54 μm , correspondente à banda termal 31 do MODIS. A integração da lei de Planck fornece a energia total emitida por um corpo negro em uma dada temperatura. No entanto, o sensor do MODIS não detecta toda a energia. A energia é detectada conforme a função de resposta espectral da banda (Figura 4.8).

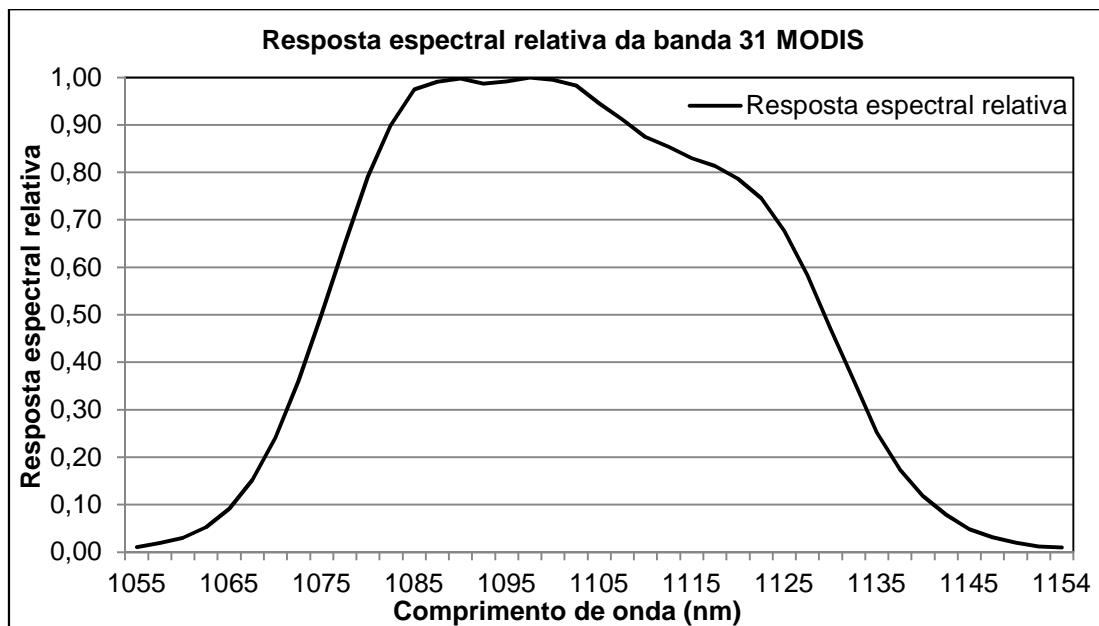


Figura 4.8 – Gráfico da resposta espectral relativa da banda 31 do MODIS
Fonte: Baseado em NASA (2014)

Levando-se em conta apenas a área integrada pela curva espectral da banda 31 do MODIS, concluiu-se que no máximo 48,00% de toda a energia emitida é registrada pelo sensor. Dessa forma, a radiância encontrada por meio da Equação 4.5, foi reescalada pelo fator multiplicativo de 0,48.

Após o cálculo e reescalonamento de $B_{\lambda}(T)_{990}$ é possível reescrever a Equação 4.4, conforme a Equação 4.6:

$$R_s(i)_{990} = R_A + \sum_{k=1}^K \bar{\epsilon}_k \cdot P_{k990} \quad (4.6)$$

onde:

$R_s(i)_{990}$ = Radiância registrada pelo sensor da Banda 13 ASTER para uma célula de 990 m;

R_A = Radiância proveniente dos efeitos da atmosfera;

$\bar{\epsilon}_k$ = Emissividade efetiva a ser calculada;

$P_{k990} = f_k(i) \cdot B_{\lambda}(T_k(i))_{990}$, definidos anteriormente na Equação (4.4);

A Equação 4.6 indica que a variável $R_s(i)_{990}$ é uma combinação linear das demais variáveis. Dessa forma, pode-se dizer que cada $\bar{\epsilon}_k$ é um coeficiente angular dessa reta e R_A é o seu coeficiente linear. Uma vez que $R_s(i)_{990}$ e P_{k990} são atributos do plano celular, pode-se estimar \hat{R}_A e $\hat{\epsilon}_k$ por meio de um modelo de regressão linear, baseado na Equação 4.6.

4.3.4. Estimativa da temperatura de superfície a 90 m

Para estimar a temperatura de superfície na resolução mais fina um novo plano celular, com células regulares de 90 metros, foi gerado. Para cada uma dessas células foram calculados os seguintes atributos: valor médio do UI, valor médio do NDVI, valor médio do NDWI, valor da radiância da banda 13 e as porcentagens de cada classe de cobertura do solo.

Considerando que as relações entre as variáveis são mantidas independentemente da escala, o modelo de regressão linear gerado no plano celular de 990 m (Equação 4.3) foi aplicado para o plano celular de 90 m conforme a seguinte equação:

$$\hat{T}_{90} = 16,17 \text{ NDVI}_{90} + 14,37 \text{ NDWI}_{90} + 47,80 \text{ UI}_{90} + 39,46 \quad (4.7)$$

onde:

\hat{T}_{90} = estimador da temperatura em graus Celsius para a célula de 90 m;

$NDVI_{90}$ = NDVI médio calculado para a célula de 90 m;

$NDWI_{90}$ = NDWI médio calculado para a célula de 90m;

UI_{90} = UI médio calculado para a célula de 90m

39,46 = intercepto da reta do modelo, ponto em que a reta de regressão corta o eixo y.

Essa etapa colabora para a diminuição do efeito de blocos na imagem final estimada, pois também visa atender a premissa da isothermalidade.

4.3.5. Estimativa da banda termal de radiação a 90 m

Com os estimadores \hat{R}_A e $\hat{\epsilon}_k$ calculados, a equação da radiação registrada pelo sensor foi aplicada para as células de 90 m, conforme a Equação 4.8.

$$\overline{R_s(i)_{90}} = \sum_{k=1}^K \hat{\epsilon}_k \cdot f_k(i)_{90} \cdot B_\lambda(\hat{T}_{90}) + \hat{R}_A \quad (4.8)$$

onde:

$\overline{R_s(i)_{90}}$ = Radiação estimada no plano celular de 90 m;

K = Número total de coberturas do solo;

$\hat{\epsilon}_k$ = Emissividade efetiva da cobertura do solo k ;

$f_k(i)_{90}$ = Porcentagem da cobertura do solo k dentro do pixel i de 90 m;

\hat{T}_{90} = Estimativa da temperatura de superfície, obtida pela aplicação do modelo de regressão linear;

$B_\lambda(T_k(i))_{90}$ = Emitância espectral de um corpo negro, dado um $T_k(i)$, calculada pela integração da Lei de Planck para uma célula de 90 m e considerado o reescalonamento por 0,48, devido à função de resposta espectral relativa do sensor;

\hat{R}_A = Estimador da radiação proveniente dos efeitos multiplicativos e aditivos da atmosfera;

Após calcular o valor estimado de radiação para cada uma das células de 90 m, foi realizada uma regressão linear entre o valor estimado da radiação a 90 m e o valor real da radiação da B13 ASTER. Essa regressão permitiu, pelo método dos mínimos quadrados, encontrar a seguinte equação de ajuste:

$$R_s(i)_{90} = 0,97 \cdot \overline{R_s(i)_{90}} + 0,25 \quad (4.9)$$

onde:

$R_s(i)_{90}$ = Radiância registrada pelo sensor da B13 ASTER;

$\overline{R_s(i)_{90}}$ = Radiância estimada no plano celular de 90 m.

Depois do ajuste, a radiância estimada foi espacializada procedendo-se com análises qualitativas e quantitativas. Após essas análises, o modelo de DTSC foi concluído.

4.4. Aplicação do modelo

4.4.1. Estimativa da banda termal de radiância a 15 m

Partindo-se da premissa de que as relações entre a temperatura e os dados auxiliares se mantêm independentemente da escala (LIU; PU, 2008; NICHOL, 2009), o modelo de DTSC foi aplicado para as bandas do ASTER, gerando uma banda de radiância estimada a 15 m. Essa etapa foi realizada diretamente sobre os dados raster, sem o intermédio de planos celulares, já que um plano com células de 15 m geraria grande número de polígonos, tornando o processamento lento e inviável.

4.4.2. Extração da temperatura superfície e análise de potenciais ilhas de calor de superfície

As imagens de Radiância B13 ASTER (90 m) e Radiância estimada pelo modelo DTSC (15 m) foram submetidas à técnica do canal referência de emissividade (KEALY; HOOK, 1993), que assume que todos os pixels de uma imagem termal possuem emissividade constante. A partir dessa emissividade, por meio da função de Planck é calculada a temperatura de cada pixel. Entretanto, ao invés de utilizar um único canal de emissividade, optou-se por um canal de emissividade por classe de cobertura do solo. As emissividades foram definidas via pesquisa bibliográfica (REES, 2001; JENSEN, 2006; NOVO, 2010), conforme a Tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Emissividades, obtidas por pesquisa bibliográfica, utilizadas para extração de temperatura de superfície.

Classe	Emissividade
Urbano	0,95
Solo exposto	0,90
Água	0,92
Outras vegetações	0,97
Vegetação densa	0,98

As emissividades da Tabela 4.3 foram utilizadas para extração da temperatura de superfície conforme a equação do canal referência de emissividade (KEALY; HOOK, 1993):

$$T_S = \frac{C_2}{\lambda \cdot \ln \left[\frac{\varepsilon_k \cdot C_1}{L \cdot \lambda^5 \cdot \pi} + 1 \right]} \quad (4.10)$$

onde:

T_S = temperatura de superfície (K);

C_1 = primeira constante da radiação = $3,74 \cdot 10^{-16}$ ($W \cdot m^2$);

C_2 = segunda constante da radiação = 0,014 (m.K)

λ = comprimento de onda (m);

ε_k = Emissividade da classe k;

L = radiância registrada na imagem (W/m^3)

Após a extração, foi calculada a diferença entre a imagem de temperatura estimada e a real de 90 m, para verificar os desvios da temperatura. Posteriormente, selecionou-se uma área livre de nuvens (Figura 4.9), para realizar a análise comparativa entre as imagens com 15 m, 90 m, e 990 m. Essa comparação teve como objetivo verificar o potencial da imagem de 15 m para a detecção de potenciais ilhas de calor de superfície. Também foram escolhidas seis parcelas (Figura 4.9) dentro da área selecionada, para realizar uma análise mais detalhada do potencial da desagregação para o estudo de ilhas de calor de superfície.

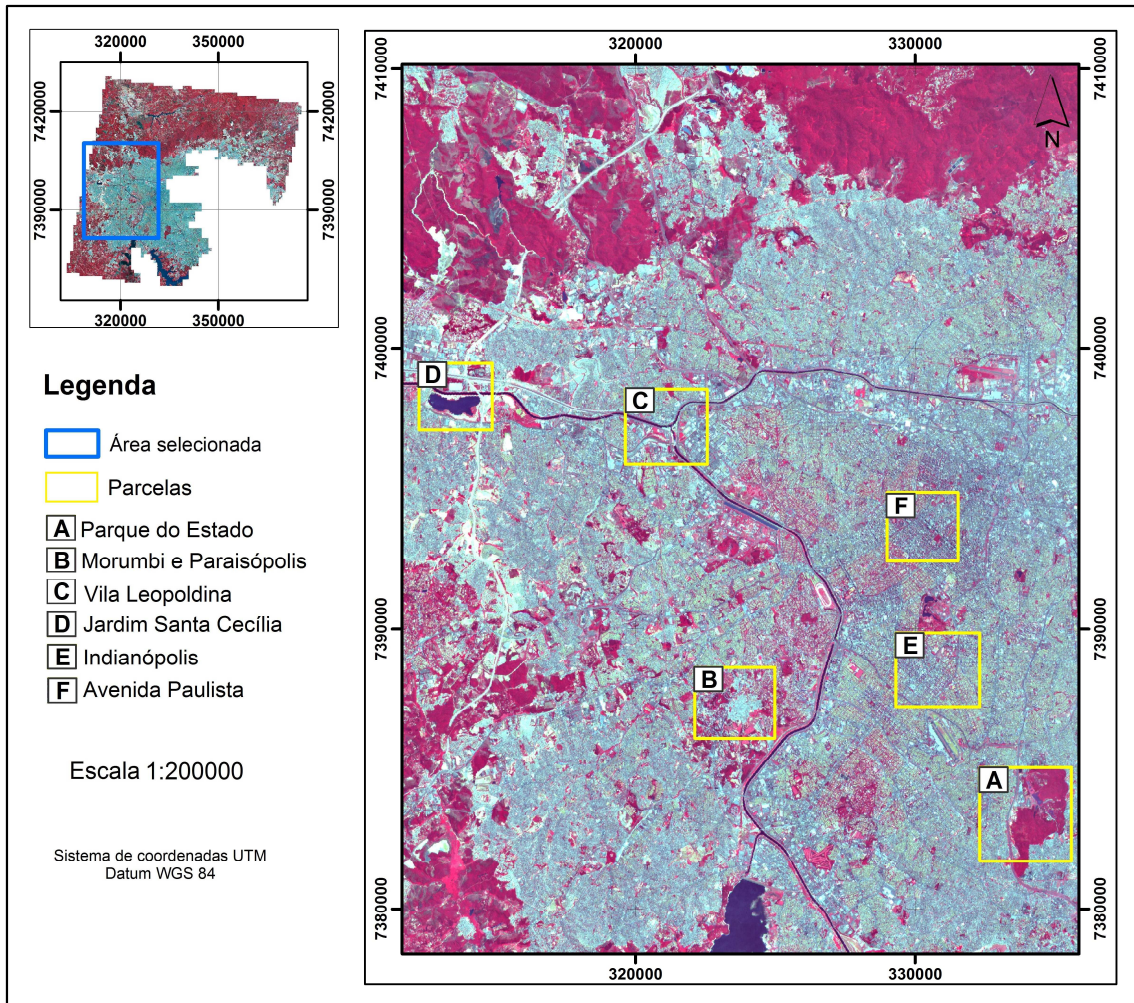


Figura 4.9 – Área e parcelas selecionadas para a análise de ilhas de calor de superfície na composição ASTER R(3N)G(2)B(1).

A definição numérica de ilha de calor, para a área de estudo, requisiu consulta a dados climatológicos; foram consultadas as médias de temperatura às 10h e 11h para o mês de Outubro, entre 1936 e 2013 (Figura 4.10). Como o horário de passagem local do ASTER é às 10h30min, considerou-se o aumento da temperatura, entre 10h e 11h, linear e calculou-se a média das duas medições como referência para a temperatura extraída das imagens.

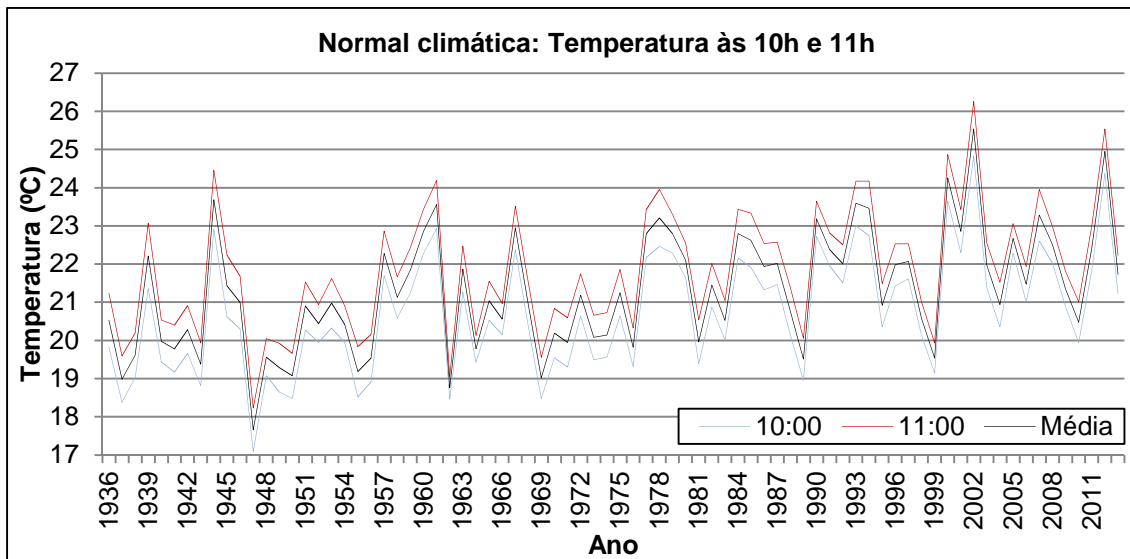


Figura 4.10 – Normais climáticas para o mês de outubro na estação meteorológica do IAG – USP às 10h, 11h e média das duas medições.

Em 2002, ano de aquisição da imagem ASTER, o mês de outubro apresentou as maiores médias históricas do período (Figura 4.10), no dia da aquisição da imagem a temperatura foi de 24,2°C às 10h e 29,9°C às 11h, com média de 27,05°C. Dessa forma, foram subtraídos 27,05°C das imagens de temperatura estimada a 15 m, temperatura original a 90 m e imagem MODIS 990 m, pois além de facilitar a comparação entre as imagens, acredita-se que as temperaturas superiores a esse valor seriam causadas pela interferência do meio urbano; já que a estação meteorológica do IAG-USP fica em área vegetada em com condições ideais para medições.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo serão apresentados os resultados das etapas definidas na metodologia, assim como as discussões pertinentes.

5.1. Pré - processamento

5.1.1. Correção atmosférica

Para avaliar a correção atmosférica, foram coletados perfis espectrais de alvos com curvas conhecidas: água e vegetação. A caracterização espectral desses alvos, depois da correção atmosférica, pode ser observada nos gráficos da Figura 5.1 e Figura 5.2, respectivamente.

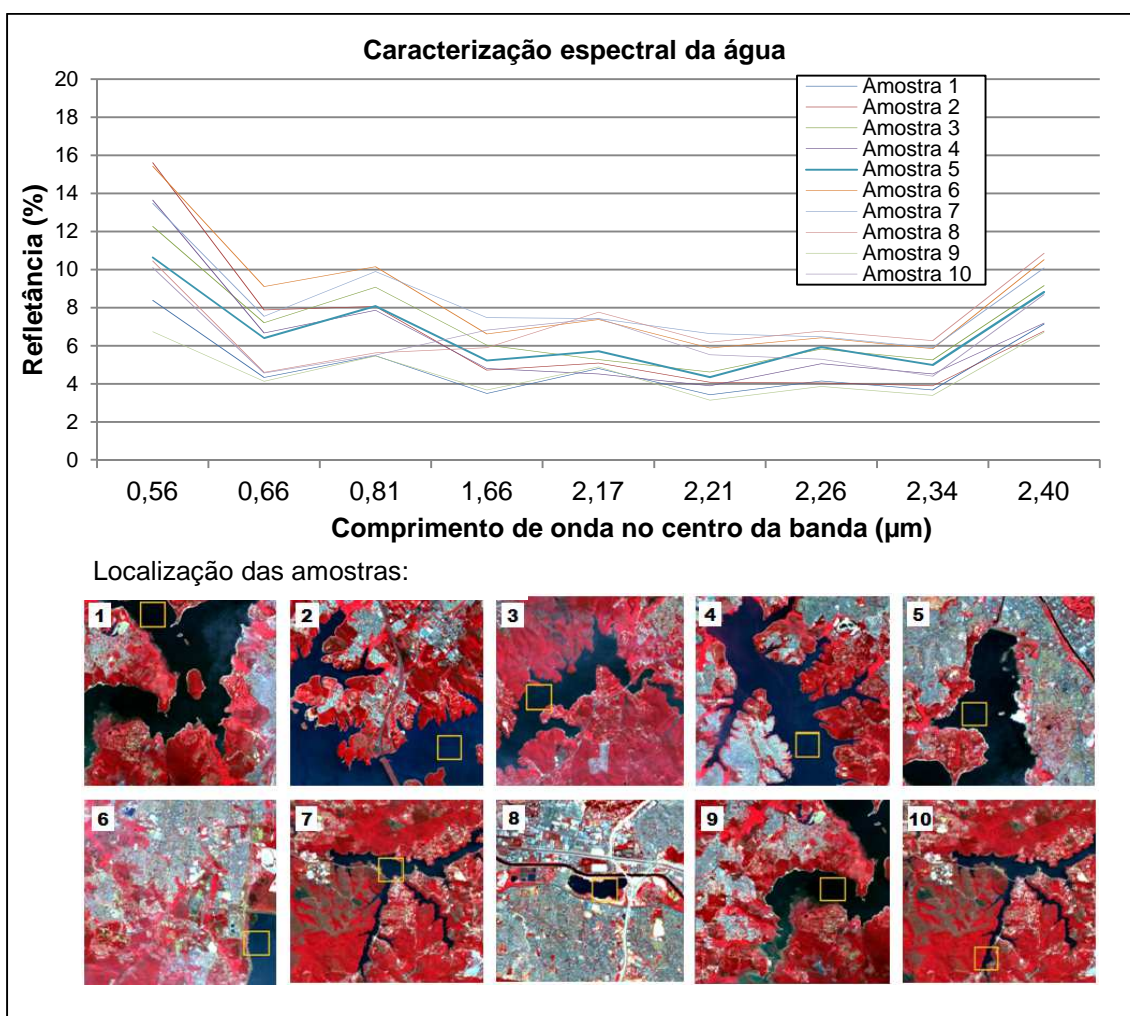


Figura 5.1 – Gráfico de caracterização espectral da água e respectiva amostra de cada curva; o local da amostragem é delimitado pelo centro do quadrado amarelo.

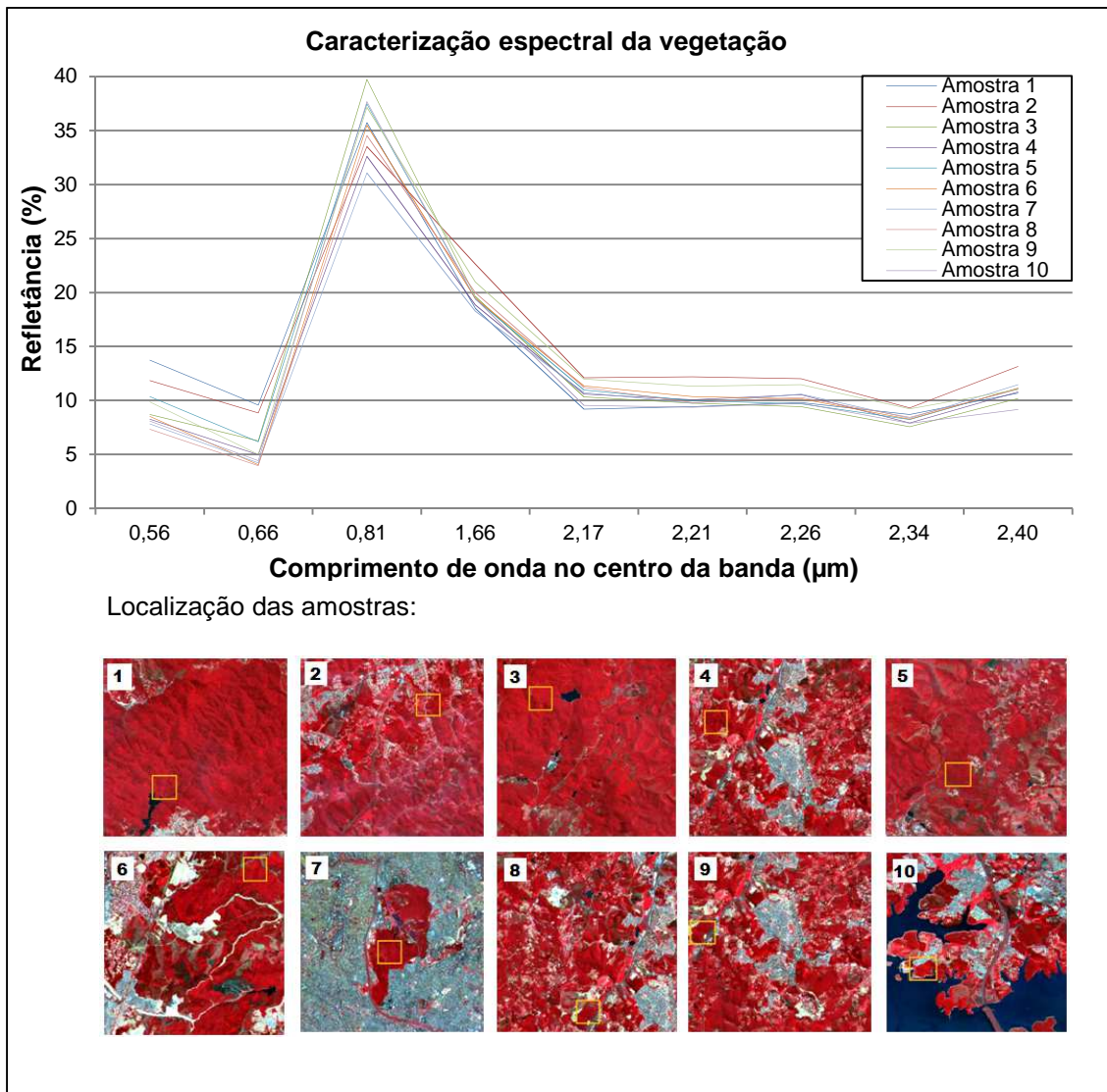


Figura 5.2 – Gráfico de caracterização espectral da vegetação e respectiva amostra de cada curva; o local da amostragem é delimitado pelo centro do quadrado amarelo.

Os perfis coletados apresentaram caracterização espectral coerente dos alvos água e vegetação. Dessa forma a correção atmosférica foi aceita como adequada.

5.1.2. Índices radiométricos

O Urban Index (UI) (JAYAMANNA, 1996) variou entre -1 e +1, sendo que os valores próximos de um positivo indicam áreas com maior densidade urbana e solo exposto, próximos de zero indicam áreas com menor densidade urbana e próximos a um negativo indicaram vegetação e água. Alguns corpos d'água

atingiram valores próximos a +1, devido a grande quantidade de sedimentos em suspensão. Entretanto, as áreas urbanas foram devidamente destacadas, segundo a densidade urbana e a refletância dos materiais (Figura 5.3). Portanto, o índice UI mostrou-se adequado como um indicador de densidade urbana.

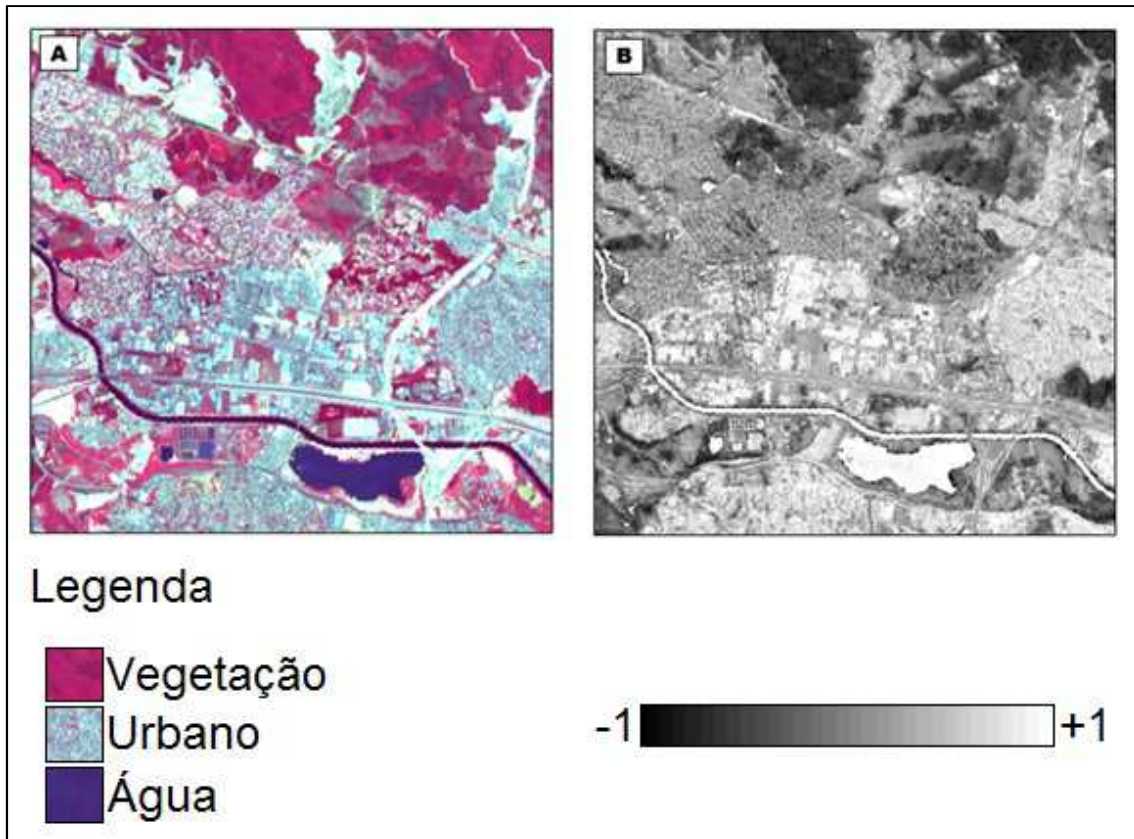


Figura 5.3 – A: Composição ASTER bandas R(3N)G(2)B(1); B: Imagem UI

O índice NDVI (ROUSE et al., 1973), muito usado pela comunidade científica, variou entre +1 e -1, sendo que os valores próximos de um positivo indicaram vegetação com maior vigor, próximos de zero indicam solo exposto e próximos de um negativo indicaram água (Figura 5.4), como previsto na literatura.

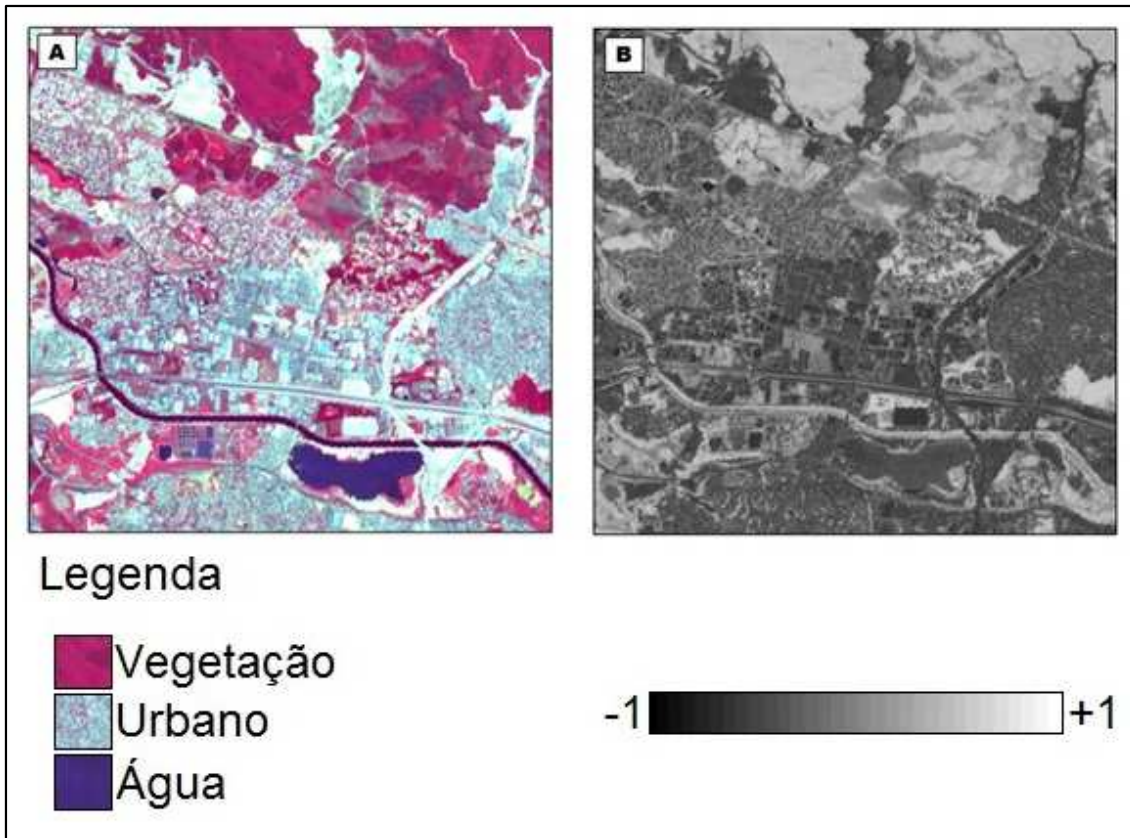


Figura 5.4 – A: Composição ASTER bandas R(3N)G(2)B(1); B: Imagem NDVI

O índice de umidade modificado (NDWI) variou entre 1 e -1, assumindo valores próximos +1 para água, intermediários para vegetação e -1 para áreas urbanas (Figura 5.5), caracterizando-se como um indicador adequado da presença de água.

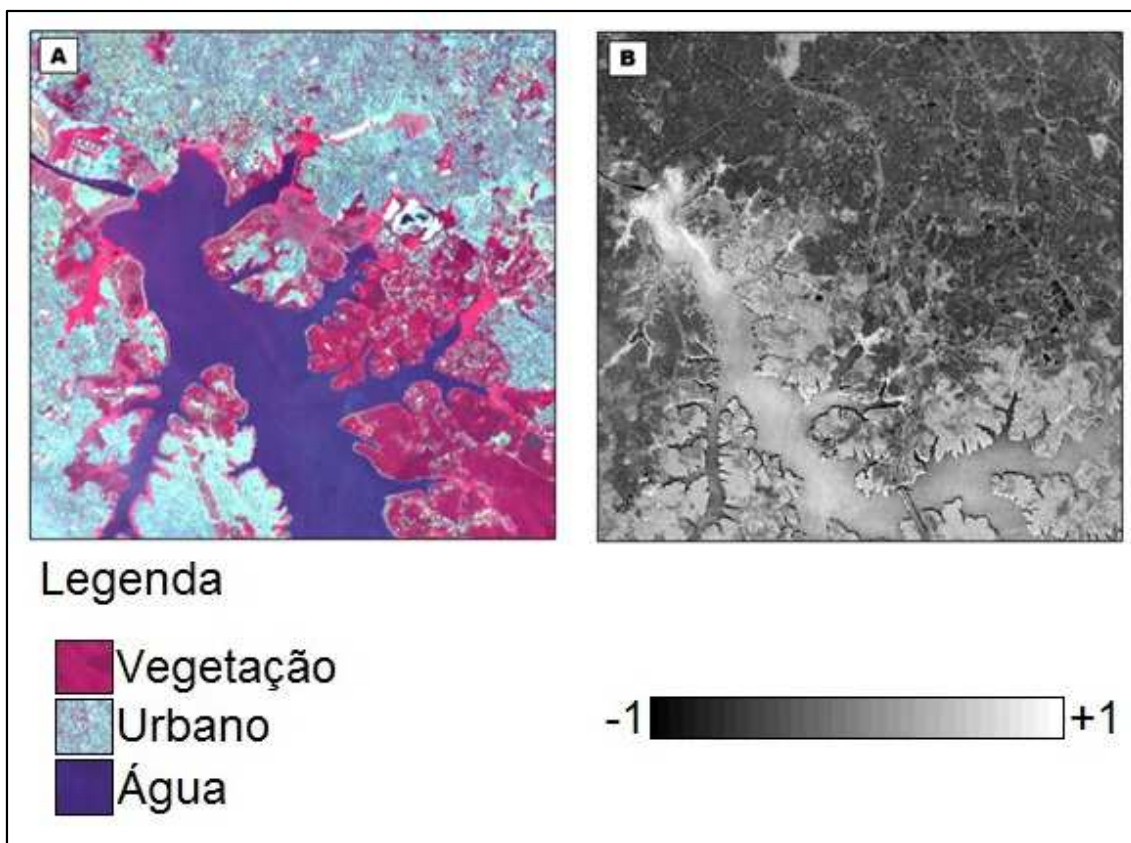


Figura 5.5– A: Composição ASTER bandas R(3N)G(2)B(1); B: Imagem NDWI

5.1.3. Classificação da cobertura do solo

Devido à confusão entre as classes “Urbano esparso” e “Urbano adensado”, elas foram agrupadas na classe “Urbano”. Na classe “Outras vegetações” foram agrupadas áreas de vegetação que não fosse arbórea, incluindo grama, pastos e cultivos. A classificação final (Figura 5.6) foi validada com trezentos pontos classificados por outro intérprete (Figura 5.6), obtendo índice Kappa = 0,70.

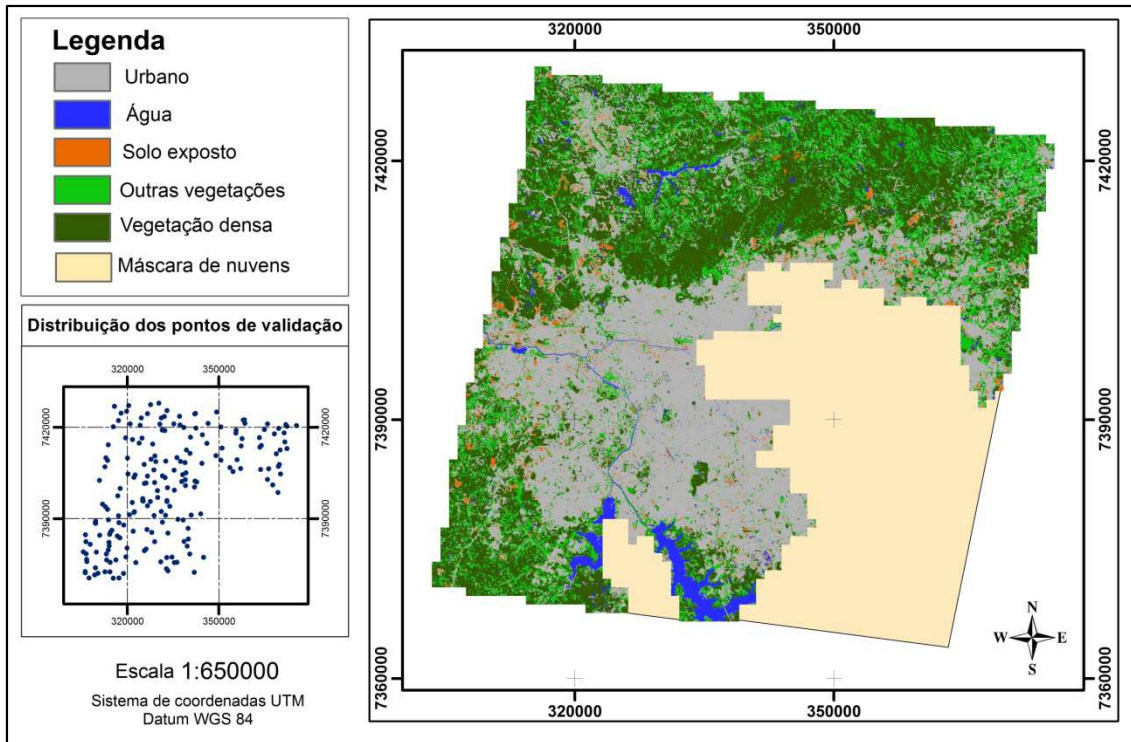


Figura 5.6 – Mapa final de cobertura do solo e distribuição dos pontos de validação.

Na matriz de confusão (Tabela 5.1) observou-se que as maiores confusões ocorreram entre a classe “Urbano” e “Solo Exposto”, e entre “Arbórea” e “Outras vegetações”.

Tabela 5.1 – Matriz de confusão da classificação

Classificação \ Referência	Urbano	Água	Solo exposto	Outras Vegetações	Arbórea	Total
Urbano	101	0	23	3	0	126
Água	1	17	0	0	0	18
Solo exposto	5	0	6	0	1	12
Outras Vegetações	4	0	2	30	8	44
Arbórea	2	0	1	12	85	100

Essas confusões são comuns na classificação de imagens, principalmente quando são usados classificadores não supervisionados, uma vez que esses alvos possuem grande similaridade espectral. Assim, os erros dessa

classificação foram considerados aceitáveis, já que a mesma foi realizada para encontrar a emissividade de cada uma das classes de cobertura do solo e as emissividades para as classes de maior confusão são muito próximas. Para vegetação rasteira é documentada emissividade de 0,97 e para vegetação arbórea entre 0,96 e 0,98; para a área urbana a emissividade varia entre 0,90 e 0,98, dependendo do material predominante, e para o solo exposto entre 0,90 e 0,92 (JENSEN, 2006).

5.2. Desenvolvimento do modelo DTSC

5.2.1. Estimativa da temperatura do produto MODIS em função do NDWI, NDVI e UI

Quanto à qualidade do ajuste, o modelo de regressão linear atingiu R^2 ajustado igual a 0,73. A Tabela 5.2 sintetiza as estatísticas do modelo de regressão linear ajustado.

Tabela 5.2 – Síntese das estatísticas do modelo de regressão linear

Tabela ANOVA					
<i>Fatores</i>	<i>Graus de liberdade</i>	<i>Soma de quadrados</i>	<i>Quadrado médio</i>	<i>Estatística F</i>	<i>valor-p</i>
<i>UI</i>	<i>01</i>	<i>685,38</i>	<i>685,38</i>	<i>208,56</i>	<i>6,57 E-26</i>
<i>NDWI</i>	<i>01</i>	<i>76,40</i>	<i>76,40</i>	<i>23,25</i>	<i>5,26E-06</i>
<i>NDVI</i>	<i>01</i>	<i>98,92</i>	<i>98,92</i>	<i>30,10</i>	<i>3,26 E-07</i>
<i>Resíduos</i>	<i>97</i>	<i>318,75</i>	<i>3,28</i>		
Resíduos					
<i>Mínimo</i>	<i>1º quartil</i>	<i>Média</i>	<i>Mediana</i>	<i>3º quartil</i>	<i>Máximo</i>
<i>-4,02</i>	<i>-1,08</i>	<i>0,023</i>	<i>9,46E-18</i>	<i>1,06</i>	<i>5,23</i>
Coefficientes					
<i>Preditor</i>	<i>Estimativa</i>	<i>Desvio padrão</i>	<i>Estatística T</i>	<i>valor-p</i>	
<i>Intercepto</i>	<i>39,46</i>	<i>0,68</i>	<i>57,35</i>	<i>1,19 E-76</i>	
<i>UI</i>	<i>47,80</i>	<i>8,09</i>	<i>5,90</i>	<i>5,21 E-08</i>	
<i>NDWI</i>	<i>14,37</i>	<i>8,30</i>	<i>1,73</i>	<i>8,00 E-02</i>	
<i>NDVI</i>	<i>16,17</i>	<i>2,94</i>	<i>5,48</i>	<i>3,26 E-07</i>	
		Desvio padrão dos resíduos	Graus de liberdade	R²	R² ajustado
		<i>1,81</i>	<i>97</i>	<i>0,729</i>	<i>0,726</i>

Quanto as variáveis de entrada, por meio da Tabela ANOVA (Tabela 5.2), conclui-se que o UI, NDWI e NDVI são significativos para o modelo a 95,00% de confiança, uma vez que o valor-p de todos foi menor que $\alpha = 0,05$.

Quanto aos resíduos, o teste de normalidade Komolgorov-Smirnov indicou que seguem uma distribuição normal a 95,00% de confiança. O histograma (Figura 5.7A) indica a distribuição dos resíduos e o papel de probabilidade mostra a aderência dos resíduos a uma Normal; quanto mais os pontos vermelhos estiverem sobrepostos à linha azul, mais os resíduos estarão próximos à normalidade.

Ao mesmo nível de confiança, o teste de Breusch Pagan indicou que os resíduos são homocedásticos. Quanto mais os resíduos normalizados estiverem aleatoriamente distribuídos, em relação aos valores ajustados, maior é o índice de homocedasticidade (Figura 5.7B). Portanto, todos os

pressupostos inerentes à construção de um modelo de regressão linear foram cumpridos.

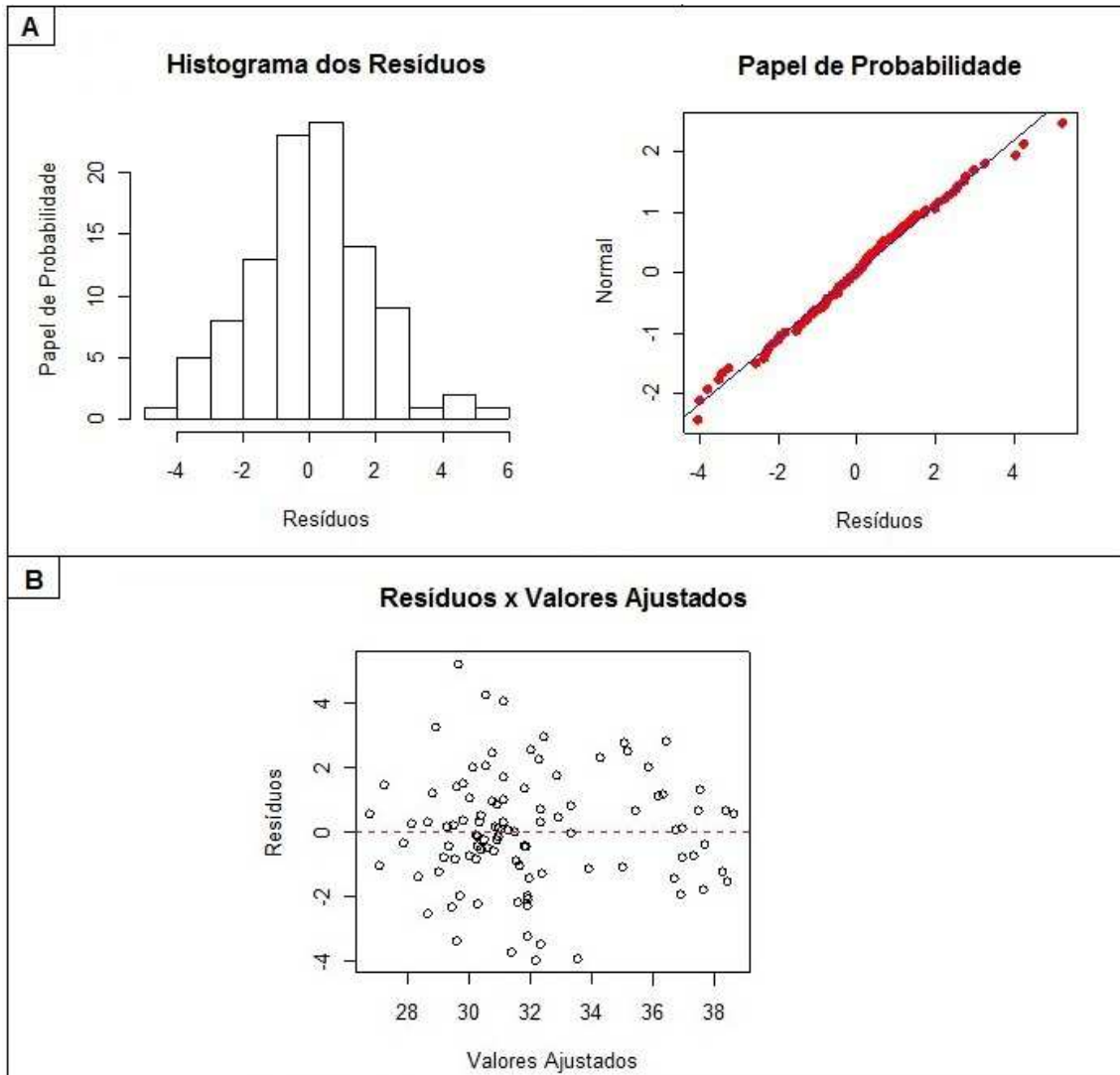


Figura 5.7 – Estatísticas da estimativa da temperatura em função dos índices radiométricos.

5.2.2. Estimativa da emissividade efetiva e da radiância atmosférica

A Tabela 5.3 sintetiza os parâmetros encontrados pelo modelo de regressão linear ajustado. O R^2 atingiu 0,84 e os valor-p foram inferiores a $1,05 \cdot 10^{-07}$, o que indica que todas as emissividades efetivas encontradas são significativas para o modelo. Observa-se que os valores de emissividade efetiva ($\bar{\epsilon}_K$) encontrados são menores do que os relatados na literatura (REES, 2001; JENSEN, 2006; NOVO, 2010). Isso ocorre porque a emissividade efetiva é reescalada pela absorvância e transmitância atmosférica.

Tabela 5.3 – Coeficientes encontrados pelo modelo de regressão linear.

Variável	Estimativa	Desvio padrão	valor-p
R_A	4,44	0,77	1,05 E-07
$\bar{\epsilon}_{\text{Urbano}}$	0,74	0,09	2,32 E-12
$\bar{\epsilon}_{\text{Solo}}$	0,75	0,10	3,02 E-11
$\bar{\epsilon}_{\text{Água}}$	0,63	0,10	3,57 E-08
$\bar{\epsilon}_{\text{Outras Vegetações}}$	0,67	0,10	2,10 E-09
$\bar{\epsilon}_{\text{Vegetação Densa}}$	0,69	0,10	3,30 E-09

O desvio padrão da radiação atmosférica (R_A) (Tabela 5.3) é sete vezes maior do que os das demais variáveis. Isto ocorre porque sobre área de estudo, com extensão de 3900 km², é impossível garantir que a atmosfera seja homogênea. Isto é, quanto mais heterogênea a atmosfera, maior é a variação em sua contribuição radiante, ou seja, a variabilidade da composição atmosférica sobre a área está se refletindo na variabilidade da radiação atmosférica estimada pelo modelo de regressão linear.

Quanto aos resíduos do modelo, o teste de normalidade Komolgorov-Smirnov indicou que seguem uma distribuição normal a 95,00% de confiança (Figura 5.8A). Ao mesmo nível de confiança, o teste de Breusch Pagan indicou que os resíduos são homocedásticos (Figura 5.8B). Portanto, todos os pressupostos inerentes à construção de um modelo de regressão linear foram cumpridos.

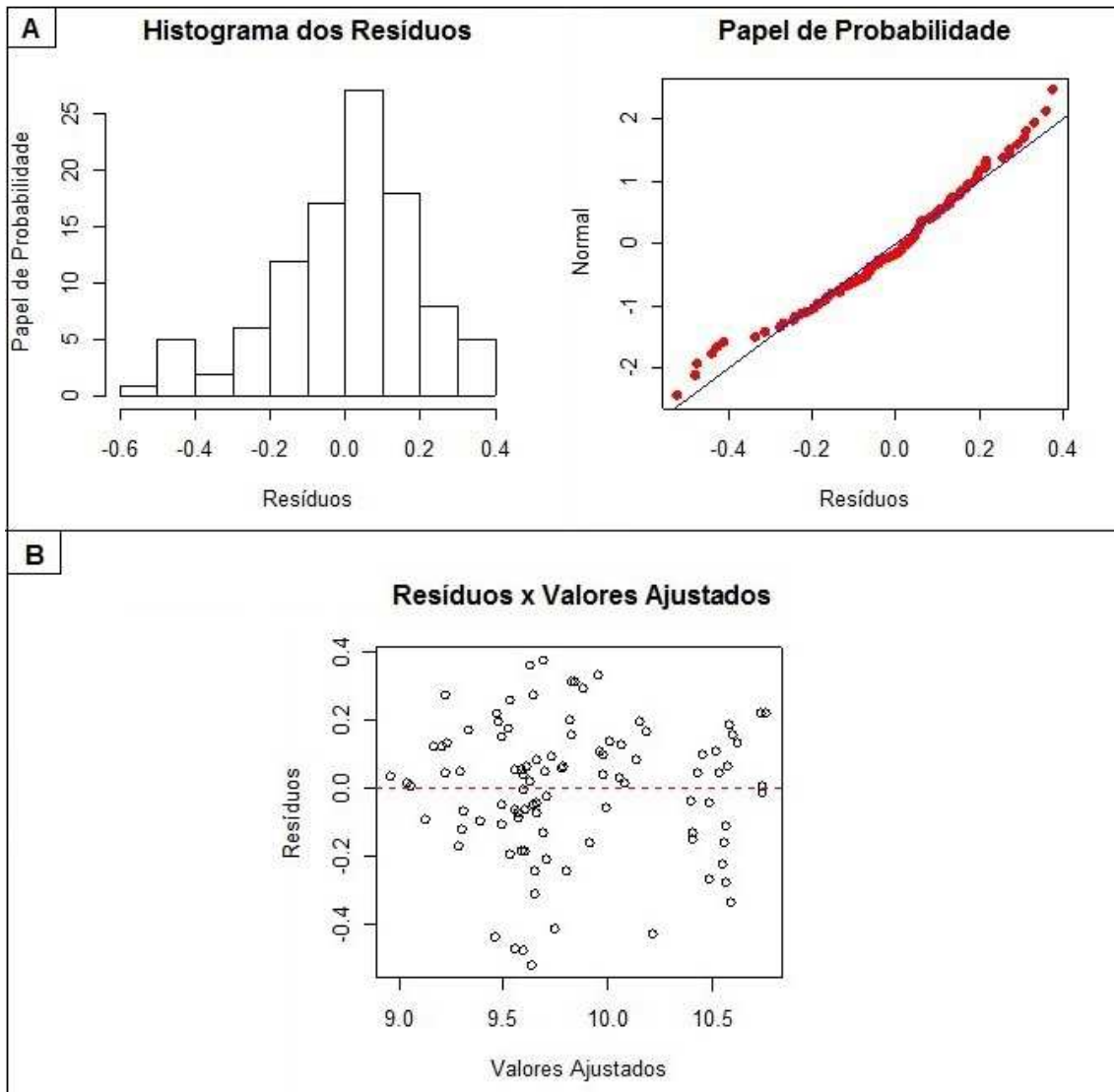


Figura 5.8 – Estatísticas da estimativa da emissividade efetiva e da radiância atmosférica.

5.2.3. Estimativa da temperatura de superfície a 90 m

A aplicação do modelo de regressão linear sobre o plano celular de 90 m resultou em uma imagem de temperatura de superfície, com tamanho de pixel de 90 metros, apresentada na Figura 5.9.

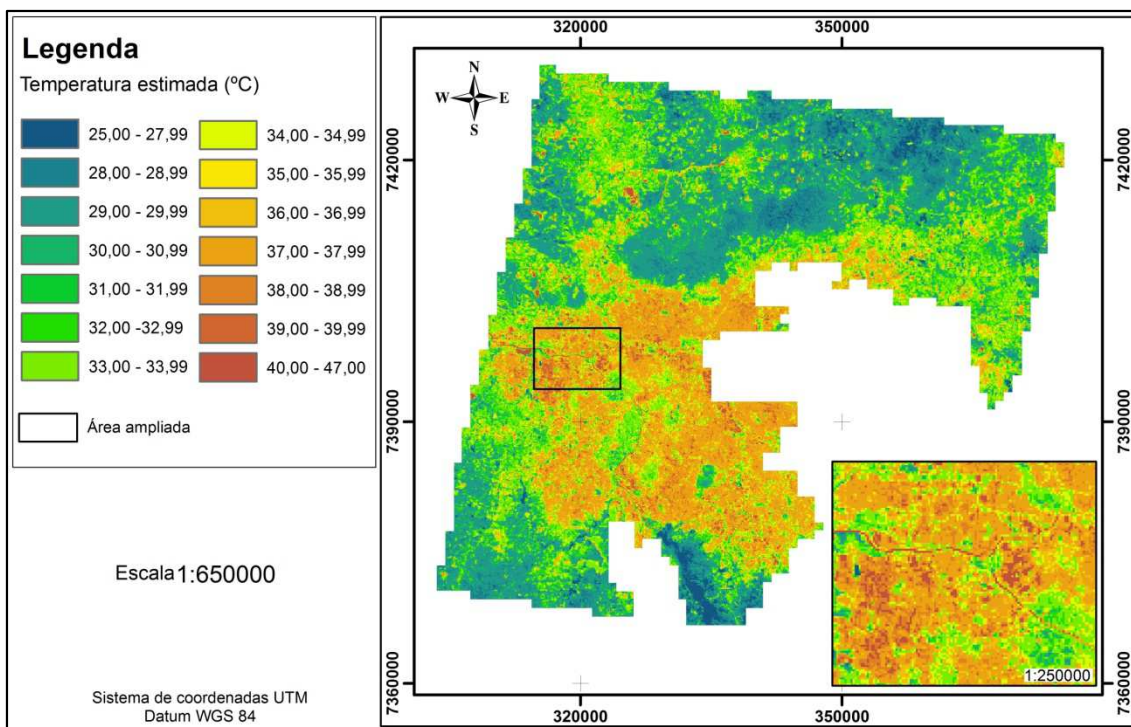


Figura 5.9 – Imagem de temperatura de superfície estimada com tamanho de pixel de 90 m.

Dado o fato de que a imagem original foi obtida sobre São Paulo em outubro, e que nesse período de primavera a máxima absoluta histórica de temperatura do ar é 35,4°C (FILHO et al., 2007), a imagem de temperatura parece inconsistente. No entanto, primeiramente, é preciso lembrar que a temperatura do ar está relacionada, mas não é diretamente proporcional à temperatura de superfície. Em geral a temperatura da superfície é maior do que a temperatura do ar, uma vez que a superfície aquece mais rapidamente. Além disso, nessa etapa, é normal que a previsão da temperatura de superfície não seja muito apurada. Essa imprecisão reflete a variabilidade das propriedades térmicas entre as diferentes células de 90 m, o que pode auxiliar a revelar mais detalhes na radiância termal refinada e assim reduzir o efeito de blocos (LIU; ZHU, 2012).

Apesar das imprecisões, a imagem de temperatura de superfície estimada (Figura 5.9) representou a variabilidade termal da cena, principalmente no que tange à diferenciação entre as áreas urbanas e de vegetação.

5.2.4. Estimativa da banda termal de radiância a 90 m

Após o ajuste, o R^2 atingiu o valor de 0,66, ou seja, cerca de 66,00% da variabilidade dos dados de radiância da B13 ASTER são explicados pela radiância estimada (Figura 5.10). É possível que os 34,00% da variabilidade restante seja explicado por fatores que não foram considerados no modelo de regressão linear, utilizado para estimar a temperatura nas células de 90 m.

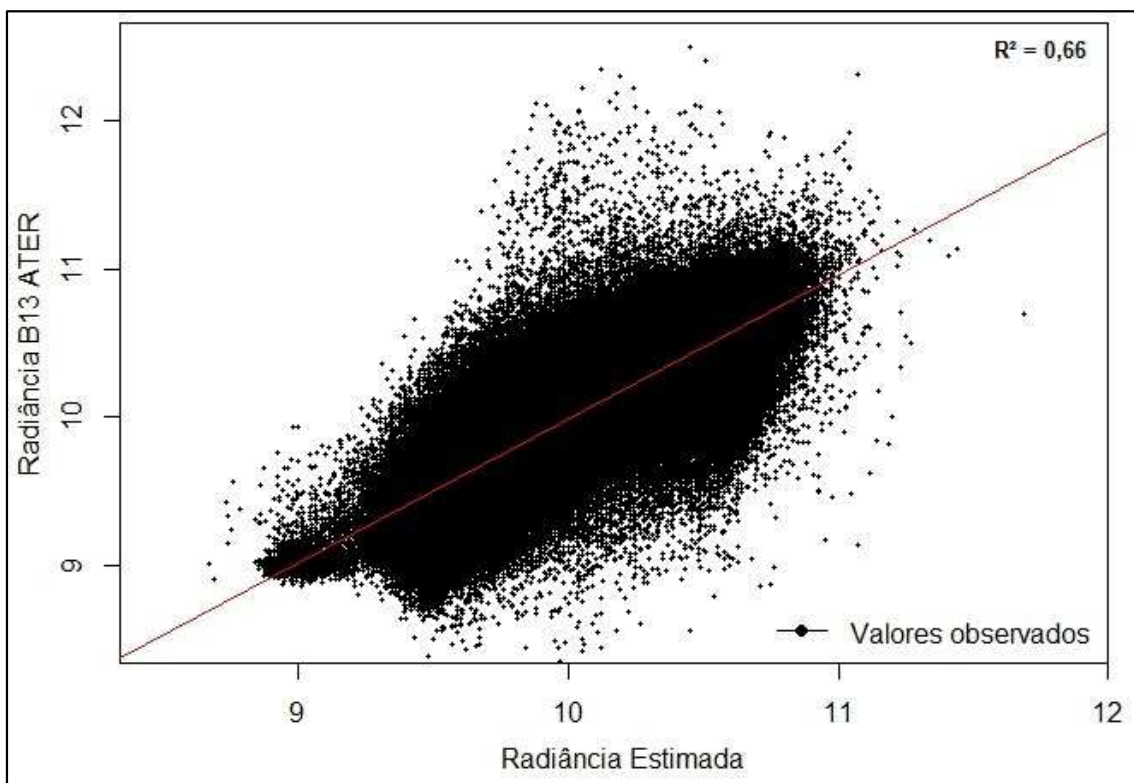


Figura 5.10 – Gráfico de dispersão dos valores da Radiância da B13 ASTER (valores verdadeiros) e dos valores de Radiância Estimada. A linha em vermelho representa a função de ajuste utilizada. A unidade dos dois eixos é $W/(m^2.sr.\mu m)$.

A rasterização dos valores da Radiância Estimada permitiu a comparação visual com a Radiância da B13 ASTER (Figura 5.11). De forma geral, a imagem estimada apresenta menor contraste em relação à imagem original. Na área ampliada (Figura 5.11 A e B), pode-se observar que os detalhes das áreas urbanas foram mais preservados do que os detalhes das áreas de vegetação. A rápida saturação do NDVI (PONZONI; SHIMABUKURO, 2010), utilizado como variável de entrada para estimar a temperatura, colaborou para esse fato.

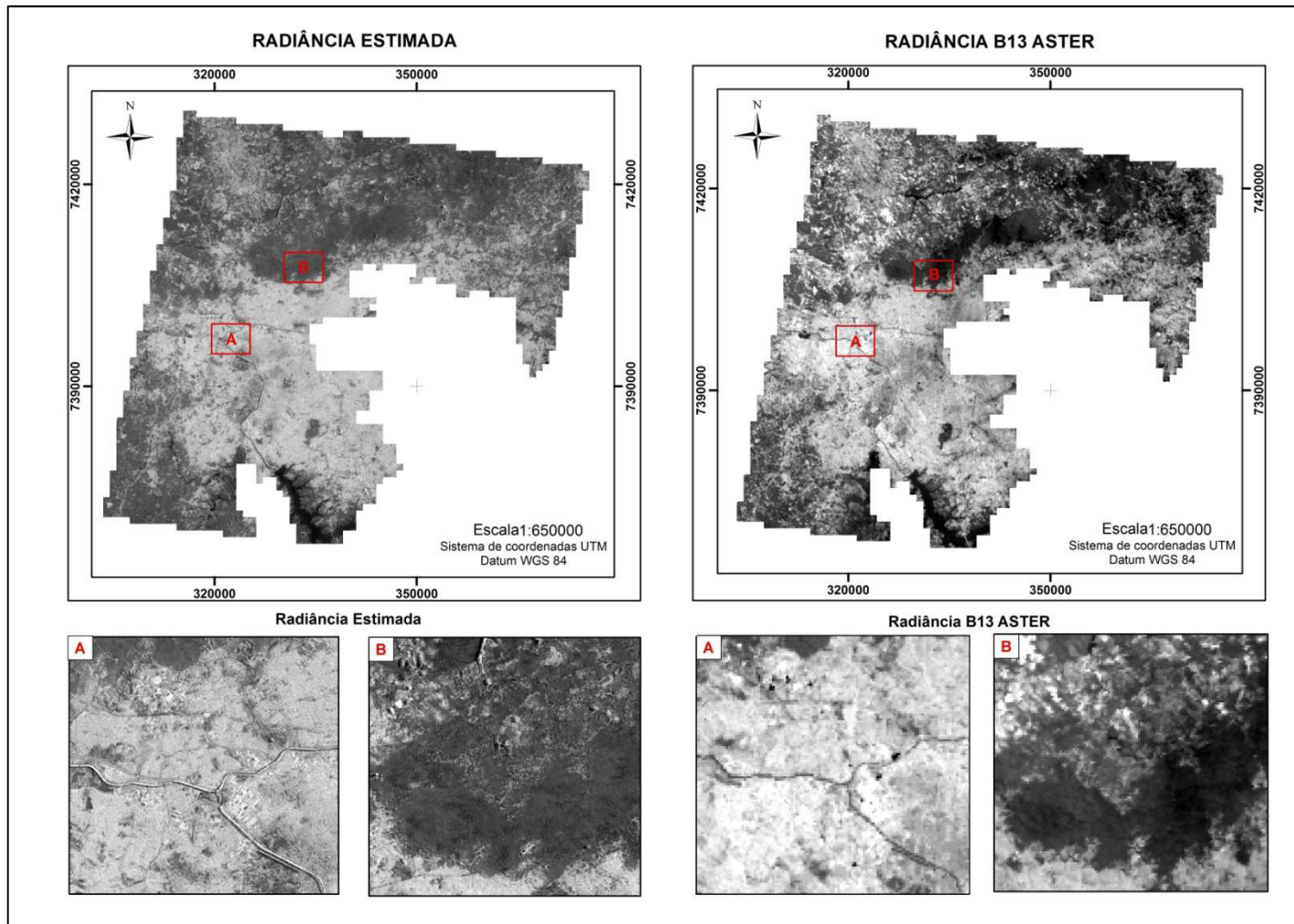


Figura 5.11 – Imagem da banda de Radiância estimada e da Radiância da B13 ASTER com o mesmo contraste. As áreas ampliadas A e B mostram o comportamento do modelo em áreas urbanas e de vegetação, comparando as mesmas com a imagem original.

As estatísticas das duas imagens (Tabela 5.4) mostra que, de fato, o desvio padrão e, portanto, o contraste da imagem estimada é menor do que o da imagem original. Essa menor variabilidade ocorre pelo fato de que a imagem estimada foi gerada com base em temperaturas obtidas pela regressão linear de índices radiométricos que sofrem saturação. Em outras palavras, a partir de um determinado valor, os índices são incapazes de diferenciar o alvo ao qual são dedicados e atribuem valores iguais para alvos com intensidades diferentes de urbanização, umidade ou ao que quer que seja dedicado o índice.

Os quartis e as médias das duas imagens foram bem próximos. No entanto, os valores dos extremos, como mostra a Tabela 5.4, apresentaram maior diferença, o que também corrobora com a interferência, já citada, dos índices radiométricos no modelo. Essa interferência se dá pela saturação dos índices, assim como pela sensibilidade dos índices, incapazes de detectar feições que a imagem real capta.

Tabela 5.4 – Estatísticas da imagem de Radiância B13 ASTER e da imagem de Radiância estimada. A unidade dos dados é $W/(m^2.sr.\mu m)$.

	Menor	Primeiro quartil	Média	Terceiro quartil	Maior	Desvio padrão
Radiância B13 ASTER	8,34	9,58	9,99	10,41	12,50	0,520
Radiância estimada	8,66	9,59	9,96	10,35	11,59	0,421

Para avaliar o comportamento do modelo, de acordo com a classe de cobertura do solo, as estatísticas de cada classe de cobertura foram sintetizadas em gráficos boxplots, como mostra a Figura 5.12. Gráficos dos resíduos de cada classe também foram construídos e são apresentados nas Figuras 5.13, 5.14, 5.15, 5.16 e 5.17, que serão analisados a seguir.

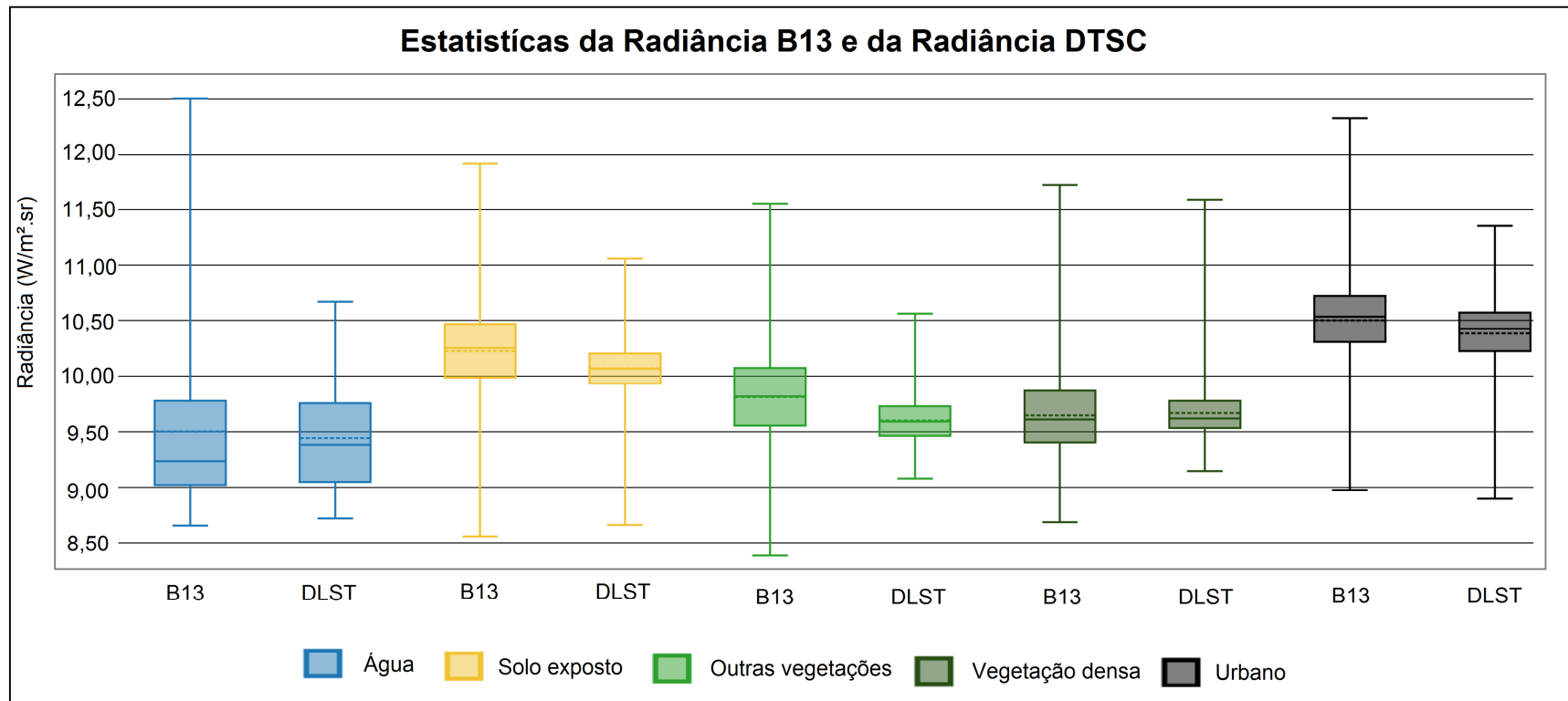


Figura 5.12 – Estatísticas da imagem de Radiância B13 (B13 ASTER) e da imagem de Radiância DTSC (Estimada pelo modelo) por classe. A unidade dos dados é $W/(m^2.sr.\mu m)$, a linha pontilhada representa a média e a contínua a mediana.

A classe Água apresentou estatísticas muito próximas as da imagem real, exceto pelo maior valor e pelo desvio padrão, que distam $1,84 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$ e $0,258 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$ do valor real, respectivamente (Figura 5.12). Ambos ocorreram, possivelmente, devido à saturação do NDWI.

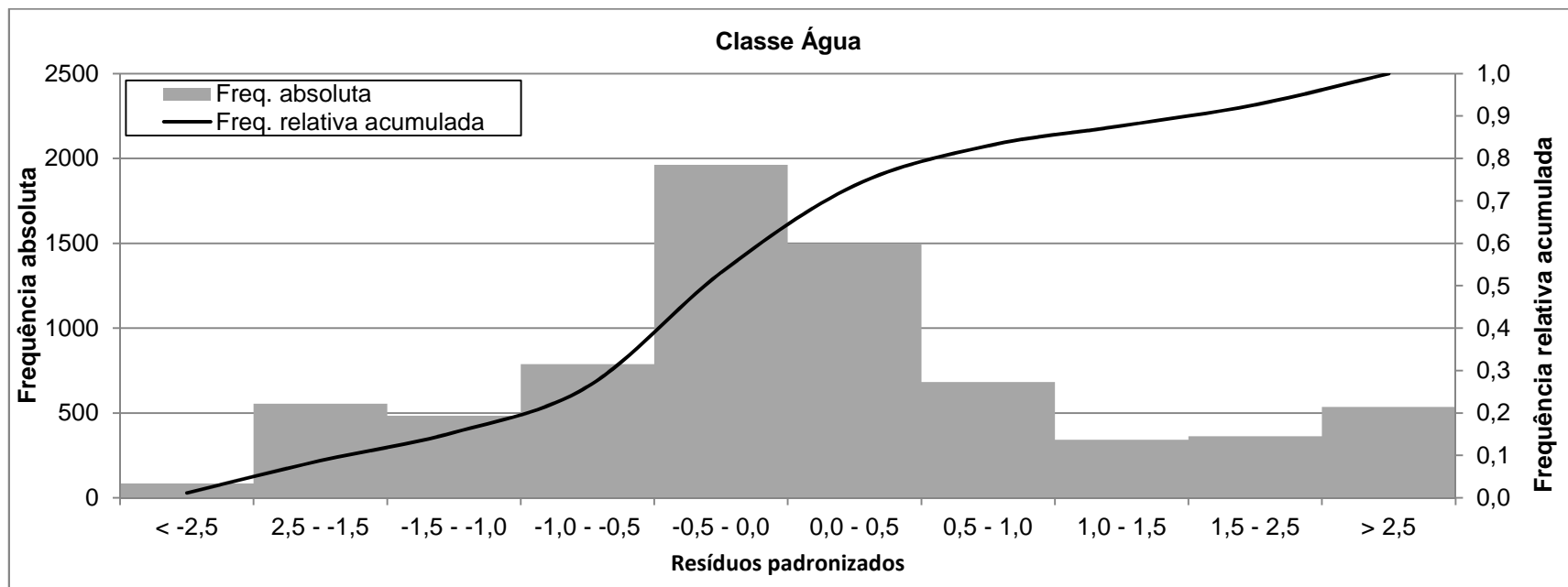


Figura 5.13 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizados para a classe Água.

A classe Solo exposto apresentou valor menor, primeiro quartil e média próximos ao da imagem real. No entanto, os valores de terceiro quartil, maior e desvio padrão se distanciaram 0,26 W/(m².sr.µm); 0,86 W/(m².sr.µm) e 0,133 W/(m².sr.µm) do valor real, respectivamente (Figura 5.12). Os desvios podem ter ocorrido devido à saturação do UI, principalmente pelo fato do índice ser destinado a medição do índice de urbanização, e não a identificação de solo exposto. A inclusão de um índice específico para esse alvo pode contribuir para o aprimoramento de suas estimativas.

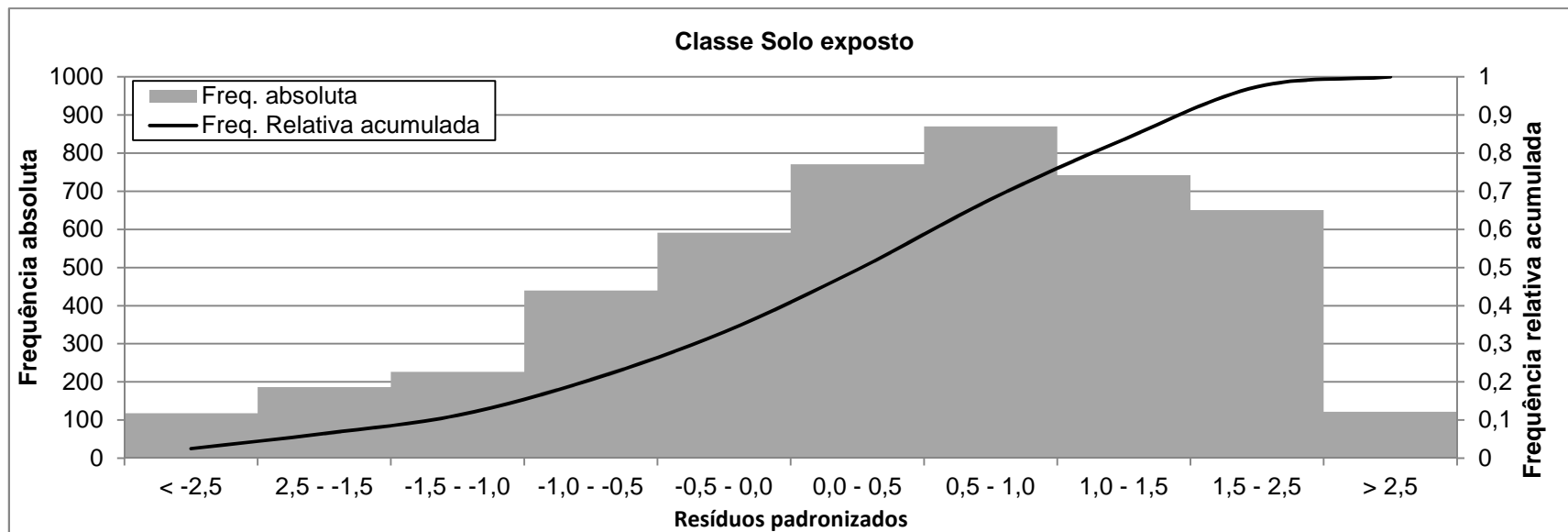


Figura 5.14 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizados para a classe Solo exposto.

A classe Urbano apresentou estatísticas mais próximas; a diferença mais discrepante foi de 0,97 W/(m².sr.µm) entre o valor maior estimado e o real (Figura 5.12) causada pela limitação do UI devido à saturação. Ainda assim, o ajuste do modelo foi considerado muito bom, sendo essa a classe com melhores resultados.

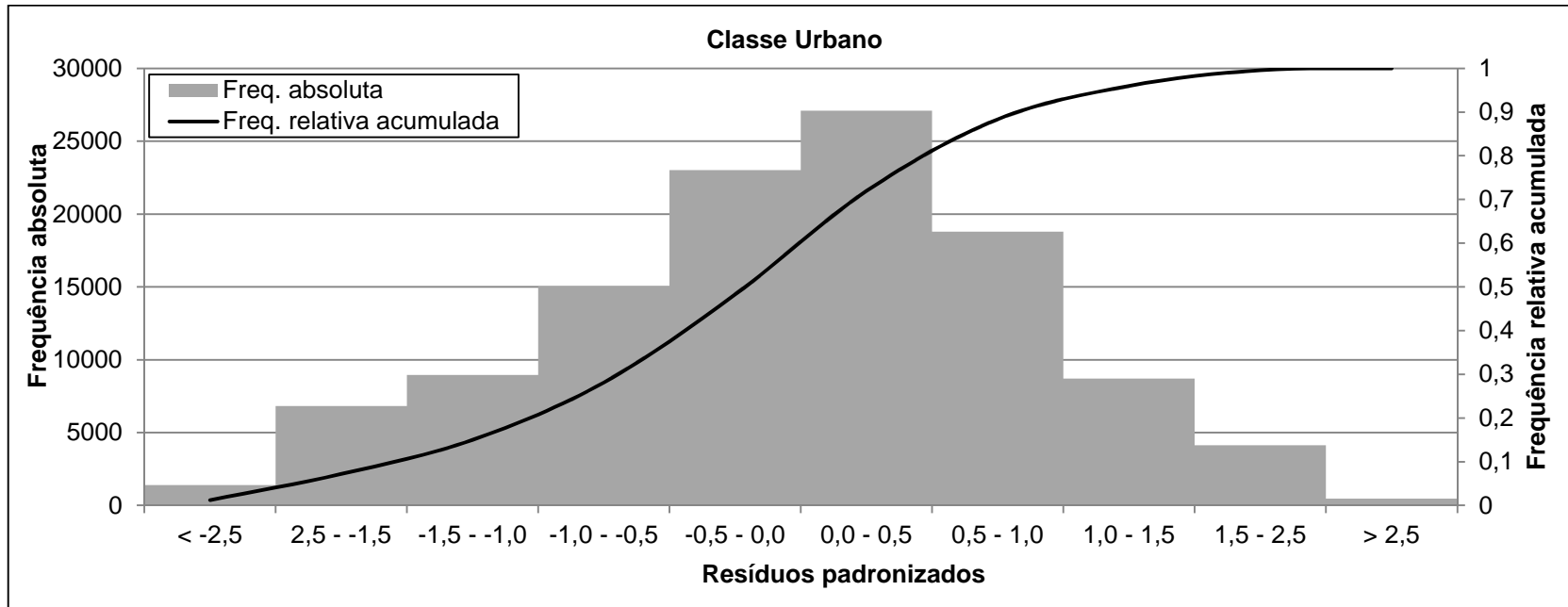


Figura 5.15 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizados para a classe Urbano.

A classe Outras vegetações apresentou maiores discrepâncias em relação as classes anteriores; exceto o primeiro quartil, todas as demais estatísticas estimadas distam mais de 0,15 W/(m².sr.µm) das originais (Figura 5.12). Isso ocorreu principalmente devido a saturação do NDVI, que foi mais forte do que a dos demais índices. Tendo em vista que o NDVI pode sofrer saturação devido aos altos índices de área foliar, às interferências atmosféricas, à quantidade de água, ao ângulo de visada, entre outros fatores. Portanto, era esperado que suas estimativas fossem menos apuradas.

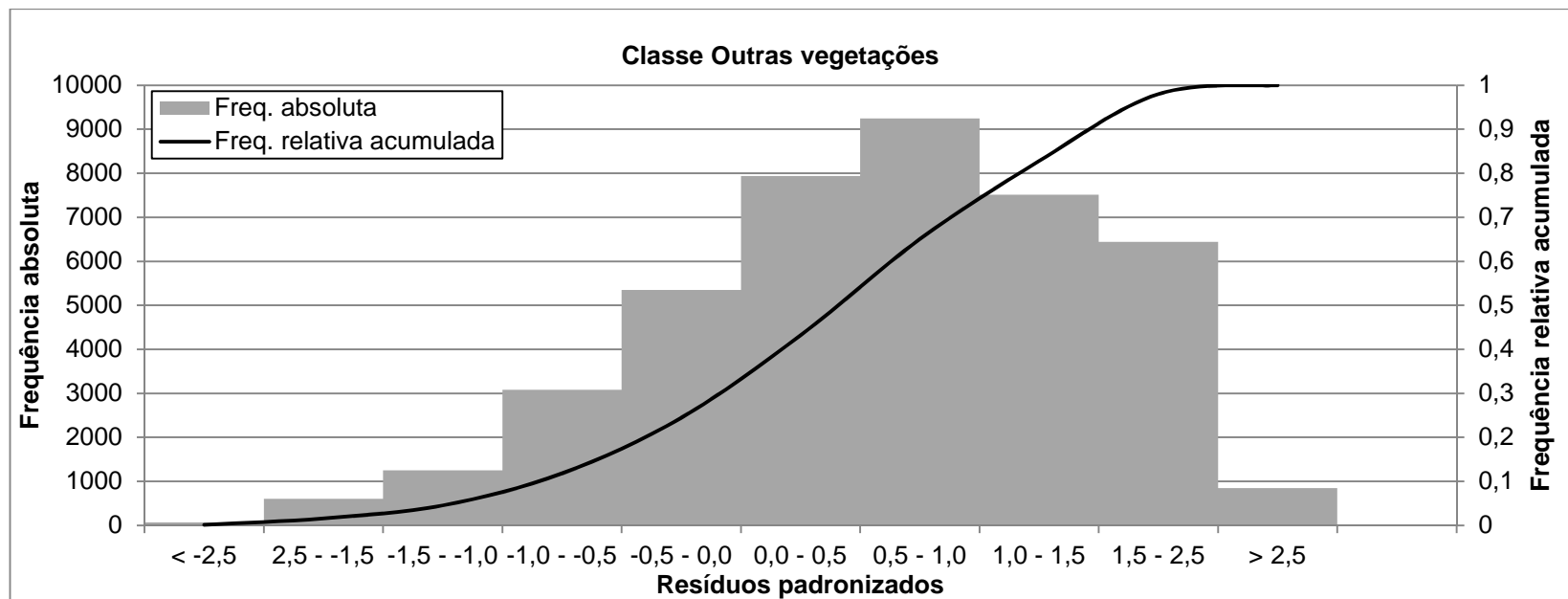


Figura 5.16 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos resíduos padronizado para a classe Outras vegetações.

A classe Vegetação densa apresentou maiores discrepâncias em relação as demais classes, exceto a média e o terceiro quartil, todas as demais estatísticas estimadas distam mais de $0,15 \text{ W}/(\text{m}^2.\text{sr}.\mu\text{m})$ das originais (Figura 5.12). A mesma explicação aplicada para a classe Outras vegetações, aplica-se aqui.

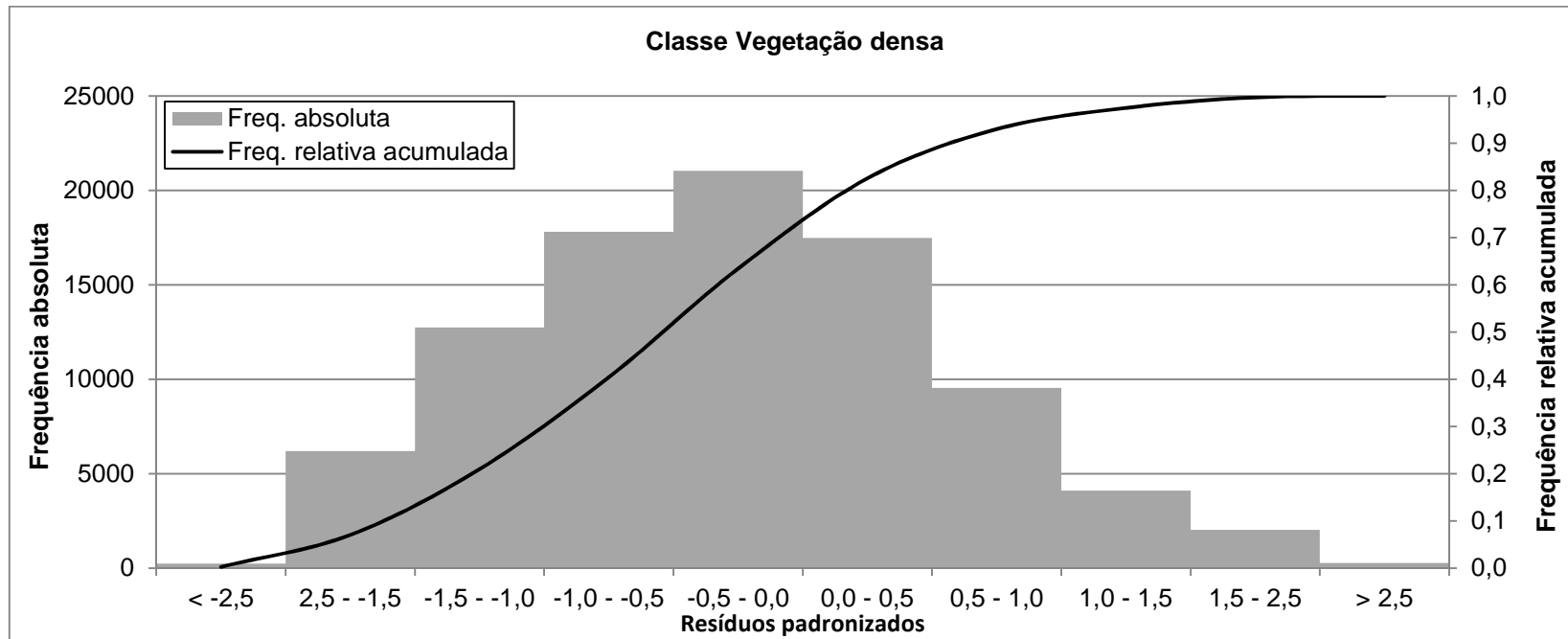


Figura 5.17 – Gráfico de frequências absolutas e frequências relativas acumuladas dos desvios padrões para a classe Vegetação densa.

Os resíduos de todas as classes de cobertura do solo foram submetidos ao teste Kolmogorov-Smirnov, e apesar de possuírem aparente distribuição normal (Figura 5.18), os resíduos foram rejeitados no teste de normalidade a 95,00% de confiança.

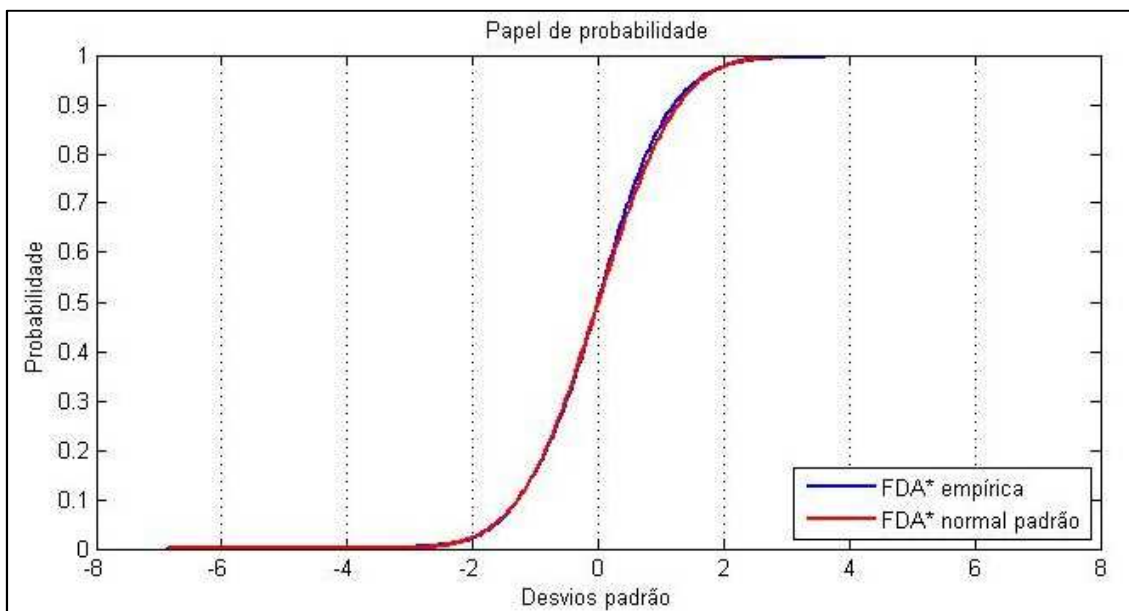


Figura 5.18 – Gráfico da FDA* (função de distribuição de probabilidade acumulada) empírica para os resíduos do modelo e FDA da normal padrão.

A condição de não normalidade dos resíduos impede a construção de um intervalo de confiança para os valores de radiância estimados. Dessa forma optou-se pela espacialização dos resíduos normalizados do modelo, como forma de visualização dos erros das estimativas. Isto é, um mapa dos erros normalizados da radiância estimada foi construído, como mostra a Figura 5.19.

O mapa dos erros normalizados (Figura 5.19) corrobora com as análises feitas sobre as Figuras de 5.12 à 5.17. Na área "A" ampliada da Figura 5.19, fica clara a menor precisão das estimativas sobre as duas classes de vegetação que aparecem em tons de azul, assim como do solo exposto que aparece em vermelho no mapa de erros normalizados. Por outro lado, a área urbana apresenta cor amarela e laranja clara, correspondente aos menores desvios. Dessa forma, o modelo de DTSC desenvolvido foi aceito como adequado,

principalmente para a estimativa da radiância em áreas urbanas, que são o objetivo principal desse trabalho.

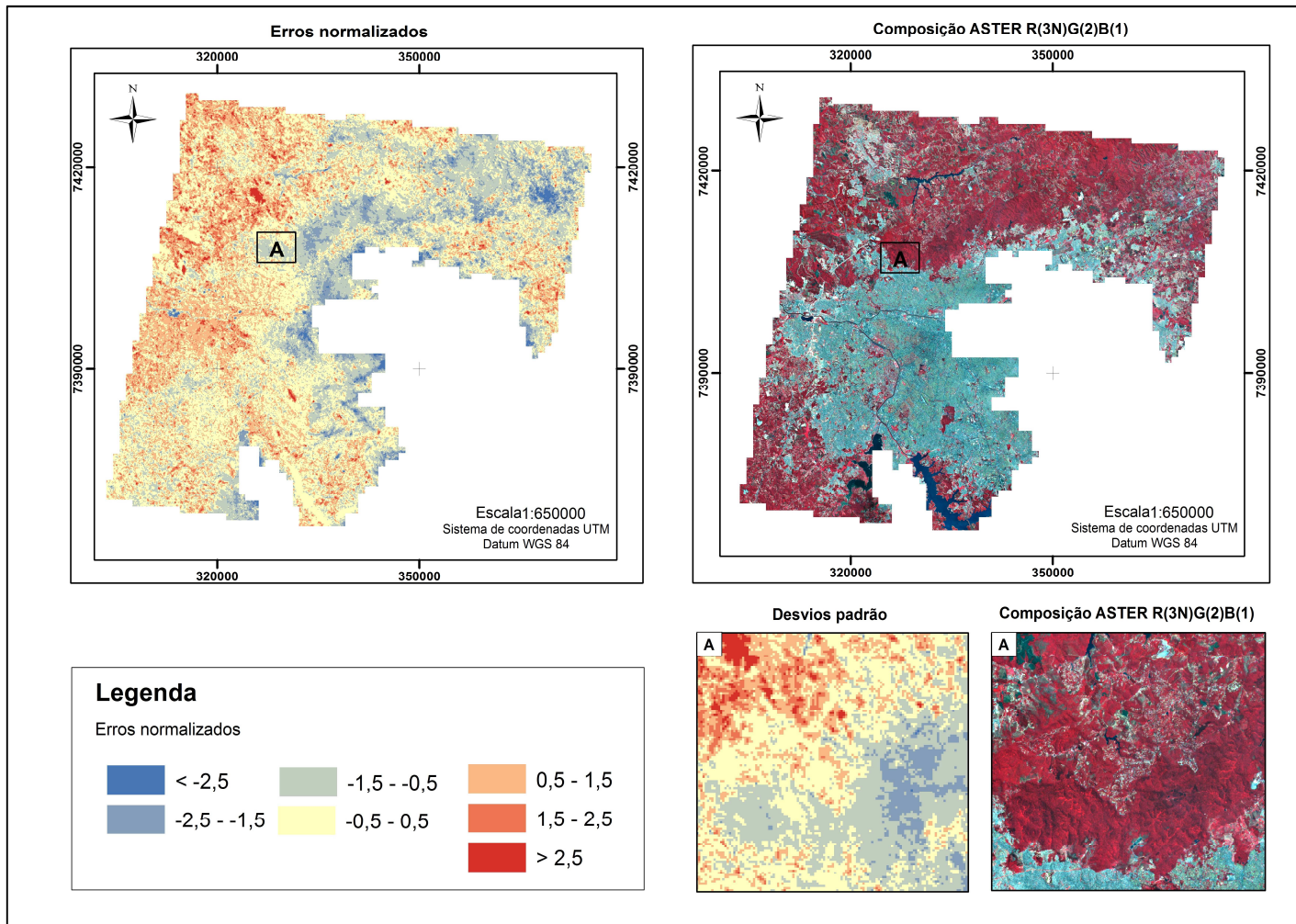


Figura 5.19 – Mapa dos resíduos das estimativas feitas pelo modelo de regressão linear, à esquerda, e composição ASTER R(3N)G(2)B(1) para comparação, à direita.

5.3. Aplicação do modelo

5.3.1. Estimativa da banda termal de radiância a 15 m

A aplicação do modelo de DTSC sobre as bandas de 15 m gerou uma imagem de temperatura estimada pela Equação 4.3, mostrada na Figura 5.20.

A imagem de temperatura de superfície estimada representa a variabilidade termal da cena, principalmente no que tange a diferenciação entre as áreas urbanas e de vegetação. Na área ampliada da Figura 5.20, pode-se observar que alguns materiais urbanos também tiveram sua variabilidade representada. Entretanto, assim como na imagem de temperatura de superfície estimada a 90m, a imagem apresentou pontos com valores muito altos.

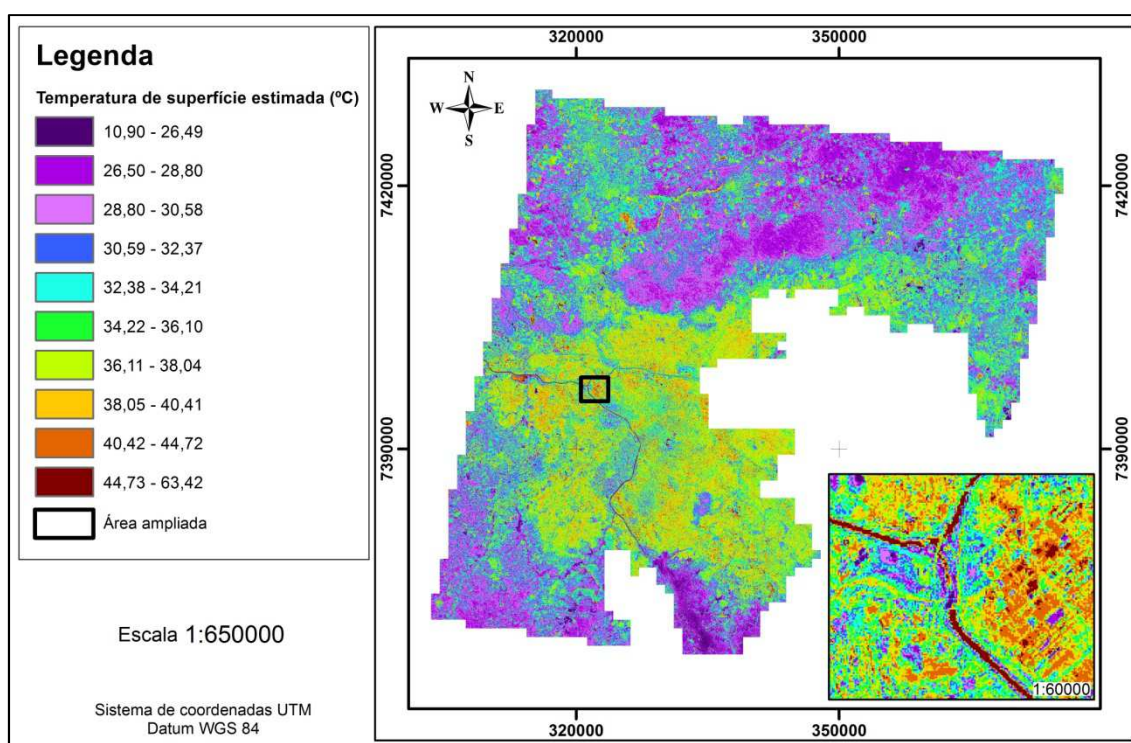


Figura 5.20 – Imagem de temperatura de superfície estimada com tamanho de pixel de 15 m.

No caso da imagem de Radiância estimada a 15 m (Figura 5.21), não há uma imagem ou dado que possa ser utilizado para validação direta. Entretanto, pela premissa do TUM, as relações entre as variáveis e a temperatura se mantêm

independentemente da escala (NICHOL; WONG, 2005; LIU; PU, 2008), espera-se que o modelo represente a variabilidade da radiância a 15m.

Assim como a imagem de radiância estimada a 90 m, a imagem de radiância estimada pelo modelo DTSC a 15 m apresenta menor contraste entre os alvos, comparada a imagem de radiância ASTER a 90 m. Além disso, pode-se observar também o efeito de salpicamento. Mesmo com o salpicamento, pode-se observar que a imagem estimada revela mais detalhes espaciais do que a imagem B13 ASTER original, como mostra as Figuras 5.21 A e B.

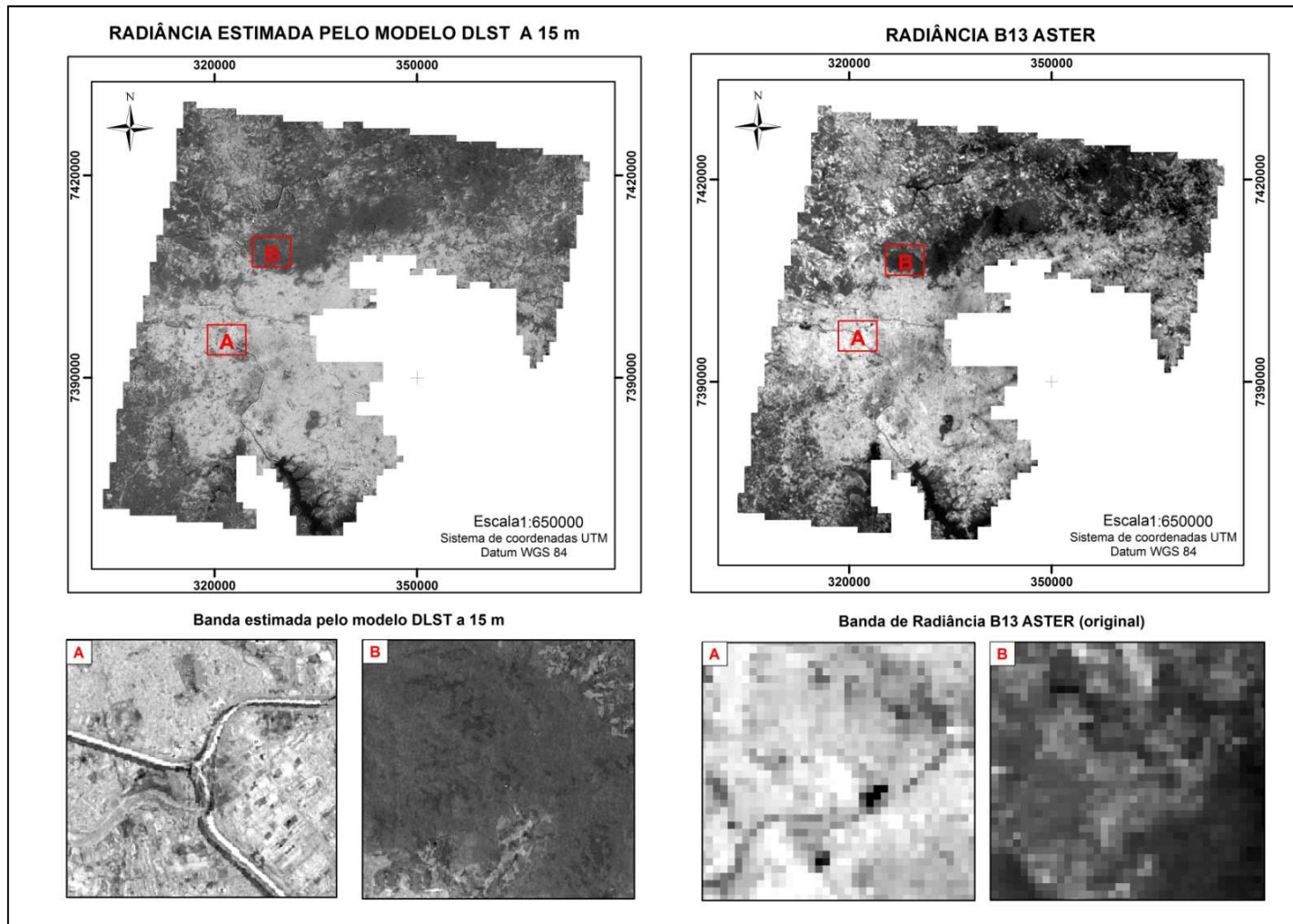


Figura 5.21 – Imagem da radiância estimada pelo modelo DTSC a 15 m e imagem de radiância B13 ASTER original. Todas as áreas ampliadas, A e B, estão na escala de 1:60.000.

5.3.2. Extração da temperatura superfície e análise de potenciais ilhas de calor de superfície

As imagens de temperatura, estimada e real a 90 m, apresentaram diferenças máximas de 5,80 e -5,60. A diferença entre as temperaturas (Figura 5.22) seguiu o mesmo comportamento dos resíduos da radiância estimada pelo modelo. Isto é, em geral as áreas urbanas apresentaram menores diferenças, apresentando temperaturas mais próximas as da imagem original B13 ASTER.

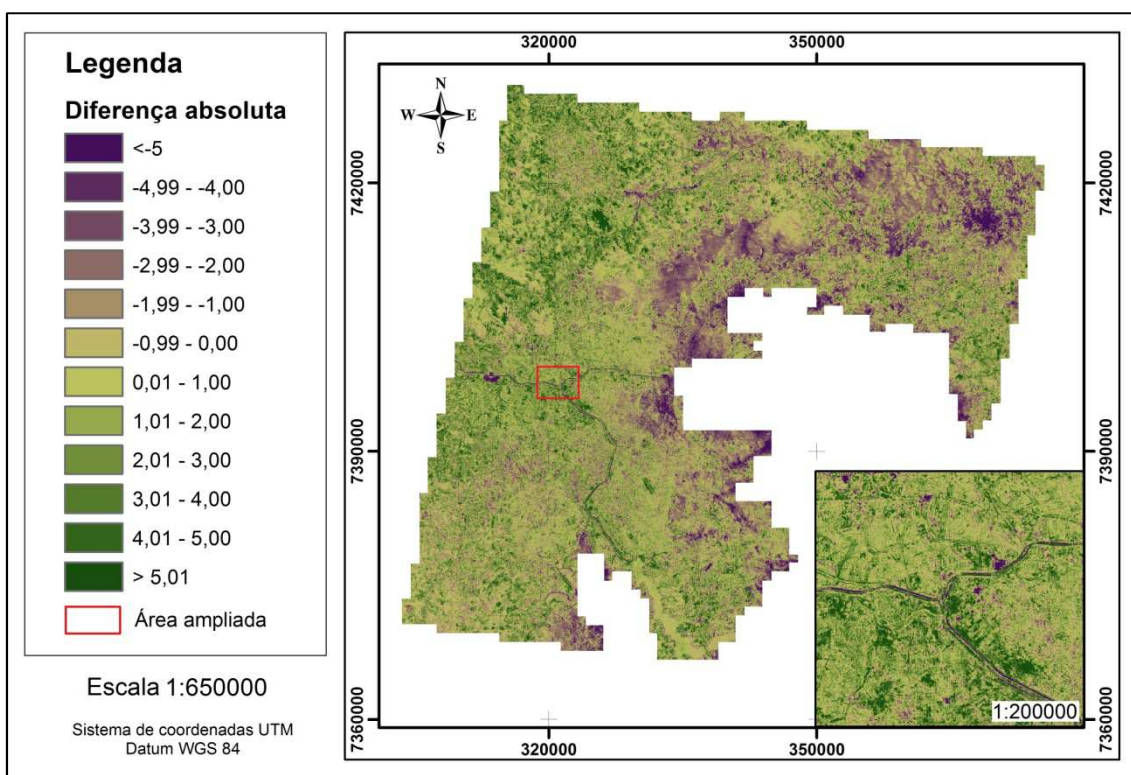


Figura 5.22 – Imagem da diferença entre as temperaturas extraídas da Imagem de radiância estimada pelo modelo DTSC a 90 m e a Imagem de radiância original B13 ASTER.

A subtração de 27,05 °C das imagens de temperatura permitiu a visualização das potenciais ilhas de calor de superfície na área de estudo, em diferentes escalas e níveis de detalhamento (Figura 5.23). A imagem TSC MODIS (990m) (Figura 5.23) inclui toda a área urbana nas classes entre 7,56 °C e > 9,72°C de diferença, sem permitir nenhum detalhamento das feições intraurbanas de temperatura. A imagem TSC ASTER (90 m) (Figura 5.23)

permitiu a identificação de áreas urbanas com temperaturas mais amenas dos que as detectadas pelo MODIS, entre 1,94 °C e 7,20 °C de diferença. Já a imagem TSC modelo DTSC (15 m) (Figura 5.23) permitiu a visualização mais detalhada das feições de temperatura intraurbana, inclusive de áreas menores com temperaturas amenas dentro da mancha urbana. Além disso, essa imagem permite identificar locais com presença de ilhas de calor mais intensas.

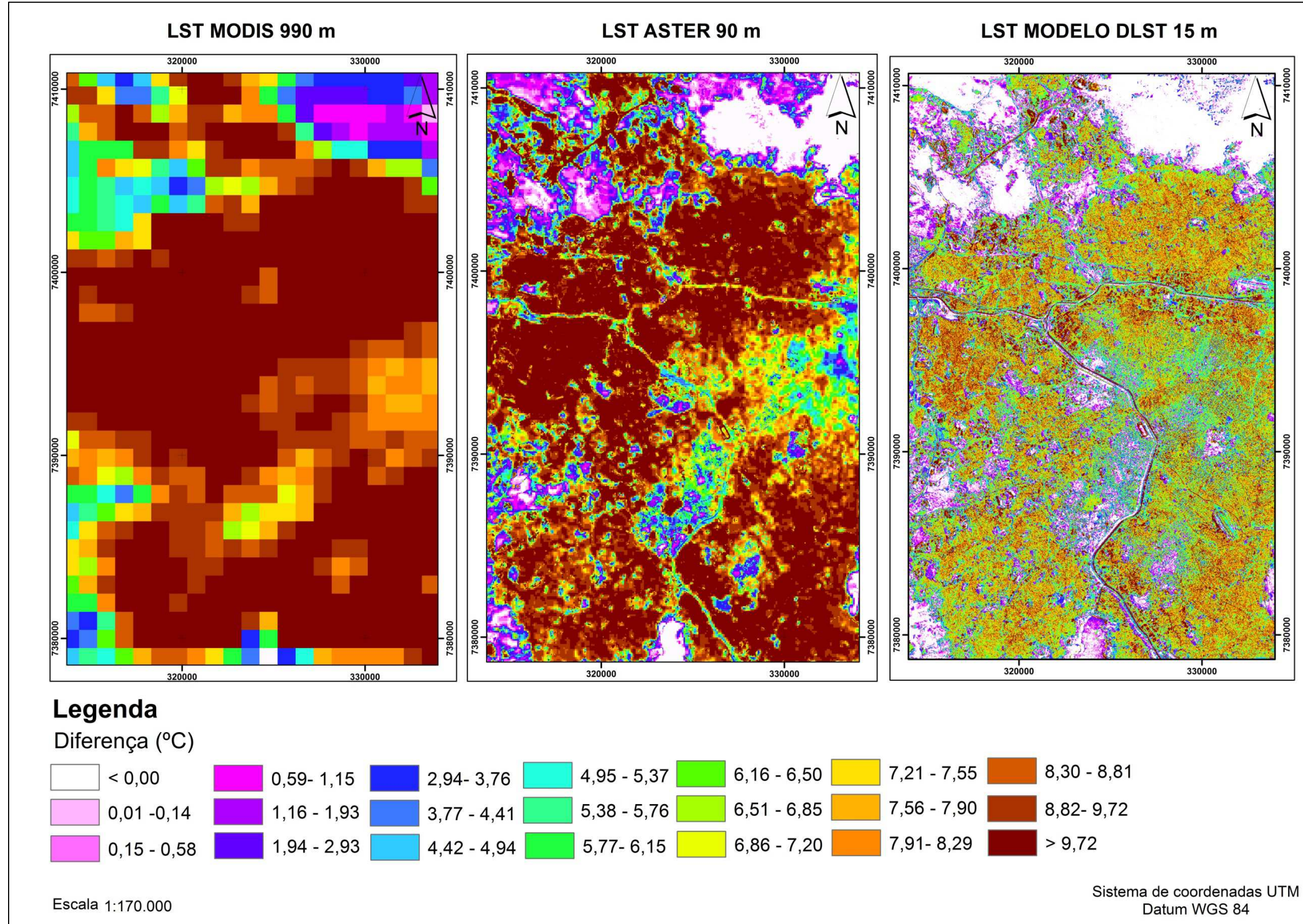


Figura 5.23 – Imagem da diferença entre as temperaturas extraídas das imagens e a referência de 27,05°C, obtida pela média das medidas na estação meteorológica IAG - USP.

Para analisar o comportamento do modelo, áreas com potenciais ilhas de calor de superfície e com temperaturas amenas dentro da mancha urbana foram observadas usando a imagem TSC obtida pelo modelo DTSC (15 m). As mesmas áreas foram identificadas nas imagens TSC ASTER (90 m) e na composição ASTER R(3)G(2)B(1). A imagem MODIS TSC (990 m) não foi considerada nessa etapa, pois como foi observado na Figura 5.23, a imagem MODIS possui detalhamento inferior em relação as outras imagens analisadas neste trabalho.

A primeira área analisada é o Parque do Estado (Figura 5.24), onde está localizada a estação meteorológica do IAG – USP. É interessante observar que a temperatura na área vegetada do parque, obtida pelo modelo DTSC e pela imagem ASTER, apresentou diferença menor ou igual a 0,00° C em relação à temperatura de referência, o que indica a calibração coerente do modelo. Já que uma diferença próxima a zero indica que a temperatura do modelo DTSC está muito próxima a temperatura adotada como referência, que foi medida na estação meteorológica. Quanto ao nível de detalhamento, a imagem gerada pelo modelo identifica o contorno da área construída no centro do parque (Figura 5.25) com maior definição e indica com maior precisão a temperatura mais elevada nesse local.

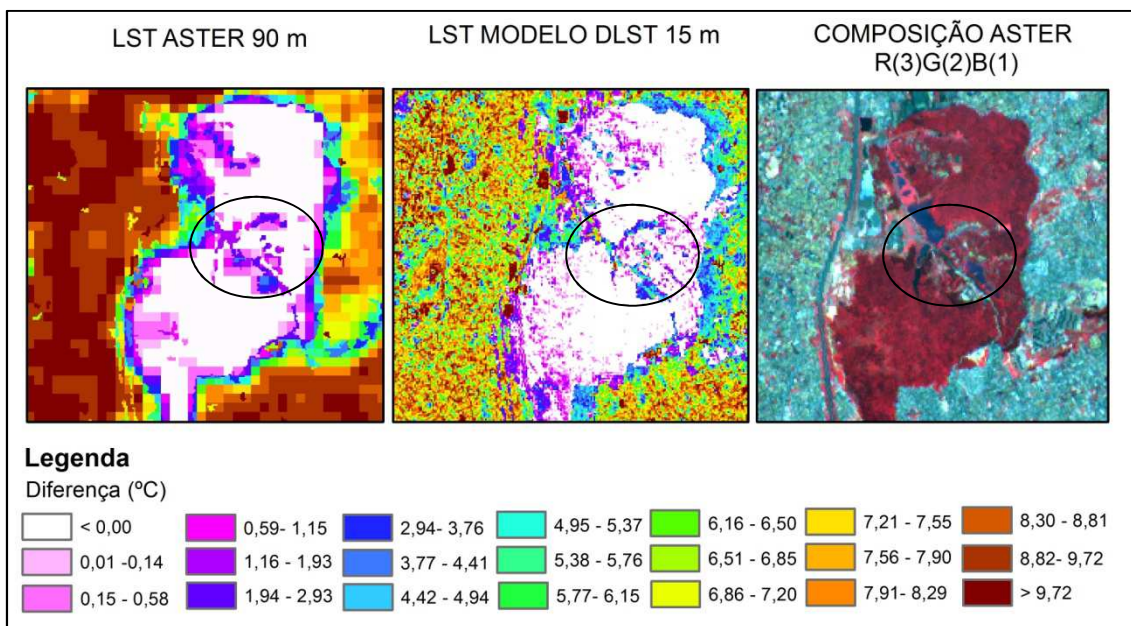


Figura 5.24 – Temperatura de superfície para o Parque do Estado, a Escala é de 1:70000. A elipse preta engloba a área construída, com maior temperatura, que foi mais bem delineada pela imagem do modelo.



Figura 5.25 – Ortofoto 2010/11 do bairro Parque do Estado, se observam as construções dentro do parque que refletem na temperatura de superfície. A elipse vermelha engloba a área construída, com maior temperatura, que foi mais bem delineada pela imagem do modelo
Fonte: Banco de dados Mapeia São Paulo EMPLASA (2014).

O bairro do Morumbi (Figura 5.26) apresentou temperaturas mais brandas em relação ao entorno, o que ocorre devido à alta taxa de arborização, ao maior espaçamento entre as áreas construídas e ao fato de estarem no eixo de vento mais frequente e intenso. Justaposta ao Morumbi, está a favela de Paraisópolis, já identificada como área de ilha de calor de superfície (FUCKNER, 2008). Em relação à imagem TSC ASTER, o modelo DTSC permitiu visualizar as variações internas de temperatura em Paraisópolis e também uma zona de amortecimento da temperatura, que aparece em verde nas bordas da favela, criada pela vegetação do bairro ao redor. É interessante observar, nessa área, o efeito que os diferentes padrões de urbanização têm sobre a distribuição do calor, e conseqüentemente da temperatura (Figura 5.27). Entendam-se aqui diferentes padrões de urbanização como os diferentes tipos de materiais utilizados nas edificações, os diferentes arranjos geométricos da malha urbana, diferentes taxas de arborização e os diferentes usos urbanos. Nesse aspecto, o modelo DTSC produz resultados com maior detalhamento da temperatura da área em análise.

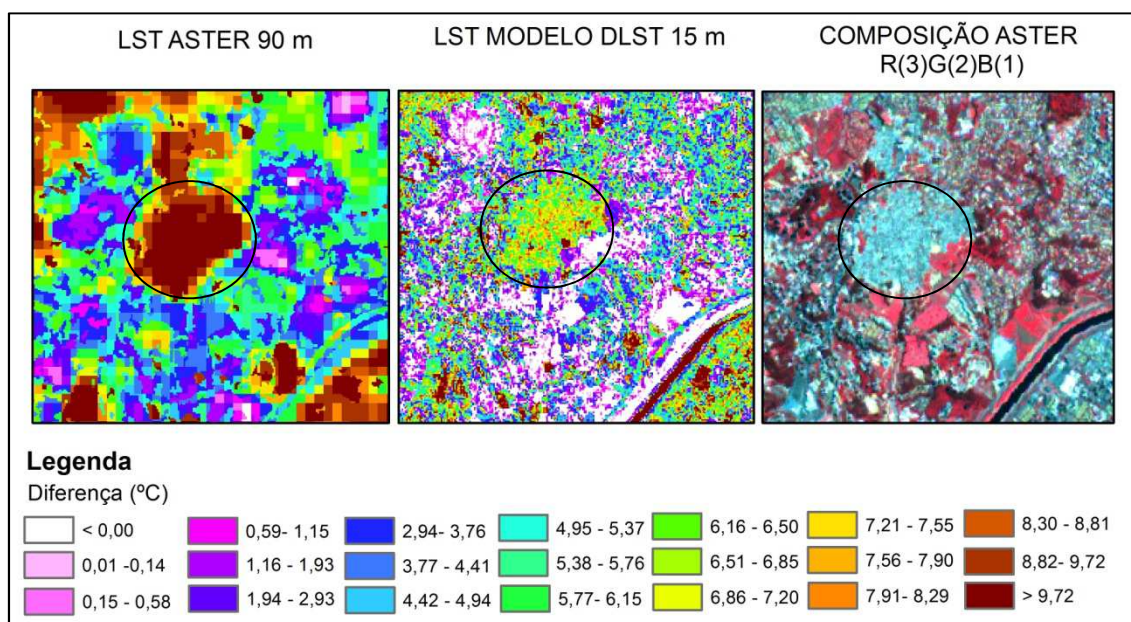


Figura 5.26 – Temperatura de superfície para o Morumbi e Paraisópolis, a Escala é de 1:70000. A elipse preta engloba a favela de Paraisópolis.

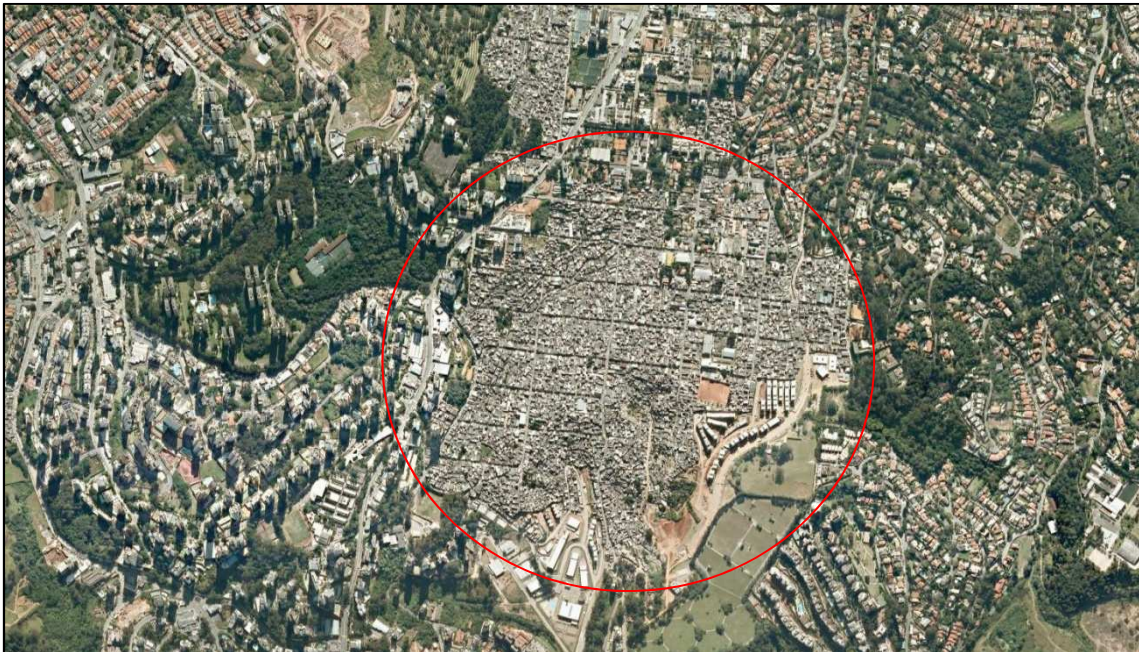


Figura 5.27 – Ortofoto 2010/11 do bairro do Morumbi e favela de Paraisópolis, se observa os diferentes padrões de urbanização que influem na temperatura de superfície. A elipse vermelha engloba a favela de Paraisópolis

Fonte: Banco de dados Mapeia São Paulo EMPLASA (2014).

A Vila Leopoldina (Figura 5.28) apresentou, em sua totalidade, temperaturas altas na imagem TSC ASTER (90 m), mais de $9,72^{\circ}\text{C}$ acima da referência. No entanto, na imagem do modelo TSC DTSC (15 m) pode-se observar que as altas temperaturas se concentram em um complexo industrial, onde os telhados são feitos de materiais que conservam calor, como o amianto e as telhas metálicas (Figura 5.29).

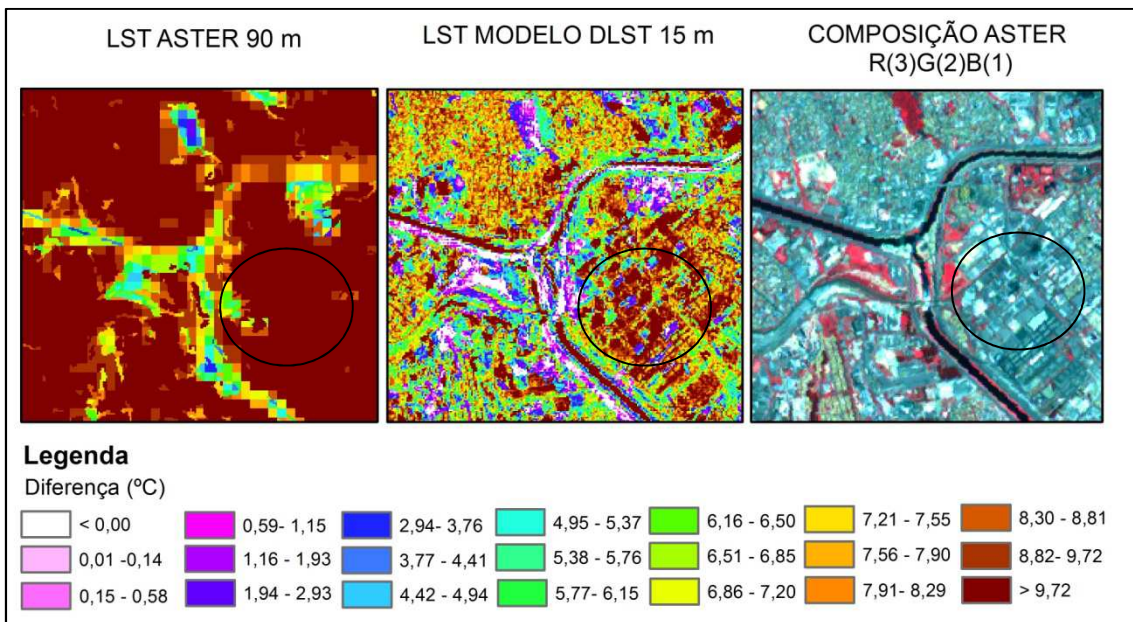


Figura 5.28 – Temperatura de superfície para a Vila Leopoldina, a Escala é de 1:70000. A elipse preta engloba o complexo industrial.



Figura 5.29 – Ortofoto 2010/11 da Vila Leopoldina, se observa o complexo industrial à direita do rio Pinheiros. A elipse vermelha engloba o complexo industrial.

Fonte: Banco de dados Mapeia São Paulo EMPLASA (2014).

O Jardim Santa Cecília (Figura 5.30) apresentou, em sua totalidade, temperaturas altas na imagem TSC ASTER (90 m), mais de 9,72°C acima da

referência. No entanto, a imagem do modelo TSC DTSC (15 m) revela galpões industriais com temperaturas maiores e áreas residenciais com temperaturas menores.

O modelo DTSC permitiu a identificação de áreas de baixas temperaturas ao longo da borda do lago, que aparece na imagem ASTER da Figura 5.30 na cor branca devido à ocorrência de *bloom* de algas. Este detalhe na borda do lago pode ser observado também na imagem da Figura 5.31. No entanto, o que mais chama atenção nessa área é a brusca diferença entre a temperatura estimada da água do lago e da água do rio Tietê. Enquanto a primeira está nas classes entre 0,01 °C no centro e 7,20 °C, a segunda está acima de 9,72 °C. A temperatura alta se repete ao longo de todo o rio Tietê e Pinheiros. Verificou-se que o índice utilizado para a estimativa da radiância, UI, ao longo desses rios apresentou valores quase tão altos quanto os da área urbana. Isso ocorreu devido a refletância mais baixa do que o esperado da água desses rios na faixa do infravermelho próximo. É possível que a refletância desses rios no infravermelho próximo tenha sido alterada por alguma substância que compõe os efluentes da Região metropolitana ou também pela tendência do modelo em superestimar a radiância para a classe água.

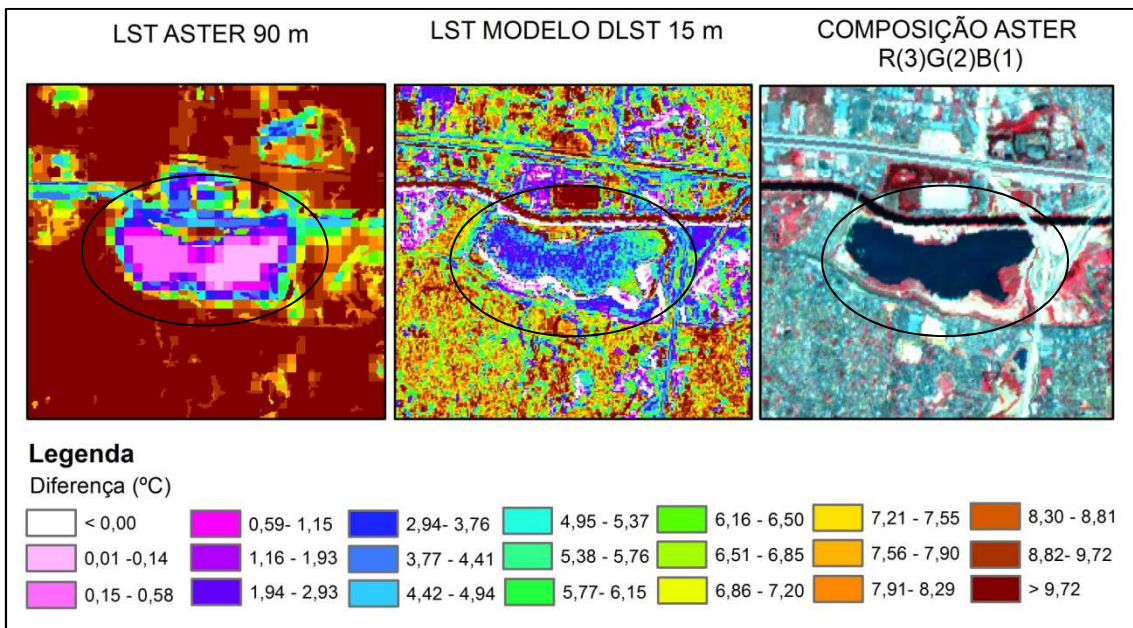


Figura 5.30 – Temperatura de superfície para o Jardim Santa Cecília, na escala 1:70000. A elipse preta engloba parte do rio Tietê e logo abaixo a Lagoa.



Figura 5.31 – Ortofoto 2010/11 do rio Tietê e lagoa no Jardim Santa Cecília, se observa a diferença na tonalidade da água dos dois corpos hídricos. A elipse vermelha engloba parte do rio Tietê e a lagoa.

Fonte: Banco de dados Mapeia São Paulo EMPLASA (2014).

O bairro de Indianópolis apresentou, em sua totalidade, temperaturas altas na imagem TSC ASTER (90 m), mais de 9,72°C acima da referência. A imagem do modelo TSC DTSC (15 m), ilustrada na Figura 5.32, foi capaz de identificar uma área verticalizada com construções mais esparsas (Figura 5.33), onde a temperatura é menor que o entorno.

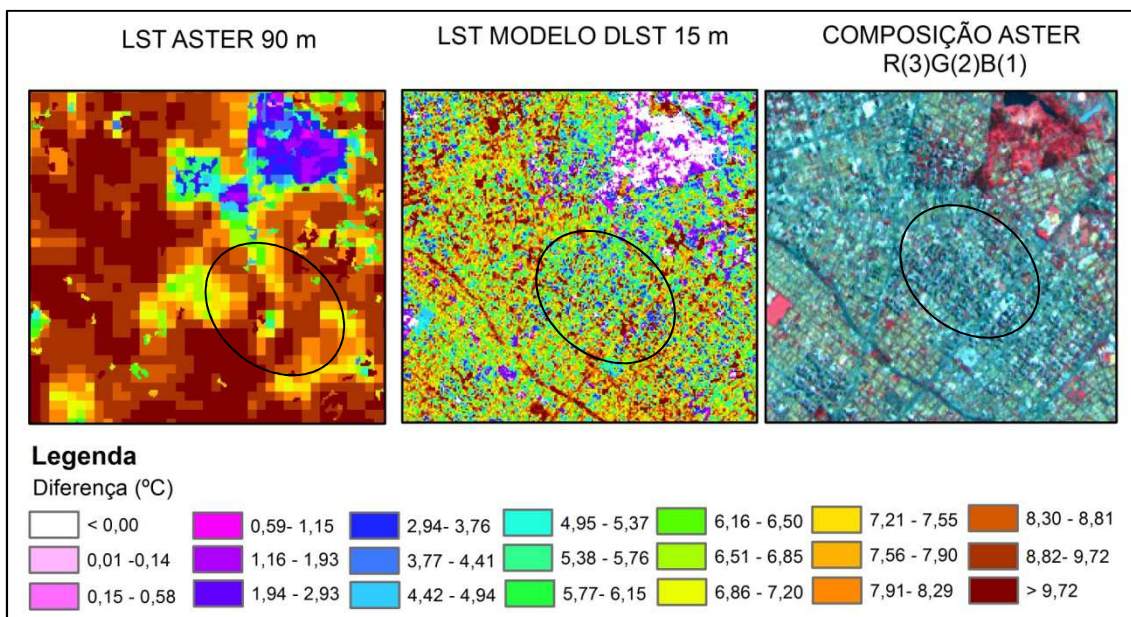


Figura 5.32 – Temperatura de superfície para o bairro de Indianópolis, na escala 1:70000. A elipse preta mostra a área verticalizada.



Figura 5.33 – Ortofoto 2010/11 do bairro de Indianópolis, onde pode-se observar a diferença entre um padrão de bairro residencial e uma área verticalizada. A elipse vermelha mostra a área verticalizada.
Fonte: Banco de dados Mapeia São Paulo EMPLASA (2014).

A região da Avenida Paulista teve sua temperatura retratada com detalhes (Figura 5.34). O modelo foi capaz de captar as variações de temperatura na área verticalizada e com alta densidade de construções, que forma um cânion urbano ao redor da avenida (Figura 5.35); observa-se que nessa área a temperatura é maior do que o entorno, o que a imagem TSC ASTER 90 m não foi capaz de captar com detalhes.

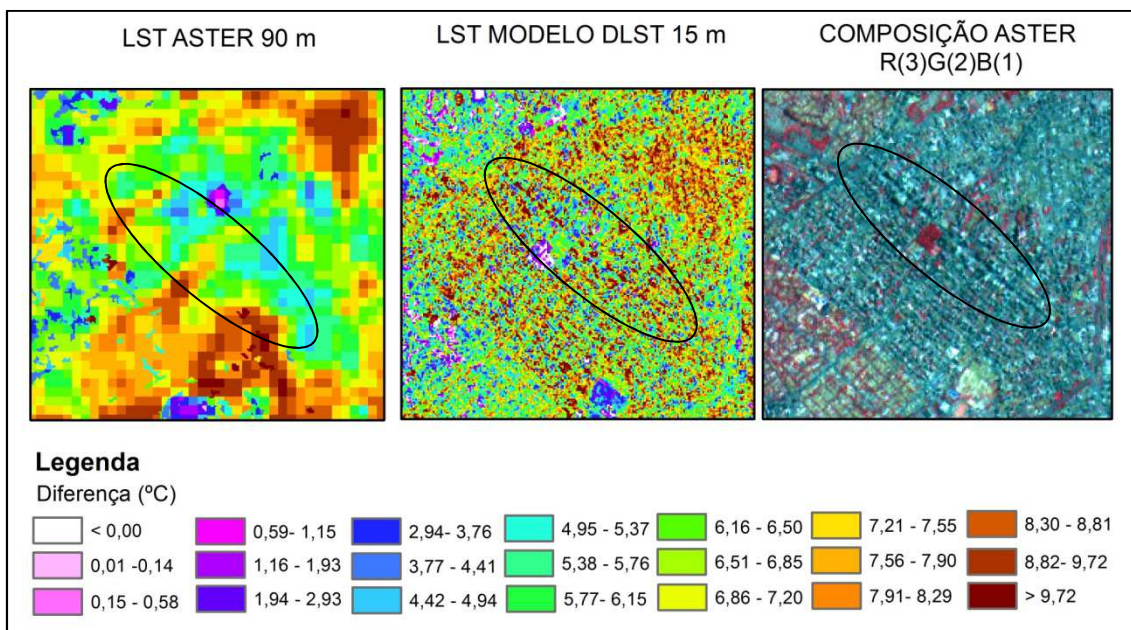


Figura 5.34 – Temperatura de superfície para a região da Avenida Paulista na escala 1:70000. A elipse preta mostra a área ao redor da Avenida Paulista.

Os traços paralelos das ruas, junto com o cânion formado pelos prédios , mostrado na Figura 5.35, constroem um verdadeiro corredor de ventos, onde os ventos passam pela via principal e não movimentam o ar quente sobre a região verticalizada. Isto contribui para uma absorção de calor, ainda maior, pelas construções, e conseqüente aumento da temperatura no local.

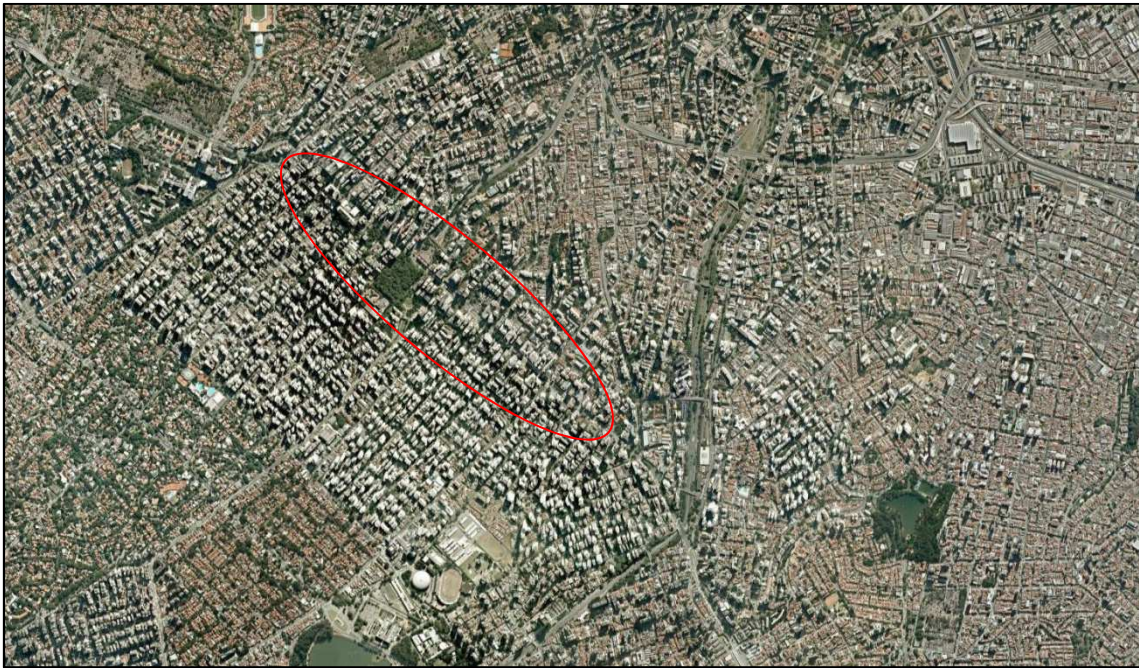


Figura 5.35 – Ortofoto 2010/11 da Região da Avenida Paulista, onde pode-se observar a diferença entre um padrão de bairro residencial e uma área verticalizada adensada, formando um cânion urbano. A elipse vermelha mostra a área ao redor da Avenida Paulista

Fonte: Banco de dados Mapeia São Paulo EMPLASA (2014).

Pode-se verificar que, apesar das imprecisões na estimativa da Radiância, o modelo foi capaz de fornecer detalhes sobre a distribuição intraurbana da temperatura de superfície. Além disso, o modelo foi capaz de representar as variações da intensidade da ilha de calor de superfície conforme o padrão de urbanização da área, presença de vegetação e especificidades térmicas dos materiais dos telhados, principalmente para o caso de prédios industriais.

6 CONCLUSÕES

O objetivo principal desse trabalho foi construir um modelo DTSC baseado em métodos de regressão linear para gerar imagens de temperatura de superfície mais detalhadas para áreas urbanas e, assim, permitir análises mais detalhadas de temperaturas de superfície dentro das manchas urbanas.

O uso de modelos de regressão linear para a construção do modelo DTSC teve como principais vantagens o baixo custo de execução, e também a possibilidade de utilizar os dados obtidos em análises quantitativas, como a extração de temperatura.

A adição do índice radiométrico UI na estimação da temperatura de superfície, contribuiu para o melhor ajuste do modelo, mesmo em uma área de estudo maior. O uso de planos celulares mostrou-se uma alternativa efetiva para a manipulação e compatibilização dos dados.

A análise dos resultados do modelo DTSC, neste trabalho, indicou o potencial da metodologia proposta para estudos de ilhas de calor de superfície em nível intraurbano. Em relação ao ajuste, o modelo DTSC atingiu um valor de $R^2 = 0,66$ para uma área de estudo de 3900 km², com variações de cobertura do solo e de condições atmosféricas. Embora estudos anteriores (LIU; PU, 2008; LIU; ZHU, 2012) tenham atingido um valor de ajuste R^2 entre 0,77 e 0,82, suas áreas de estudo foram em torno de seis vezes menor que a deste trabalho.

O método foi testado para identificar a temperatura de superfície em diferentes regiões da área de estudo, e as estimativas de temperatura com maior acurácia ocorreram em áreas urbanas. A imagem TSC gerada pelo modelo teve desempenho satisfatório para a identificação de ilhas de calor, com capacidade de detectar detalhes em que a imagem TSC ASTER 90 m não foi capaz. Além disso, a imagem do modelo DTSC contribuiu para a identificação de diferentes padrões de temperatura de superfície associados aos diferentes padrões de urbanização.

Para trabalhos futuros recomenda-se que sejam exploradas (1) mais imagens, com o intuito de realizar a análise de ilhas de calor por DTSC conforme as estações do ano; (2) índices radiométricos, assim como outros dados auxiliares, que sejam capazes de representar as variáveis que influenciam na temperatura de superfície e assim melhorar o modelo de desagregação. Recomenda-se também a aquisição de uma imagem termal de resolução espacial compatível com a da imagem estimada (15 m), por meio de aerolevanteamento, para comparar a imagem DTSC do modelo diretamente com essa imagem termal. Assim, ao invés de apenas assumir a premissa da manutenção das relações independentemente da escala, seria possível verificar as relações da temperatura com dados de temperatura de superfície, na resolução espacial similar.

Outro ponto que pode ser explorado é a aplicação do modelo DTSC em imagens Landsat 8. Como as passagens do Landsat 8 e do MODIS são assíncronas, não é possível realizar a desagregação de seus dados utilizando o produto de temperatura MODIS. Portanto, é necessário buscar alternativas de referência de TSC, como o aerolevanteamento termal, para realizar este experimento.

É importante salientar que essa metodologia de DTSC não é aplicável apenas para imagens ASTER, mas também a outros tipos de imagens orbitais, como as da série Landsat, as do NOAA, AVHRR; enfim qualquer imagem termal que disponha dos dados auxiliares e de um produto de temperatura de superfície como referência.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAMS, M.; HOOK, S.; RAMACHANDRAN, B. **ASTER user handbook** : advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer. 2. ed. California: Jet Propulsion Laboratory, 2008. 135 p. Disponível em: <http://www.pancroma.com/downloads/aster_user_guide_v2.pdf>. Acesso em: 24 fev. 2014.
- ADLER-GOLDEN, S. M.; MATTHEW, M. W.; BERNSTEIN, L. S.; LEVINE, R. Y.; BERK, A.; RICHTSMEIER, S. C.; ACHARYA, P. K.; ANDERSON, G. P.; FELDE, J. W.; GARDNER, J. A.; HOKE, M. L.; JEONG, L. S.; PUKALL, B.; RATKOWSKI, A. J.; BURKE, H. K. Atmospheric correction for shortwave spectral imagery based on MODTRAN4. In: **Imaging Spectrometry V**. 1999. p. 61-69. (Proceedings of Spie) .
- ANIELLO, C.; MORGAN, K.; NEWLAND, L. Micro-urban heat island landsat TM and a GIS using. **Computers & Geosciences**, v. 21, n. 8, p. 4, 1995.
- AYOADE, J. . **Introdução a climatologia para os trópicos**. São Paulo: Difel, 1986. 332 p.
- AZEVEDO, T. S.; DE TAVARES, A. C.; BASTOS, V. DA S. B.; ZUBEN, V.; JOSÉ, C. Ilhas de calor e aedes aegypti : um estudo preliminar para a cidade de Santa Bárbara d ' Oeste , SP – Bra , utilizando sensoriamento remoto. In: I CONGRESSO LATINOAMERICANO DE ECOLOGIA URBANA “ DESAFÍOS Y ESCENARIOS DE DESARROLLO PARA LAS CIUDADES LATINOAMERICANAS .”2012, Buenos Aires. **Anais...** Buenos Aires: Universidad Nacional de General Sarmiento, p. 174–185, 2012.
- AZEVEDO, A. DE. **A cidade de São Paulo**. v1. ed. São Paulo: Companhia Editora Nacional, 1958. 254 p. Disponível em: <<http://www.brasiliana.com.br/obras/a-cidade-de-spaulo-estudos-de-geografia-urbana-v01/pagina/6>>. Acesso em: 15 maio 2014.
- BECHTEL, B.; BÖHNER, J.; WIESNER, S. Downscaling of diurnal land surface temperature cycles for urban heat island monitoring. In: JOINT URBAN REMOTE SENSING EVENT (JURSE 2013), 2013, São Paulo. **Proceedings...** São José dos Campos: Inpe, 2013. p. 91-94.
- BECHTEL, B.; ZAKŠEK, K.; HOSHYARIPOUR, G. Downscaling Land Surface Temperature in an Urban Area: A Case Study for Hamburg, Germany. **Remote Sensing**, v. 4, n. 12, p. 3184–3200, 19 out. 2012.
- BOGGIONE, G. A.; PIRES, E. G.; SANTOS, P. A.; FONSECA, L. M. G. Simulation of a Panchromatic Band by Spectral Combination of Multispectral

ETM + Bands. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT (ISRSE), 30., 2003, Hawai. **Anais...** Hawai: International Center for Remote Sensing of Environment, 2003. p. 4–6.

CLIMATE PROTECTION PARTNERSHIP. **Reducing urban heat islands** : compendium of strategies urban heat island basics. USA: [S.N.], 2010. Disponível em: <<http://www.epa.gov/hiri/about/index.htm>>.

CROW, W. T.; WOOD, E. F. The assimilation of remotely sensed soil brightness temperature imagery into a land surface model using Ensemble Kalman filtering : a case study based on ESTAR measurements during SGP97. *Advances in Water Resources*, v. 26, n. 2003, p. 137–149, 2005.

DENNISON, P.; CHAROENSIRI, K.; ROBERTS, D.; PETERSON, S.; GREEN, R. Wildfire temperature and land cover modeling using hyperspectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 100, n. 2, p. 212–222, 30 jan. 2006.

DOMINGUEZ, A.; KLEISSL, J.; LUVALL, J. C.; RICKMAN, D. L. High-resolution urban thermal sharpener (HUTS). **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 7, p. 1772–1780, jul. 2011.

ECKMANN, T.; ROBERTS, D.; STILL, C. Using multiple endmember spectral mixture analysis to retrieve subpixel fire properties from MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 10, p. 3773–3783, 15 out. 2008.

EFRAIN, A.; GRONDONA, B.; BEATRIZ, S.; ROLIM, A. Urban Heat Island development during the last two decades in Porto Alegre , Brazil and its monitoring. In: JOINT URBAN REMOTE SENSING (JURSE), 2013, São Paulo. Proceedings... São José dos Campos: INPE, 2013. p. 61–64.

EMPLASA. **Mapeia São Paulo**. Disponível em: <<http://www.mapeiasp.sp.gov.br/Login?redirect=http://www.mapeiasp.sp.gov.br/Mapa>>. Acesso em: 5 jun. 2014.

ESRI. **Iso cluster unsupervised classification (spatial analyst)**. Disponível em: <<http://resources.arcgis.com/en/help/main/10.1/index.html#//009z000000pn00000011263-010-0401-3>>. Acesso em: 25 fev. 2014.

EXELIS. **ENVI User ' s guide**. 4.1. ed. Sydney: EXELIS, 2004. 1150 p.

FILHO, A. J. P.; SANTOS, P. M. DOS; XAVIER, T. M. B. (Org.). **Evolução do tempo e clima na região metropolitana de São Paulo**. 1. ed. São Paulo: IAG/USP, 2007. v. 24. 281 p.

FUCKNER, M. A. **Aplicação de Imagens Aster no Estudo do Ambiente Urbano de São Paulo e Rio De Janeiro**. 2008. 235 p. INPE. 2008. (INPE-15203-TDI/1303). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2007. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2008/02.12.12.07>>. Acesso em: 27 jun. 2014.

GALLO, K. P.; TARPLEY, J. D.; MCNAB, A. L.; KARL, T. R. Assessment of urban heat islands: a satellite perspective. **Atmospheric Research**, v. 37, n. 1-3, p. 37–43, jul. 1995.

GAO, B. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, v. 58, n. 3, p. 257–266, dez. 1996.

GARTLAND, L. **Heat Island: understanding and mitigating heat in urban areas**. London: EarthScan, 2008. 215 p.

HAJAT, S.; KOSATKY, T. Heat-related mortality: a review and exploration of heterogeneity. **Journal of epidemiology and community health**, v. 64, n. 9, p. 753–60, set. 2010.

HOWARD, L. **The climate of London deduced from meteorological observations, made at different places in the neighbourhood of the metropolis**. Londres: W.Philips&G.Yards, 1820. 410 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Estimativas da população residente nos municípios brasileiros com data de referência em 1º de Julho de 2012**. Rio de Janeiro, 2012.

_____. **Síntese dos indicadores sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira 2010**. Rio de Janeiro, 2010.

_____. **Tendências demográficas: uma análise da população com base nos resultados dos censos demográficos 1940 e 2000**. Rio de Janeiro, 2007.

JAYAMANNA, S. Relation between social and environmental conditions in Colombo, Sri Lanka and the urban index estimated by satellite remote sensing data. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 31, n. B7, p. 321–326, 1996.

JENSEN, J. R. **Remote sensing of the environment: an earth resource perspective**. 2. ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 2006. 592 p.

KAWASHIMA, S. Relation between vegetation , surface temperature , and surface composition in the Tokyo region during winter. **Remote Sensing of Environment**, v. 60, n. April, p. 52–60, 1994.

KEALY, P. S.; HOOK, S. J. Separating temperature and emissivity in thermal infrared multispectral scanner data: implications. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 31, n. 6, p. 1155–1164, 1993.

KUSTAS, W.; ANDERSON, M. Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 149, n. 12, p. 2071–2081, dez. 2009.

LIU, D.; PU, R. Downscaling thermal infrared radiance for subpixel land surface temperature retrieval. p. 2695–2706, 2008.

LIU, D.; ZHU, X. An enhanced physical method for downscaling thermal infrared radiance. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 9, n. 4, p. 690–694, jul. 2012.

LOMBARDO, M. A. **Ilha de calor nas metrópoles**. São Paulo: Hucitec, 1985. v. 16. 244 p.

MCLAUGHLIN, D. An integrated approach to hydrologic data assimilation: interpolation, smoothing, and filtering. **Advances in Water Resources**, v. 25, n. 8-12, p. 1275–1286, ago. 2002.

MCMICHAEL, A. J.; WILKINSON, P.; KOVATS, R. S.; PATTENDEN, S.; HAJAT, S.; ARMSTRONG, B.; VAJANAPOOM, N.; NICIU, E. M.; MAHOMED, H.; KINGKEOW, C.; KOSNIK, M.; O'NEILL, M. S.; ROMIEU, I.; RAMIREZ-AGUILAR, M.; BARRETO, M. L.; GOUVEIA, N.; NIKIFOROV, B. International study of temperature, heat and urban mortality: the "ISOTHURM" project. **International journal of epidemiology**, v. 37, n. 5, p. 1121–31, out. 2008a.

MCMICHAEL, A. J.; WILKINSON, P.; KOVATS, R. S.; PATTENDEN, S.; HAJAT, S.; ARMSTRONG, B.; VAJANAPOOM, N.; NICIU, E. M.; MAHOMED, H.; KINGKEOW, C.; KOSNIK, M.; O'NEILL, M. S.; ROMIEU, I.; RAMIREZ-AGUILAR, M.; BARRETO, M. L.; GOUVEIA, N.; NIKIFOROV, B. International study of temperature, heat and urban mortality: the "ISOTHURM" project. **International journal of epidemiology**, v. 37, n. 5, p. 1121–31, out. 2008b.

MEMON, R. A.; LEUNG, D. Y. C.; CHUNHO, L. A review on the generation, determination and mitigation of urban heat island. **Journal of environmental sciences (China)**, v. 20, n. 1, p. 120–8, jan. 2008.

MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. **Climatologia: Noções básicas de climas do Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. 206 p.

MERLIN, O.; JACOB, F.; WIGNERON, J.; MEMBER, S.; WALKER, J.; CHEHBOUNI, G. Multidimensional disaggregation of land surface and microwave-L bands. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 5, p. 1864–1880, 2012.

MONTEIRO, C. A. F. **Teoria e clima urbano**. São Paulo: USP, 1976. 181 p. .

NASA. **Modis calibration parameters**. Disponível em: <<http://mcst.gsfc.nasa.gov/calibration/parameters>>. Acesso em: 27 mar. 2014.

NICHOL, J. An emissivity modulation method for spatial enhancement of thermal satellite images in urban heat island analysis. **Fotogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 75, n. 5, May, p. 547–556, 2009.

NICHOL, J.; WONG, M. S. Modeling urban environmental quality in a tropical city. **Landscape and Urban Planning**, v. 73, n. April 2004, p. 49–58, 2005.

NOVO, E. M. L. DE M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 4. ed. São Paulo: Blucher, 2010. 387 p.

OGASHAWARA, I.; BASTOS, V. A Quantitative Approach for Analyzing the Relationship between Urban Heat Islands and Land Cover. **Remote Sensing**, v. 4, n. 12, p. 3596–3618, 20 nov. 2012.

OKE, T. R. **Boundary layer climates**. 2. ed. London: Methuen, 1987. 435 p. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2009/03.02.18.19/doc/capa.htm>>.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. 10. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2010. 127 p.

(PREFEITURA MUNICIPAL DE SÃO PAULO). **Histórico demográfico do município de são paulo**. Disponível em: <http://smdu.prefeitura.sp.gov.br/historico_demografico/index.php>. Acesso em: 15 maio 2014.

REES, W. G. **Physical principles of remote sensing**. 2. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2001. 369 p.

ROSS, J. L. S.; MOROZ, I. C. **Mapa geomorfológico do estado de São Paulo**. São Paulo: [S.N.], 1996. Disponível em: <<http://citrus.uspnet.usp.br/rdg/ojs/index.php/rdg/article/viewFile/196/175>>.

ROTH, M.; OKE, T. R. satellite-derived urban heat island from three coastal cities and and the utilization of such data in urban climatology. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 11, p. 1699–1720, 1989a.

ROTH, M.; OKE, T. R. satellite-derived urban heat island from three coastalcities and and the utilization of such data in urban climatology.pdf. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 11, p. 1699–1720, 1989b.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: ERTS SYMPOSIUM, 3., 1973, Greenbelt. **Anais...** Greenbelt: National Library of Agriculture (NAL), p. 309–317, 1973.

SANTOS, P. M.; PEREIRA FILHO, A. J.; CAMARGO, R. DE; FESTA, M.; FUNARI, F. L.; SALUM, S. T.; OLIVEIRA, C. T.; SANTOS, E. M.; LORENÇO, P. R.; SILVA, E. G.; GARCIA, W.; FIALHO, M. A. Evolução climática na região metropolitana de são paulo. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA (CBMET), 16., 2006, Florianópolis. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMet, 2006. p. 1–6.

SILVA, F. B. **Estudo de ilha de calor na região metropolitana do rio de janeiro: aspectos das circulações locais com utilização do modelo atmosférico brams**. Rio de Janeiro: UFRJ, 2010. 135 p.

SOUZA, M. L. DE. **O desafio metropolitano** : um estudo sobre a problemática sócio-espacial nas metrópoles brasileiras. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2000. v. 4. 368p. p.

SUSCA, T.; GAFFIN, S. R.; DELL’OSSO, G. R. Positive effects of vegetation: urban heat island and green roofs. **Environmental pollution (Barking, Essex : 1987)**, v. 159, n. 8-9, p. 2119–26, 2011.

SZYMANSKI, J. J.; BOREL, C. C.; HARBERGER, Q. O.; SMOLARKIEWICZ, P.; THEILER, J. Subpixel temperature retrieval with multispectral sensors. **Proc. SPIE 3717, Algorithms for Multispectral and Hyperspectral Imagery**, v. 3717, n. 1981, 1999. doi: 10.1117/12.353041.

TAN, J.; ZHENG, Y.; TANG, X.; GUO, C.; LI, L.; SONG, G.; ZHEN, X.; YUAN, D.; KALKSTEIN, A. J.; LI, F. The urban heat island and its impact on heat waves and human health in Shanghai. **International journal of biometeorology**, v. 54, n. 1, p. 75–84, jan. 2010.

TARIFA, J. R. Análise comparativa da temperatura e umidade na área urbana e rural de São José dos Campos(SP) - Brasil. **Boletim de Geografia Teorética**, v. 4, p. 59–80, 1977.

WANG, X. Y.; BARNETT, A. G.; YU, W.; FITZGERALD, G.; TIPPETT, V.; AITKEN, P.; NEVILLE, G.; MCRAE, D.; VERRALL, K.; TONG, S. The impact of heatwaves on mortality and emergency hospital admissions from non-external causes in Brisbane, Australia. **Occupational and environmental medicine**, v. 69, n. 3, p. 163–9, mar. 2012.

YANG, H.; CONG, Z.; LIU, Z.; LEI, Z. Estimating sub-pixel temperatures using the triangle algorithm. **International Journal of Remote Sensing**, v. 31, n. 23, p. 6047–6060, 14 dez. 2010.

ZAKŠEK, K.; OŠTIR, K. Downscaling land surface temperature for urban heat island diurnal cycle analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 117, p. 114–124, fev. 2012.

ZHAN, W.; CHEN, Y.; ZHOU, J.; WANG, J.; LIU, W.; VOOGT, J.; ZHU, X.; QUAN, J.; LI, J. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: Literature survey, taxonomy, issues, and caveats. **Remote Sensing of Environment**, v. 131, n. 19, p. 119–139, abr. 2013.

ZHOU, J.; CHEN, Y.; WANG, J.; ZHAN, W. Maximum Nighttime Urban Heat Island (UHI) Intensity Simulation by Integrating Remotely Sensed Data and Meteorological Observations. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 4, n. 1, p. 138–146, mar. 2011.