

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO
INSTITUTO DE FÍSICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM FÍSICA AMBIENTAL

**Parametrização do albedo e correção da temperatura da
superfície no balanço de energia por imagens Landsat 8
na transição Cerrado-Pantanal**

LUCAS PERES ANGELINI

PROFA. DRA. NADJA GOMES MACHADO
Orientadora

PROF. DR. MARCELO SACARDI BIUDES
Coorientador

Cuiabá, MT
Junho/2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO
INSTITUTO DE FÍSICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM FÍSICA AMBIENTAL

**Parametrização do albedo e correção da temperatura da
superfície no balanço de energia por imagens Landsat 8
na transição Cerrado-Pantanal**

LUCAS PERES ANGELINI

*Tese apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Física Ambiental
da Universidade Federal de Mato
Grosso, como parte dos requisitos
para obtenção do título de Doutor em
Física Ambiental.*

PROFA. DRA. NADJA GOMES MACHADO
Orientadora

PROF. DR. MARCELO SACARDI BIUDES
Coorientador

Cuiabá, MT
Junho/2018

Dados Internacionais de Catalogação na Fonte.

P437p Peres Angelini, Lucas.
PARAMETRIZAÇÃO DO ALBEDO E CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA
SUPERFÍCIE NO BALANÇO DE ENERGIA POR IMAGENS LANDSAT 8 NA
TRANSIÇÃO CERRADO-PANTANAL / Lucas Peres Angelini. -- 2018
88 f. : il. color. ; 30 cm.

Orientadora: Nadja Gomes Machado.
Co-orientador: Marcelo Sacardi Biudes.
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de Física,
Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2018.
Inclui bibliografia.

1. Sensoriamento remoto. 2. Algoritmo SEBAL. 3. Evapotranspiração. 4.
Validação. I. Título.

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Permitida a reprodução parcial ou total, desde que citada a fonte.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO
INSTITUTO DE FÍSICA
Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental

FOLHA DE APROVAÇÃO

**TÍTULO: PARAMETRIZAÇÃO DO ALBEDO E CORREÇÃO DA
TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO BALANÇO DE
ENERGIA POR IMAGENS LANDSAT 8 NA TRANSIÇÃO
CERRADO-PANTANAL O**

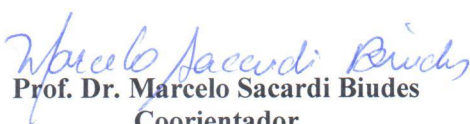
AUTOR: LUCAS PERES ANGELINI

Tese de Doutorado defendida e aprovada em 26 de junho de 2018, pela comissão julgadora:

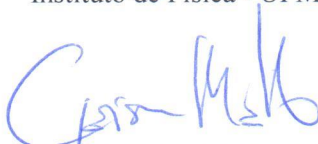

Prof. Dra. Nadja Gomes Machado
Orientadora

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia
de Mato Grosso – IFMT


Prof. Dr. Victor Hugo de Moraes Danelichen
Examinador Externo
Universidade de Cuiabá - UNIC


Prof. Dr. Marcelo Sacardi Biudes
Coorientador

Instituto de Física - UFMT


Prof. Dr. Geison Jader Mello
Examinador Externo
Instituto Federal de Educação, Ciência e
Tecnologia de Mato Grosso – IFMT


Prof. Dr. Carlos Alexandre Santos Querino
Examinador Externo
Instituto de Educação, Agricultura e Ambiente (IEAA) – UFAM

DEDICATÓRIA

Aos meus pais Célia e Glicério, pelo amor, carinho e paciência;

Aos meus irmãos, pelo apoio;

A todos os meus familiares, que de alguma maneira contribuíram com meus estudos.

AGRADECIMENTOS

Aos meus Orientadores Profa. Dra. Nadja Gomes Machado e Prof. Dr. Marcelo Sacardi Biudes pela liberdade, incansável apoio, conselhos e orientações na execução desse trabalho;

Ao Prof. Dr. José de Souza Nogueira, pelo apoio, conselhos e pelo grande empenho como coordenador do Programa de Pós-graduação em Física Ambiental;

A Prof. Dra. Martha Cristina de Jesus Albuquerque Nogueira, pelos conselhos, apoio e atenção;

A Pablinne Cynthia Batista da Silva, pelo amor, companheirismo, carinho, atenção e imensurável apoio nos momentos difíceis, elementos essenciais para o desenvolvimento desse trabalho;

Aos meus colegas do grupo de pesquisa GPANESCA, Marcos Fausto, Dalila Mützenbergl, Danielle Nassarden, Vagner Pavão, Israel Ivo, Élio Júnior, Tainá Becker e Heloisa Marques pelo conselhos e contribuições;

Aos colegas da Física Ambiental, Tonny Jader, Everaldo Nonato, Gerson Kida, Lucas Rothmund, Keylyane Alves, Luciene Taques, Ana Xavier, Rafael Palácios, Anísio Alfredo, Igor Khunen e demais colegas pelos momentos de descontrações e inúmeros conselhos;

À Cesário, Soilce e Juliana pela amizade, apoio e colaboração nos serviços da secretaria que auxiliaram o desenvolvimento dessa Tese;

Aos meus familiares, amigos que compreenderam minhas ausências por causa da necessidade de dedicação aos estudos;

A todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental da Universidade Federal de Mato Grosso, que compartilharam seus conhecimentos;

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio e fornecimento da bolsa de doutorado entre os anos de 2015 e 2016;

Ao Instituto Federal Goiano – Campus Rio Verde, pelo apoio, compreensão e incentivo para conclusão do Doutorado.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURA.....	VII
LISTADE TABELA.....	VIII
LISTADE ABREVIATURA.....	XI
RESUMO	XVI
ABSTRACT	XVII
1. INTRODUÇÃO	1
1.1 PROBLEMÁTICA.....	1
1.2 JUSTIFICATIVA.....	2
1.3 HIPÓTESE	4
1.4 OBJETIVOS.....	4
1.4.1 OBJETIVO GERAL	4
1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	4
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	5
2.1 MODELOS PARA ESTIMATIVA DO ALBEDO DA SUPERFÍCIE	5
2.1.1 VALIDAÇÃO DE MODELOS DE ALBEDO DA SUPERFÍCIE	7
2.2 ALGORITMOS PARA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE	8
2.2.1.ALGORITMOS <i>SINGLE-CHANNEL</i>	9
2.2.2. ALGORITMOS <i>MULTI-CHANNEL</i> (MULTICANAL) E <i>MULTI-ANGLE</i> (MULTIANGULAR)	10
2.3 ESTIMATIVA DE TROCAS RADIATIVAS E ENERGÉTICAS POR SENSORIAMENTO REMOTO.....	12
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	14
3.1 ÁREA DE ESTUDO	14
3.2 DADOS MICROMETEOROLÓGICOS E DADOS ORBITAIS.....	16
3.2.1 DADOS MICROMETEOLÓGICOS.....	16
3.2.2 DADOS ORBITAIS DOS SENSORES OLI, TIRS E MODIS	17
3.3 ESTIMATIVA DO ALBEDO DA SUPERFÍCIE POR IMAGENS DA REFLETÂNCIA DA SUPERFÍCIEDO DO OLI LANDSAT 8	19
3.3.1 ESCOLHA DOS DADOS ORBITAIS	19
3.3.2 ELABORAÇÃO DO MODELO DE ALBEDO DA SUPERFÍCIE PARA DADOS DE	

REFLETÂNCIA DO SENSOR OLI DO SATÉLITE LANDSAT 8	20
3.3.3 ESTIMATIVA DO ALBEDO DA SUPERFÍCIE PELO MODELO CONVENCIONAL	21
3.4 MODELOS DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE ...	22
3.4.1 MODELO DE CORREÇÃO DA RADIANCIA COM BASE NO WEB-CALCULADOR DE PARÂMETROS PARA CORREÇÃO ATMOSFÉRICA.....	22
3.4.2 MODELO DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE <i>SINGLE-CHANNEL</i> (SC).....	24
3.4.3 MODELO DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE COM BASE NA EQUAÇÃO DE TRANSFERÊNCIA RADIATIVA (ETR).....	25
3.4.4 MODELO DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE <i>SPLIT-WINDOW</i> (SW).....	25
3.5 ESTIMATIVA DOS COMPONENTES DO BALANÇO DE ENERGIA PELO ALGORITMO SEBAL	26
3.5.1 ESTIMATIVA DO SALDO DE RADIAÇÃO E FLUXO DE CALOR NO SOLO.....	26
3.5.2 ESTIMATIVA DO FLUXO DE CALOR SENSÍVEL PELO ALGORITMO SEBAL	28
3.5.3 ESTIMATIVA DO FLUXO DE CALOR LATENTE E EVAPOTRANSPIRAÇÃO.....	31
3.6 ESTIMATIVA DOS COMPONENTES DO BALANÇO DE ENERGIA PELO MÉTODO DA RAZÃO DE BOWEN	32
3.7 ANÁLISES ESTATÍSTICAS.....	33
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	35
4.1 AVALIAÇÃO DO MODELO DE ALBEDO DA SUPERFÍCIE POR IMAGENS DA REFLETÂNCIA DA SUPERFÍCIEDO DO SENSOR OLI	35
4.2 AVALIAÇÃO DOS ALGORITMOS DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE	38
4.3 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO SALDO DE RADIAÇÃO E BALANÇO DE ENERGIA	41
4.3.1 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO SALDO DE RADIAÇÃO.....	42
4.3.2 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO FLUXO DE CALOR NO SOLO.....	43
4.3.3 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA	

SUPERFÍCIE NO FLUXO DE CALOR SENSÍVEL	45
4.3.4 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO FLUXO DE CALOR LATENTE.....	47
5. CONCLUSÃO	51
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	52

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Região de transição Cerrado-pantanal no Estado de Mato Grosso, Brasil e as respectivas localizações das torres micrometeorológicas (Parque Baía das Pedras e Fazenda Miranda) e dos pixels de referências amostrados com os respectivos usos do solo (Pastagem, Água, Área Urbana e Floresta nativa).	15
Figura 2	Fluxograma representando os procedimentos para estimativa e parametrização do albedos da superfície.	22
Figura 3	Fluxograma representando os efeitos do albedo e da temperatura da superfície no algoritmo SEBAL.	26
Figura 4	Relação sequencial dos pixels de referências entre albedo da superfície Liang (a_{Liang}) no dia 257 e os albedos convencional (a_{con} ; a) e parametrizado (a_{sup} ;b) no dia 254 na região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil..	35
Figura 5	Relação entre albedo da superfície Liang (a_{Liang}) no dia 257 e o albedo convencional (a_{con} ; a) e parametrizado (a_{sup} ;b) no dia 254 para os pixels de referência na região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.	36
Figura 6	Relação entre temperatura da superfície corrigida pelo modelo Barsi com a temperatura de brilho (a), temperatura da superfície corrigida pelo modelo <i>Single Channel</i> –SC (b), Equação de Transferência radiativa – ETR (c) e <i>Split Window</i> – SW(d) para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.	39

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Data de aquisição das imagens Landsat 8 OLI/TIRS, em dia juliano (DJ), utilizadas no período de estudo de 2013 a 2016 para estimativa do albedo da superfície, temperatura da superfície, saldo de radiação e balanço de energia para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.	16
Tabela 2	Data de aquisição das imagens do satélite Landsat 8 sensores OLI e TIRS, em dia juliano (DJ), utilizadas no período de estudo de 2013 a 2016 para estimativa do albedo da superfície, temperatura da superfície, saldo de radiação e balanço de energia para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.	18
Tabela 3	Dias julianos das imagens dos sensores MODIS e OLI entre 2013 a 2016 para desenvolver o modelo de α_{sup} e validar os modelos de α_{sup} e α_{con} (*) na região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.	19
Tabela 4	Organização da composição entre α_{Liang} e as refletâncias da superfície do sensor OLI.	20
Tabela 5	Emissividades típicas para solo exposto (ϵ_s) e para vegetação (ϵ_v)	23
Tabela 6	Condições a serem satisfeitas pelo método da razão de Bowen em que Rn_{med} é o saldo de radiação medido ($W m^{-2}$), G_{med} é o fluxo de calor no solo medido ($W m^{-2}$), e_a é pressão atual de vapor d'água (kPa), β é a razão de Bowen, LE_{β} é o fluxo de calor latente Bowen ($W m^{-2}$) e H_{β} é o fluxo de calor sensível Bowen.	33
Tabela 7	Média (IC $\pm$ 95%), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do albedo da superfície parametrizado (α_{sup}) e do albedo convencional (α_{con}) em relação ao albedo da superfície Liang (α_{Liang}) nos pontos de referências amostrados para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.	37
Tabela 8	Média (IC $\pm$ 95%) do albedo da superfície parametrizado (α_{sup}) e albedo pelo modelo convencional (α_{con}) em relação ao albedo da superfície Liang (α_{Liang}) em pastagem, área urbana, floresta nativa e água para a região de transição Cerrado-Pantanal em	37

Mato Grosso, Brasil.

Tabela 9 Médias (IC $\pm$ 95%), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) da temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos, *single-channel* ($T_{s_{SC}}$;K), Equação de Transferência radiativa ($T_{s_{ETR}}$; K) e *Split-window* ($T_{s_{SW}}$; K) em relação a temperatura Barsi ($T_{s_{barsi}}$; K) para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil. 39

Tabela 10 Médias (IC $\pm$ 95%), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do saldo de radiação (Rn ; W m⁻²) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi ($T_{s_{barsi}}$; K), *single-channel* ($T_{s_{SC}}$;K), Equação de Transferência radiativa ($T_{s_{ETR}}$; K) e *Split-window* ($T_{s_{SW}}$; K) em relação ao saldo de radiação medido para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil. 42

Tabela 11 Médias (IC $\pm$ 95%), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do fluxo de calor no solo (G ; W m⁻²) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi ($T_{s_{barsi}}$; K), *single-channel* ($T_{s_{SC}}$;K), Equação de Transferência radiativa ($T_{s_{ETR}}$; K) e *Split-window* ($T_{s_{SW}}$; K) em relação ao fluxo de calor no solo medido para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil. 44

Tabela 12 Médias (IC $\pm$ 95%), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do fluxo de calor sensível (H ; W m⁻²) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi ($T_{s_{barsi}}$; K), *single-channel* ($T_{s_{SC}}$;K), Equação de Transferência radiativa ($T_{s_{ETR}}$; K) e *Split-window* ($T_{s_{SW}}$; K) em relação ao fluxo de calor sensível da razão de Bowen para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil. 45

Tabela 13 Médias ($IC \pm 95\%$), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do fluxo de calor latente (LE ; $W\ m^{-2}$) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi ($T_{s_{bar\,si}}$; K), *single-channel* ($T_{s_{sc}}$; K), Equação de Transferência radiativa ($T_{s_{ETR}}$; K) e *Split-window* ($T_{s_{sw}}$; K) em relação ao fluxo de calor latente da razão de Bowen para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil. 47

Tabela 14 Médias ($IC \pm 95\%$), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) da evapotranspiração diária (ET ; $mm\ dia^{-1}$) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi ($T_{s_{bar\,si}}$; K), *single-channel* ($T_{s_{sc}}$; K), Equação de Transferência radiativa ($T_{s_{ETR}}$; K) e *Split-window* ($T_{s_{sw}}$; K) em relação a evapotranspiração diária da razão de Bowen para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil. 49

LISTA DE ABREVIATURAS

UFMT	Universidade Federal de Mato Grosso
Landsat	Programa de satélites para observação da Terra
TM	<i>Thematic Mapper</i>
OLI	<i>Operational Land Imager</i>
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
SEBAL	<i>Surface Energy Balance Algorithm for Land</i>
METRIC	<i>Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration</i>
SEBI	<i>Surface Energy Balance index</i>
α	Albedo da superfície
α_{sup}	Albedo da superfície parametrizado para o Landsat-8
α_{con}	Albedo da superfície convencional
α_{Liang}	Albedo da superfície estimado pelo modelo Liang com dados MODIS
α_{toa}	Albedo do topo da atmosfera
α_{atm}	Albedo da atmosfera
T_s	Temperatura da superfície
T_b	Temperatura de brilho
T_{atm}	Temperatura aproximada da atmosfera
$T_{s_{barisi}}$	Temperatura da superfície a partir do modelo Barsi
$T_{s_{SC}}$	Temperatura da superfície a partir do modelo <i>Single-Channel</i>
$T_{s_{RTE}}$	Temperatura da superfície a partir do modelo transferência radiativa
$T_{s_{SW}}$	Temperatura da superfície a partir do modelo <i>Split-Window</i>
t_0	Temperatura do ar próximo a superfície
ε_{sup}	Emissividade da superfície para banda termal
ε_{atm}	Emissividade da atmosfera
dT	Gradiente de temperatura
R_g	Radiação global medida
Rn_{med}	Saldo de radiação medido
Rn	Saldo de Radiação instantâneo

Rn_{24h}	Saldo de Radiação diário
H	Densidade de fluxo de calor sensível
H_{β}	Densidade de fluxo de calor sensível Bowen
G	Densidade de fluxo de calor no solo
LE	Densidade de fluxo de calor latente
LE_{24h}	Densidade de fluxo de calor latente diário
LE_{β}	Densidade de fluxo de calor latente Bowen
FE_i	Fração evaporativa instantânea
FE_{24h}	Fração evaporativa diária
ET	Evapotranspiração diária
ET_r	Evapotranspiração de referência
ET_{β}	Evapotranspiração Bowen
μm	Micrômetro
SR	Sensoriamento remoto
ρ	Refletância da superfície
$\rho_{x^{toa}}$	Refletância no topo da atmosfera
SBDART	<i>Santa Barbara Dissort Atmospheric Radiative Transfer</i>
ETM	<i>Enhanced Thematic Mapper</i>
ETR	Equação de transferência radiativa
MODTRAN	<i>Moderate resolution Lowtran code</i>
NCEP	<i>National Centers for Environmental Prediction</i>
NOAA	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
LEDAPS	<i>Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System</i>
ECMWF	<i>European Centre for Medium-Range Weather Forecasts</i>
ψ	Função atmosférica
γ	Função estimada a partir da radiação a nível do sensor
δ	Função estimada a partir da radiação a nível do sensor
ASTER	<i>Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer</i>
GOES-IMG	<i>Geostationary Operational Environmental Satellites</i>
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
ATSR	<i>Along-Track Scanning Radiometer</i>

USGS	<i>United States Geological Survey</i>
ESPA	<i>Center Science Processing Architecture</i>
6s	<i>Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum</i>
GCM	<i>Global Climate Model</i>
DJ	Dia juliano
G_{med}	Densidade de fluxo de calor no solo medido
T_a	Temperatura do ar medida
UR	Umidade relativa do ar medida
u	Velocidade do vento medida
$R_{s\downarrow}$	Radiação de onda curta incidente medida
$R_{L\downarrow}$	Radiação de onda longa emitida pela atmosfera na direção da superfície
$R_{L\uparrow}$	Radiação de onda longa emitida pela superfície
ρ_a	Massa específica do ar
c_p	Calor específico do ar a pressão constante
r_{ah}	Resistência aerodinâmica ao transporte de calor sensível
z	Altura
u_*	Velocidade de fricção
k	Constante de von Karman
z_{om}	Coefficiente de rugosidade ao transporte de momentum
z_{ome}	Coefficiente de rugosidade ao transporte de momentum próximo da estação
u_{200}	Velocidade do vento na altura de 200 metros
u^*	Velocidade de fricção próximo a superfície
g	Módulo do campo gravitacional terrestre
$\psi_{m(200m)}$	Função de correção de estabilidade atmosférica à 200 metros
$\psi_{h(2m)}$	Função de correção de estabilidade atmosférica à 2 metros
$\psi_{h(0.1m)}$	Função de correção de estabilidade atmosférica à 0,1 metro
L	Comprimento de Monin-Obukhov
x_{200m}	Função estimada a partir do Comprimento de Monin-Obukhov a 200 metros

x_{2m}	Função estimada a partir do Comprimento de Monin-Obukhov a 2 metros
$x_{0,1m}$	Função estimada a partir do Comprimento de Monin-Obukhov a 0,1 metro
Rs_{24h}	Radiação solar incidente diária
τ_{24h}	Transmissividade diária da atmosfera
τ_{oc}	Transmitância atmosférica
λ_v	Calor latente de vaporização
P_o	Pressão atmosférica local
K_t	Coeficiente de turbidez do ar
W	Água precipitável
w	Concentração de vapor d'água
e_a	Pressão atual de vapor d'água
β	Razão de Bowen
MRB	Método da razão de Bowen
L_{TOA}	Radiância espectral registrada ao nível do sensor
L_u	Radiância emitida pela superfície
L_d	Radiância recebida pela superfície
τ	Transmissividade da atmosfera da banda termal
λ	Comprimento de onda efetivo da banda
d	Coeficiente de Willmontt
TOA	Topo da atmosfera
RMSE	<i>Root mean square error</i>
MAE	<i>Mean absolute error</i>
MAPE	<i>Mean absolute percentage error</i>
r	Correlação de Spearman
ATMCORR	<i>Atmospheric Correction Parameter Calculator</i>
SC	<i>Single-Channel</i>
SW	<i>Split-Window</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
SAVI	<i>Soil adjusted Vegetation Index</i>

K_1	Constante de calibração da banda termal
K_2	Constante de calibração da banda termal

RESUMO

ANGELINI, L. P. **Parametrização do albedo e correção da temperatura da superfície no balanço de energia por imagens Landsat 8 na transição Cerrado-Pantanal**. Cuiabá, 2018, 88f. Tese (Doutorado em Física Ambiental) – Instituto de Física. Universidade Federal de Mato Grosso.

O balanço de energia superficial é um dos processos biofísicos de maior importância em estudos ambientais e tem sido estimado por técnicas de sensoriamento remoto. Entretanto, com a operação de novos sensores orbitais, alguns parâmetros necessitam de parametrizações para estimativa do balanço de energia. Sendo assim, o objetivo desta pesquisa foi avaliar os efeitos do albedo parametrizado e da temperatura da superfície corrigida no balanço de energia e evapotranspiração por imagens satélite Landsat 8 em uma região de transição Cerrado-Pantanal. A área de estudo compreende a região de transição Cerrado-pantanal no sul do Estado de Mato Grosso. Foram utilizados imagens dos satélites Landsat 8 sensores OLI e TIRS e imagens do produto MOD09A1 do MODIS entre os anos de 2013 a 2016, obtidas da plataforma ESPA do USGS. O modelo de albedo da superfície parametrizado foi desenvolvido a partir de uma regressão linear múltipla em que o albedo da superfície proposto por Liang (2000) foi utilizado como referência. Foram utilizados quatro algoritmos de correção dos efeitos atmosféricos aplicados à temperatura de brilho. As estimativas de albedo, temperatura da superfície e temperatura de brilho foram inseridos no algoritmo SEBAL, que foi validado por medidas e estimativas do balanço de energia pelo método da razão de Bowen. O modelo de albedo parametrizado obteve melhor desempenho em todos os usos dos solo amostrados com diminuição dos erros em relação ao modelo convencional. A temperatura de brilho foi significativamente menor que as temperaturas da superfície. Não houve diferenças significativas entre as temperaturas da superfície estimadas pelos modelos. O saldo de radiação estimado pelo albedo parametrizado foi menor e teve menores erros. Os valores de fluxo de calor sensível, latente e evapotranspiração estimado pelo albedo parametrizado tiveram menores erros. Os resultados obtidos evidenciam que o albedo da superfície exerce maior impacto nas estimativas do balanço de energia e evapotranspiração do que a correção da temperatura da superfície.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto; Algoritmo SEBAL; Evapotranspiração; Validação

ABSTRACT

ANGELINI, LP **Parameterization of the albedo and correction of the surface temperature in the energy balance by Landsat 8 images in the Cerrado-Pantanal transition.** Cuiabá, 2018, 88f. Thesis (Doctorate in Environmental Physics) - Institute of Physics. Federal University of Mato Grosso.

The surface energy balance is one of the most important biophysical processes in environmental studies and has been estimated by remote sensing techniques. However, with the operation of new orbital sensors as OLI some parameters need parameterizations to estimate the energy balance. Therefore, the objective of this research was to evaluate the effects of parameterized albedo and corrected surface temperature on the energy balance and evapotranspiration by Landsat 8 satellite images in a Cerrado-Pantanal transition region. The study area covers the Cerrado-Pantanal transition region in the south of the State of Mato Grosso. We used images from the Landsat 8 satellites OLI and TIRS sensors and MODIS MOD09A1 product images between the years of 2013 to 2016, obtained from the USGS ESPA platform. The parameterized surface albedo model was developed from a multiple linear regression in which the surface albedo proposed by Liang (2000) was used as reference. Four algorithms were used to correct the atmospheric effects applied to the brightness temperature. The albedo, surface temperature and brightness temperature estimates were inserted in the SEBAL algorithm, which was validated by measurements and estimates of the energy balance by the Bowen ratio method. The parameterized albedo model obtained better performance in all the uses of the sampled soil with decrease of the errors in relation to the conventional model. The brightness temperature was significantly lower than the surface temperatures. There were no significant differences between the surface temperatures estimated by the models. The net radiation estimated by the parameterized albedo was smaller and had smaller errors. The values of sensible flux, latent flux and evapotranspiration estimated by the parameterized albedo had smaller errors. The obtained results show that the surface albedo exerts a greater impact on the energy balance and evapotranspiration estimates than the surface temperature correction.

Keywords: Remote sensing; SEBAL algorithm; Evapotranspiration; Validation

1. INTRODUÇÃO

1.1 PROBLEMÁTICA

O balanço de energia na superfície terrestre é um dos processos biofísicos de maior importância em estudos ambientais e hidrológicos. Fisicamente, representa o particionamento da energia disponível na superfície, conhecida como saldo de radiação (R_n), em processos de aquecimento e mudança no estado da água. Nesses processos, a mudança no estado da água é representada pelo fluxo de calor latente (LE), posteriormente convertido em evapotranspiração (ET), o aquecimento do ar e do solo são representados pelos fluxos de calor sensível (H) e do solo (G).

Nos últimos anos, o balanço de energia e a ET , têm sido estimados a partir de técnicas de sensoriamento remoto, com a vantagem de necessitarem de poucos dados meteorológicos e gerarem estimativas confiáveis em escalas local e regional. Os avanços dessas técnicas ocorreram principalmente pelo surgimento de sensores multiespectrais, como por exemplo, o sensor TM (*Thematic Mapper*) a bordo do satélite Landsat 5. Entre os modelos de estimativa do balanço de energia por sensoriamento remoto, destaca-se o algoritmo SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*; BASTIAANSEN et al., 1998), que tem sido aplicado em diferentes climas e condições de superfície. O SEBAL agrega dados orbitais e dados micrometeorológicos para computar o R_n , H e G , permitindo obter o LE como resíduo da equação do balanço de energia.

A estimativa do R_n , H e G pelo SEBAL utiliza importantes parâmetros de entrada, como o albedo da superfície (a) e a temperatura da superfície (T_s). Os valores de a e T_s desempenham uma importante função nas estimativas dos balanços das radiações de ondas curtas e longas. No caso do H , o SEBAL utiliza a T_s em uma relação linear para estimar o gradiente de temperatura da equação aerodinâmica clássica. A estimativa do G é feita por uma equação empírica em função do NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), a , T_s e do R_n .

O SEBAL foi inicialmente criado e calibrado com dados do sensor TM. Contudo, com a desativação desse sensor os esforços concentraram-se em ajustar os

modelos e parâmetros desenvolvidos para o TM nos novos sensores operantes, em especial, o sensor OLI (*Operational Land Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) do satélite Landsat 8. Esses ajustes representam um dos grandes desafios nas estimativas do balanço de energia e evapotranspiração por sensoriamento remoto, principalmente porque alguns parâmetros requisitam de complexas calibrações.

Nesse contexto, parametrização do albedo associado a correção da temperatura da superfície centram as discussões sobre os ajustes dos algoritmos de balanço de energia, tendo em vista que: i) Esses parâmetros impactam diretamente no balanço de radiação e na operação dos algoritmos de balanço de energia e; ii) as análises dos efeitos desses parâmetros recém ajustados são complexas e exigem extensos processamentos.

1.2 JUSTIFICATIVA

Atualmente, poucos estudos têm avaliado os efeitos de se aplicar um albedo parametrizado com diferentes temperaturas da superfície em algoritmos de balanço de energia. Além disso, os algoritmos de balanço de energia não foram extensamente validados em regiões de paisagem heterogêneas, como no caso da região de transição Cerrado-pantanal. Essa região possui uma configuração espacial formada por áreas sazonalmente inundáveis, com vegetações nativas de florestas, pastagens, arbustos e extensas áreas de agricultura. Dessa maneira, torna-se importante avaliar os impactos independentes ou combinados desses parâmetros ajustados para região de transição no balanço de energia.

No caso do albedo da superfície, as estimativas têm sido amplamente realizadas por dois tipos de metodologias: i) através de uma simplificação da equação de transferência radiativa, que utiliza a refletâncias no topo da atmosfera, com correção da transmissividade atmosférica para ondas curta e; ii) através de equações lineares que relacionam as refletâncias da superfície com pesos definidos para conversão de das refletâncias da superfície em albedo da superfície de banda larga.

O modelo simplificado da equação de transferência radiativa, também denominado de convencional, tem sido utilizado em estudos do balanço de energia em áreas agrícolas. As equações lineares, têm sido aplicadas em produtos de refletância da superfície com correção atmosféricas, como no caso dos sensores TM e ETM

(*Enhanced Thematic Mapper*). Entretanto, nenhum modelo foi proposto e validado para região de Cerrado-pantanal utilizando o sensor OLI. Nesse sentido, a parametrização do albedo para as condições de superfície locais pode ser uma alternativa para melhorar a acurácia desse parâmetro em relação aos modelos anteriormente destacados.

No caso da temperatura da superfície, alguns algoritmos foram desenvolvidos visando corrigir os efeitos atmosféricos nas radiâncias termais do sensor TIRS. Os principais algoritmos baseiam-se na equação de transferência radiativa, que relaciona os fluxos ascendentes (L_u) e descendentes (L_d) de radiância termal, transmissividade da atmosfera para o canal termal (τ) e emissividade da superfície. Contudo, as estimativas dos parâmetros L_u , L_d e τ são complexas e geralmente dependem de dados de radiossondas, o que dificulta sua ampla aplicação.

Como alternativa para obter parâmetros atmosféricos requisitados nos algoritmos de correção atmosférica, a NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) oferece uma plataforma *online* que estima L_u , L_d e τ , denominada web-calculadora de parâmetros. As estimativas desses parâmetros permitem o uso dos mais robustos modelos de correção, como por exemplo, os modelos *Single-channel* baseados na equação de transferência radiativa. Uma outra alternativa refere-se aos modelos empíricos, que utilizam funções atmosféricas baseadas em dados meteorológicos e radiométricos para corrigir a temperatura da superfície, como no caso dos modelos *Split-window*.

Atualmente, nenhum estudo avaliou a efetividade dos parâmetros fornecidos pela web-calculadora em diferentes modelos de correção da temperatura da superfície para região de transição Cerrado-pantanal. Uma comparação intra-algoritmos poderá auxiliar na escolha ou rejeição de modelos de correção e melhorar o desempenho dos algoritmos de balanço de energia. Dessa maneira, a validação das estimativas do balanço de energia com albedo da superfície parametrizado e temperatura da superfície adequada pode representar melhorias sensíveis nos algoritmos de balanço de energia. Além disso, esse estudo pode subsidiar a tomada de decisão sobre modelos inadequados para região.

1.3 HIPÓTESE

A parametrização do albedo associado à correção da temperatura da superfície reduz os erros das estimativas do saldo de radiação. Consequentemente, as estimativas do fluxo de calor sensível, fluxo de calor latente e evapotranspiração pelo algoritmo SEBAL são aprimoradas.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 OBJETIVO GERAL

- Avaliar os efeitos do albedo parametrizado e da temperatura da superfície corrigida no balanço de energia e evapotranspiração por imagens do satélite Landsat 8 em uma área de transição Cerrado-Pantanal.

1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Parametrizar e validar um modelo de albedo para refletâncias da superfície corrigidas do Landsat 8;
- Aplicar diferentes algoritmos de correção da temperatura da superfície no algoritmo SEBAL;
- Avaliar os efeitos do albedo parametrizado com as temperaturas de brilho e da superfície no balanço de radiação, energia e evapotranspiração;

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 MODELOS PARA ESTIMATIVA DO ALBEDO DA SUPERFÍCIE

O albedo da superfície (α) representa a capacidade de determinada superfície em refletir radiação eletromagnética (TASUMI et al., 2008; HE et al., 2014; WANG et al., 2017). No sentido prático, o α é definido pela razão entre a radiação solar refletida com a radiação solar incidente sobre uma superfície em múltiplos ângulos (RANSON et al., 1991). No sentido espectral, o α pode ser dividido em albedo visível (0,4-0,7 μm), albedo do infravermelho (0,7-2,35 μm) e albedo de banda larga (0,4-2,35 μm), sendo o albedo de banda larga amplamente empregado nos algoritmos de balanços de radiação e energia (TASUMI et al., 2008; ALLEN et al., 2007; MATTAR et al., 2014).

O α de banda larga normalmente é obtido através de medidas locais próximas ao solo ou de estimativas por sensoriamento remoto (SR; LIANG et al., 2002; WANG et al., 2004; MIRA et al., 2015). As medidas locais são realizadas por piranômetros ou albedômetros, geralmente instalados em torres micrometeorológicas, fornecendo dados de α contínuos e localmente confiáveis (WANG et al., 2004; MATTAR et al., 2014). As medidas locais do α são fundamentais para calibração dos modelos das estimativas por SR (LIANG et al., 2002; WANG et al., 2004). No entanto, as estimativas *in loco* representam apenas as características locais da superfície, impossibilitando análises em escalas regionais ou a nível de bacia hidrográfica (MATTAR et al., 2014). Nesse sentido, as estimativas do α por SR são adequadas para análises espaciais em níveis locais, regionais e globais (CESCATTI et al., 2012; WICKHAM et al., 2015; HE et al., 2018).

A estimativa do α por SR permite a obtenção desse parâmetro para diferentes resoluções espaciais e temporais, requisitando principalmente o conhecimento das refletâncias da superfície (ρ ; LIANG et al., 2002; SILVA et al., 2016). A ρ representa a razão entre a quantidade de radiação que deixa uma unidade de área pela quantidade de energia incidente naquela área (MENEZES e ALMEIDA, 2012). Nesse caso, o α pode ser obtido a partir da combinação ponderada das ρ do sensor utilizado com fatores

de ponderação (LIANG et al., 2002). Para os sensores TM, ETM e OLI dos Landsat-5;7;8, por exemplo, o a de banda larga pode ser obtido por combinação linear das ρ em equações polinomiais parametrizadas (LIANG 2000; LIANG et al 2002; SILVA et al., 2016).

O grande desafio para as estimativas do a por SR decorre da necessidade de correção dos efeitos atmosféricos na ρ (SONG et al.,2001; VERMOTE et al., 2016). Os efeitos atmosféricos resultam das interações físicas entre constituintes atmosféricos com a radiação solar, durante o transito da radiação pelas camadas atmosféricas (SONG et al.,2001). Esses efeitos atmosféricos incluem os fenômenos de atenuação e espalhamento da radiação, ocasionado por gases (H_2O , CO_2 etc), aerossóis e camadas de nuvens (VERMOTE et al., 1997; TASUMI et al., 2008).

Nesse sentido, inúmeros algoritmos foram desenvolvidos visando corrigir os efeitos atenuantes da atmosfera na ρ ou diretamente no a , como por exemplo, os modelos de Zhong e Li (1988), Diner et al. (2005) e Tasumi et al. (2008). Destaca-se ainda os algoritmos propostos por Vermote e Vermeulen (1999) para o sensor MODIS (produtos MOD09) e o algoritmo 6SV (VERMOTE et al., 1997; KOTCHENOVA et al., 2006;VERMOTE et al., 2016) utilizado nos produtos de refletância da superfície do OLI Landsat-8 e disponibilizados pelo serviço geológico americano (USGS).

Outro ponto importante na estimativa do a está relacionado a natureza direcional das ρ calculadas. A ρ obtidas dos sensores MODIS (MOD09), TM, ETM e OLI são predominantemente bidirecionais, uma vez que são calculadas usando a informação dos sensores "direcionais" (TASUMI et al., 2008). No entanto, a radiação solar na superfície é uma mistura de componentes direta e difusa, em que o componente direto é predominante em condições de céu claro (TASUMI et al., 2008). Diante disso, o conceito de albedo pode ser potencializado em i) *black sky* (céu escuro), quando se considera a radiação direta; ii) *white sky* (céu branco), quando se considera a radiação difusa e; iii) *blue sky* (céu azul) que é a média pondera entre os a *black* e *white sky* (SCHAAF et al., 2002).

O a *blue sky*, como notado, pode representar uma melhor aproximação em relação a dados medidos, pois considera a radiação em todas direções. Entretanto, para sensores orbitais a nadir e em condição de céu claro, as diferenças em relação ao a *black sky* são geralmente pequenas (LIANG et al., 2002; TASUMI et al., 2008). Em

adição, vários estudos têm relatado resultados satisfatórios do α de banda larga de natureza bidirecional (*Black Sky*) em algoritmos de troca de massa e energia (BASTIAANSSEN et al., 1998; ALLEN et al., 2007; TASUMI et al., 2005; 2008; CHANG et al., 2017), o que respalda o uso desse tipo de α em estudos desse gênero.

Nos últimos anos, as metodologias propostas por Zhong e Li (1988) e Liang (2000) têm se destacado com ampla aplicação em pesquisas agrônômicas e ambientais (BASTIAANSSEN et al., 1998; TASUMI et al., 2008; SILVA et al., 2014). Esses modelos foram desenvolvidos, validados e utilizados em dados de natureza bidirecional (LIANG et al., 2002; SILVA et al., 2016). O modelo proposto por Zhong e Li (1988) estima o α no topo da atmosfera a partir das refletâncias de banda estreita do topo da atmosfera (ZHONG e LI, 1988). A correção dos efeitos atmosféricos nesse algoritmo ocorre através da transmissividade da atmosfera para onda curta (ZHONG e Li, 1988; SILVA et al., 2016). No caso do modelo proposto por Liang (2000), equações foram parametrizadas para conversão das ρ em α , baseando-se em simulações a partir do código SBDART (*Santa Barbara DISORT-Discrete ordinate radiative transfer, Atmospheric Radiative Transfer*; RICCHIAZZI et al., 1998).

2.1.1 VALIDAÇÃO DE MODELOS DE ALBEDO DA SUPERFÍCIE

A validação dos α estimados por SR com dados medidos representam um dos maiores desafios para os estudos de balanço energético na superfície terrestre (LIANG et al., 2002). Um dos principais problemas no uso de dados medidos para validação do α decorre de possíveis contaminações por nuvens ou de outros componentes atmosféricos que podem interferir em medidas de superfície e potencializar os erros (LIANG et al., 2002; HE et al., 2012; 2014). Em adição, é comumente observado em estudos de validação do α uma baixa relação linear com dados medidos, consequência da baixa variabilidade do α áreas de vegetação rasteira ou muito homogêneas (CESCATTI et al., 2012; HE et al., 2012; SHI et al., 2016).

Para contornar a baixa relação linear resultante da pouca variação do α , alguns estudos utilizam grandes campanhas de validação sob diferentes condições de usos do solo, disponibilidade hídricas e estados atmosféricos (LIANG et al., 2002b; CESTATTI et al., 2012). Essas estratégias melhoram as relações lineares, contudo, os custos para implantação de longas campanhas são elevados, o que inviabiliza sua

ampla aplicação (LIANG, 2000).

Como alternativa para validação de modelos de a , muitos estudos utilizam relações com outros modelos de a amplamente consolidados ou disponibilizados como produtos (WANG e LIANG 2016; WANG et al., 2017). Essa estratégia permite bons resultados e aplicação em largas escalas de dados (QU et al., 2014). Quando a abordagem de validação envolvem dados oriundos de sensores, geralmente, as relações tendem a serem melhores, haja vista que algoritmos de correção dos efeitos atmosférica são aplicados eliminando possíveis contaminações por nuvens e aerossóis, o que não ocorrem com relações com dados de superfície (HE et al., 2012).

2.2 ALGORITMOS PARA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE

A temperatura da superfície (T_s) representa a conversão da radiância térmica emitida pela superfície em temperatura radiométrica (LI et al., 2013b). A T_s é obtida a partir da temperatura de brilho (T_b), em que se inclui as frações de radiação emitidas e absorvidas pela atmosfera. A T_b representa a conversão da radiância térmica lida a nível do sensor (topo da atmosfera) na janela espectral entre 10 a 12,5 μm em temperatura radiométrica (PRATA et al., 1995; CASELLES et al., 1997). As radiações medidas no topo da atmosfera são geralmente expressas em termos de T_b , em que a emissividade é fixada em 1,0 (LI et al., 2013b). Tipicamente, a T_b tende a ser menor que a T_s , pois a radiância térmica emitida na direção do sensor atravessa a coluna atmosférica, onde ocorre sucessivas atenuações da radiação (LI et al., 2013). Nesse caso, a atenuação é exercida majoritariamente pelo vapor d'água e em menor proporção por gases traços e aerossóis (CASELLES et al., 1997; SCHÄDLICH et al., 2001).

É evidente que algoritmos para correção dos efeitos atmosféricos na radiação termal são cruciais para obter estimativas de T_s confiáveis (RAMIREZ-CUESTA et al., 2017). Nesse contexto, estima-se que modelos de correções atmosféricas podem reduzir erros da T_s para valores abaixo de 1 K (BERNI et al., 2009). Nos últimos, vários algoritmos foram desenvolvidos para corrigir os efeitos atenuantes da atmosfera na banda termal dos sensores TM (*Thematic Mapper*), ETM (*Enhanced Thematic Mapper*), TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) entre outros (SOBRINO et al., 1996;

BARSI et al., 2003; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2009).

Os algoritmos para correção da radiação térmica, baseiam-se principalmente em equações de transferência radiativa (RTE – *Radiative Transfer Equation*), que relacionam os fluxos ascendentes e descendentes de radiação termal, transmissividade da atmosfera e emissividade da superfície (ε) para o canal termal (JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO, 2003; SOBRINO et al., 2004; SOBRINO e JIMÉNEZ-MUÑOZ, 2005). Um dos mais robustos códigos RTE empregado nos algoritmos de correção é o MODTRAN (*Moderate resolution Lowtran code*), desenvolvido por BERK et al., 1989. Os algoritmos de maneira geral podem ser agrupados em três categorias: i) algoritmos *Single-channel* (canal único); ii) algoritmos *multi-channel* (multi-canal) e; iii) algoritmos *multi-angle* (multi-angulos) (LI et al., 2013b).

2.2.1. ALGORITMOS SINGLE-CHANNEL

Os algoritmos *Single-channel* usam a radiação medida em canal único entre a janela espectral de 10-12.5 μm , e corrigem a atenuação e emissão atmosférica a partir de dados de perfis atmosféricos inseridos em códigos de transmitância/radiação atmosférica, como MODTRAN (LI et al., 2013b). A garantia do bom desempenho desse tipo de algoritmo está relacionada a acurácia dos modelos de ε e dos perfis atmosféricos obtidos a partir de radiossondas verticais terrestres ou de modelos de previsão meteorológicos (SOBRINO et al., 2004; LI et al., 2013b). Os erros associados a ε podem ter grande impacto na acurácia dos algoritmos, estudos reportam que 1% de erro nesse parâmetro geram até 0,7 K de erro na T_s final (SOBRINO et al., 2004; LI et al., 2013b). Geralmente, os modelos de estimativa ε para o canal termal a partir do conhecimento da fração de cobertura vegetal, têm se adequando aos algoritmos *Single-channel* (SOBRINO et al., 2008).

Infelizmente, a cobertura de coleta de dados por radiossondas não é homogeneia pelo globo, restringindo-se de maneira geral a grandes ou médias cidades (LI et al., 2013b; PÉREZ-PLANELLIS et al., 2015). A dependência de dados de radiossondas é um fator limitante para uso dos algoritmos de correção dos efeitos atmosféricos. Assim, os perfis atmosféricos fornecidos por centros numéricos de previsão do tempo, como NCEP (*National Centers for Environmental Prediction*) e ECMWF (*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*) têm se mostrado uma boa alternativa

viável (BARSÍ et al., 2003; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2010; LI et al., 2013b). Nesses casos, os algoritmos que utilizam esses perfis têm reportado erros em torno de 0,5 K (BARSÍ et al., 2005; PÉREZ-PLANELL et al., 2015).

A evidente dependência de dados de radiossondas e de modelos de previsão do meteorológicos incentivou a elaboração de modelos *Single-channel* robustos e que não dependessem exclusivamente desse tipo de informação para seu amplo uso (QIN et al., 2001; JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO 2003; LI et al., 2013b). A maioria desses modelos basearam-se na relação entre a transmitância atmosférica e o conteúdo de vapor d'água da atmosfera, e entre temperatura da atmosfera e temperatura próxima a superfície (LI et al., 2013b). Nesse contexto, destaca-se os modelos propostos por Qin et al., (2001) e Jiménez-Muñoz e Sobrino (2003).

O modelo proposto por Qin et al., (2001) foi ajustado para corrigir a banda termal do Landsat-5, utilizando coeficientes determinados e relações entre ε e transmissividade da atmosfera. O algoritmo requisita além da transmissividade da atmosfera, a temperatura estimada da atmosfera e o conteúdo de vapor d'água na atmosfera (QIN et al., 2001). Esses componentes podem ser estimados por equações empíricas, como as propostas por YANG e QIU (1996) e QIN et al., (2001).

O modelo proposto por Jiménez-Muñoz e Sobrino (2003) foi inicialmente ajustado para a banda termal do sensor TM do satélite Landsat-5, com posterior calibração para o sensor ASTER (JIMÉNEZ-MUÑOZ E SOBRINO, 2010) e para os sensores ETM, ETM+ e TIRS (JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014; SKOKOVIC et al., 2017). Esse algoritmo permite a correção dos efeitos atmosféricos através de funções atmosféricas (ψ) que podem ser calculadas de duas maneiras: i) através de uma equação polinomial de segunda ordem que relaciona coeficientes definidos e conteúdo de vapor d'água da atmosfera; ii) através de relações entre os parâmetros atmosféricos cedidos pelo MODTRAN (JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014).

2.2.2. ALGORITMOS *MULTI-CHANNEL* (MULTICANAL) E *MULTI-ANGLE* (MULTIANGULAR)

Os algoritmos *multi-channel* partem da premissa de que a atenuação por absorção atmosférica é proporcional a diferença de radiância mensuradas simultaneamente entre duas bandas, ou seja, esses modelos têm sua base estabelecida

na diferença de radiância entre duas bandas termais estimadas simultaneamente (SOBRINO, et al., 1996; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014). Comumente denominados de *Split-window* (janela dividida), esse tipo de técnica foi inicialmente desenvolvida para estimativa da temperatura da superfície do oceano (MCMILLIN, 1975) e posteriormente calibrado para estimativa da T_s sobre o continente (SOBRINO et al., 1993; 1994; 1996).

Atualmente, essa técnica pode ser aplicada a diversos sensores que possuem multicanais termais no intervalo espectral 10-12,5 μm , como no caso do ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*), GOES-IMG, MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) e TIRS do Landsat-8 (LIU e ZHANG, 2011; JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO, 2008; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014). Os algoritmos *Split-window* combinam as T_b com coeficientes obtidos a partir de funções de respostas espectrais, com as ε de cada banda e com o conteúdo de vapor d'água na atmosfera (LI et al., 2013b; SKOKOVIC et al., 2014).

Os coeficientes utilizados nos algoritmos *Split-window* são determinados a partir de simulações utilizando códigos RTE, como o MODTRAN (JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO, 2008; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014). Nesse caso, os coeficientes são obtidos depois de avaliar as performances estatísticas em relação aos dados simulados, em que as T_b são reproduzidas da RTE, levando em conta múltiplos valores de ε , obtidos de bibliotecas espectrais e os valores dos parâmetros atmosféricos extraídos dos perfis atmosféricos e do código MODTRAN (JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO, 2008).

Nos últimos anos, vários algoritmos foram propostos com base nos conceitos *Split-window* (SOBRINO et al., 1996; COLL e CASELLES, 1997; LIU e ZHANG, 2011). Nesse contexto, destaca-se a equação estruturada por Sobrino et al., (1996), inicialmente calibrada para o sensor ATSR (*Along-Track Scanning Radiometer*), posteriormente ajustado e parametrizado para os sensores AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*), MODIS, GOES-IMG, SEVIRI (*Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager*) e TIRS (JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO, 2008; JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO, 2014).

Os algoritmos *Multi-angle*, estruturam-se na premissa de que a atenuação por absorção atmosférica é diferente devido aos efeitos de distintos ângulos de visada

sobre um mesmo objeto (LI et al., 2013b). Essa metodologia, obviamente é voltada para sensores multiangulares, como no caso do sensor ATSR (SOBRINO et al., 1996). Os algoritmos *Multi-angle* apresentam bom desempenho ao se comparar com outros algoritmos *Split-window* (LI et al., 2013b), contudo existem fatores que devem ser observados para seu uso: i) Essa técnica deve ser aplicada preferencialmente em áreas homogêneas; ii) Um mesmo objeto observado pelos sensores multiangulos podem cobrir áreas diferentes e; iii) existe uma dependência angular da ε que não é bem conhecida (LI et al., 2013b).

2.3 ESTIMATIVA DE TROCAS RADIATIVAS E ENERGÉTICAS POR SENSORIAMENTO REMOTO

Os balanços de radiação e energia representam importantes processos biofísicos de redistribuição de umidade e calor na interface superfície-atmosfera (BASTIAANSSEN et al., 1998). O balanço de radiação é definido como a diferença entre os fluxos de radiação incidente e emitida na superfície, incluindo os componentes de onda longa e curta (BISHT e BRAS, 2010). Como resultado do balanço de radiação, a energia líquida disponível na superfície, também denominada saldo de radiação (R_n), pode ser particionada em processos de aquecimento do ar, do solo e mudança no estado da água (ALLEN et al., 2002). Nesses processos, a mudança no estado da água é representada pela evapotranspiração (ET), o aquecimento do ar e do solo são representados pelos fluxos de calor sensível (H) e do solo (G) (BIUDES et al., 2015).

Os modelos para estimativa do balanço energia por SR podem ser classificados de maneira geral em três grupos: i) algoritmos *one-source* (uma fonte) ou *big leaf* (grande folha); ii) algoritmos *two-source* (duas fontes) e; iii) algoritmos *multi-source* (várias fontes) (KALMA et al., 2008). Nesse sentido, os algoritmos *one-source* e *two-source* têm sido amplamente aplicados para estimativa do balanço de energia por SR (KALMA et al., 2008 LU et al., 2017).

Os algoritmos *one-source*, estruturam-se no pressuposto de que não há distinção entre evaporação e transpiração na superfície, isto é, não há distinção entre as frações do solo e da vegetação (KALMA et al., 2008; LU et al., 2017). Os algoritmos *two-source*, estruturam-se admitindo que pode haver contribuições distintas do solo e das camadas da vegetação, ou seja, é possível obter diferentes valores dos

componentes do balanço de energia para o solo e para vegetação (KALMA et al., 2008; LU et al., 2017). Como observado, os algoritmos *one-source* estruturam-se em pressupostos mais simples, o que resulta em maior difusão e aplicação desse tipo de técnica em estudos agrônômicos e ambientais (KALMA et al., 2008; LU et al., 2017).

Nesse sentido, vários algoritmos sustentados nos princípios *one-source* foram propostos para estimativa do balanço de energia (MORAN et al., 1989; BASTIAANSSEN et al., 1998; SU, 2002; ALLEN et al., 2002; 2007). A maioria desses algoritmos obtém o fluxo de calor latente (LE) como residual da equação do balanço de energia, em que o H é o componente central dos algoritmos, tendo em vista que os componentes R_n e G podem ser facilmente estimados (KALMA et al., 2008). O LE representa a densidade de fluxo de energia utilizada para mudança de estado da água, que ser traduzida em ET real após divisão pela constante de vaporização da água (ALLEN et al., 2002).

A resolução da equação do balanço energia, calcada na obtenção do H , está presente nos principais algoritmos para estimativa do balanço de energia por SR, como os algoritmos SEBAL (*Surface Energy Balance algorithm for Land*; BASTIAANSSEN, et al., 1998) e METRIC (*Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration*; ALLEN et al., 2007). O SEBAL foi desenvolvido com o objetivo de estimar a evapotranspiração como produto final, requisitando apenas alguns dados de superfície e parâmetros estimados por dados orbitais (BASTIAANSSEN, et al., 1998). O METRIC é um algoritmo derivado do SEBAL, mas se diferencia principalmente no uso da ET de referência para estabelecer novas condições de uso em áreas de agricultura (ALLEN et al., 2007).

O SEBAL tem se destacado como um dos mais robustos algoritmos para estimativa do balanço de energia devido a eficiente metodologia de obter H , que leva em consideração as seguintes características: i) A resolução do gradiente de temperatura (dT) da equação aerodinâmica clássica é realizado através de relação linear baseada em dois pixel em condições extremas, denominados “âncoras” e; ii) o uso do comprimento de Monin-Obukhov para identificar a condição atmosférica e obter funções de correções usadas em processos iterativos (BASTIAANSSEN, et al., 1998; ALLEN et al., 2002). Essas características garantem o bom desempenho desse algoritmo em diferentes condições climáticas e de superfície (TASUMI et al., 2005)

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo está localizada em uma região de transição Cerrado-pantanal e inclui os municípios de Cuiabá, Capital do Estado e Poconé, ambas no sul do Estado de Mato Grosso, Brasil. Sua abrangência corresponde a cena do satélite Landsat 8 órbita 226 e ponto 71, cobrindo as áreas onde encontram-se as torres micrometeorológicas utilizadas nesse estudo (Figura 1).

A primeira torre está localizada na fazenda Miranda ($15^{\circ} 43' 55'',0$ S $56^{\circ} 4' 19'',0$ O), aproximadamente 15 km sul da área urbana do Município de Cuiabá. Consiste em uma região de Cerrado misto, com presença de árvores semi-decíduas e pastagens. A vegetação é dominada por gramíneas nativas e não-nativas e pelas espécies de árvores semi-decíduas *Curatella americana* L. e *Diospyros hispida* A.DC (VOURLITIS et al., 2013). O tipo de solo regional é o latossolo vermelho-amarelo distrófico, também conhecido como plintossolo (RADAMBRASIL, 1982).

A outra torre micrometeorológica está localizada no Centro Avançado de Pesquisas da Universidade Federal de Mato Grosso ($16^{\circ} 29' 52,0''$ S. $56^{\circ} 24' 44,0''$ O), no Parque Baía das Pedras da Estância Ecológica SESC-Pantanal no Município de Poconé, aproximadamente a 160 km de Cuiabá. A vegetação predominante na área é composta por estande monodominante de *Combretum lanceolatum* Pohl, também conhecido como pombeiro (MACHADO et al., 2016). A topografia é plana, com ocorrência de inundações durante o período chuvoso (FANTIN-CRUZ et al., 2010).

O clima regional é Aw de acordo com a classificação de Köppen-Geiger, que representa um clima tropical semi-úmido (PEEL et al., 2007). A média anual de precipitação é de 1335 mm e seu regime apresenta dois períodos distintos, um chuvoso de outubro a abril e um seco de maio a setembro (CHIARANDA et al., 2012). A temperatura média anual varia de 24° a 26° C (BIUDES et al., 2012).

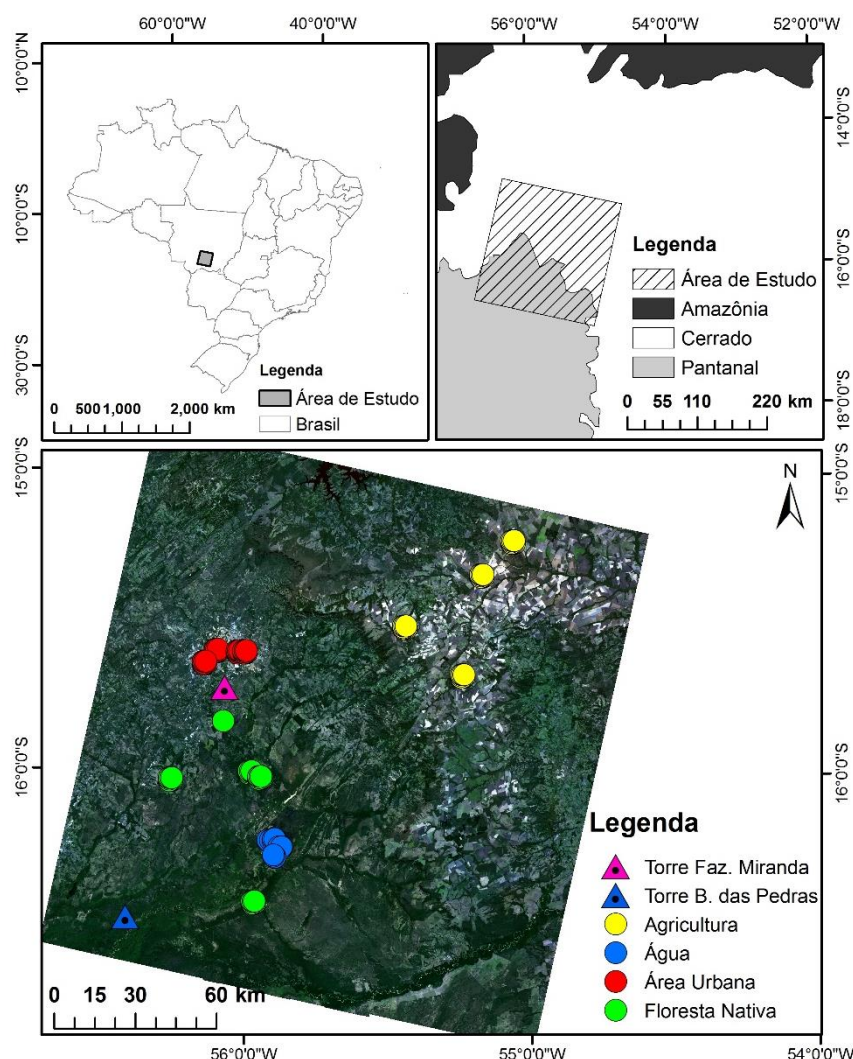


Figura 1 – Localização das áreas de estudo na região de transição Cerrado-pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Foram amostrados quatro usos do solo de referências para determinação e validação do modelo de albedo da superfície (Figura 1). Os usos do solo abrangem áreas de agricultura, áreas urbanas, áreas de floresta nativa e lâmina d'água. As disposições dos pontos em cada uso do solo amostrado foram selecionados estrategicamente para comportar uma grade de nove pixels (matriz 3x3) contendo predominantemente apenas um tipo de cobertura do solo. Dessa maneira, objetivou-se minimizar a influência de outros tipo de cobertura do solo nas amostras.

As amostras de áreas de agricultura estão localizadas a nordeste da área de estudo (pontos amarelos) e compreendem uma área de planalto. Nessa região há o predomínio de plantio da soja e milho (MMA, 2006; LIMA et al., 2015). As amostras de áreas urbanas utilizadas como referência estão inseridas nos perímetros urbanos dos

municípios de Cuiabá e Várzea Grande (pontos vermelhos). Foram selecionados regiões densamente urbanizadas, com elevada presença de edificações. As amostras de florestas nativas compreendem grandes fragmentos florestais e áreas de preservação permanente próximas a rios (pontos verdes). As amostras de lâmina d'água estão inseridas no extenso sistema de Baías Chacororé-Sinhá Mariana (pontos azul). As Baías são sistemas de lagoas naturais permanentes alimentadas pelos rio Cuiabá (FANTIN-CRUZ et al., 2008). Essas lagoas possuem áreas superficiais de até 64,92 e 11,25 km² para Chacororé e Sinhá Mariana, respectivamente (FANTIN-CRUZ et al., 2008).

3.2 DADOS MICROMETEOROLÓGICOS E DADOS ORBITAIS

3.2.1 DADOS MICROMETEOLÓGICOS

As torres micrometeorológicas em cada área experimental coletaram dados continuamente de radiação global (R_g), saldo de radiação (Rn_{med}), fluxo de calor no solo (G_{med}), temperatura do ar (T_a), umidade relativa do ar (UR) e velocidade do vento (u) entre os anos de 2013 a 2016. Sensores, aquisição dos dados e alimentação do sistema foram idênticos para as torres, e a lista completa, incluindo modelo e informação de instalação estão na Tabela 1. Os sensores foram calibrados a cada 6 meses usando novos instrumentos como referência para construir uma relação precisa entre as saídas de cada sensor.

Tabela 1 – Descrição dos equipamentos utilizados para medir a radiação solar incidente (R_g), saldo de radiação (Rn_{med}), fluxo de calor no solo (G_{med}), temperatura do ar (T_a), umidade relativa (UR), velocidade do vento (u) e suas respectivas alturas na Fazenda Miranda (a) e Centro Avançado de Pesquisas Parque Baía das Pedras (b).

Variável	Equipamento	(a) Altura de Instalação (m)	(b) Altura de Instalação (m)
R_g	LI200X, LI-COR, Lincoln, NE, USA	5	20
Rn_{med}	NRLITE, Kipp & Zonen, Delft, Netherlands	5	20
G_{med}	HFP01, Hukseflux BV, Delft, The Netherlands	-0,1	-0,1
T_a / UR	HMP-45AC, Vaisala Inc., Woburn, MA, USA	5-10-18	22-31
u	03101-L, Vaisala, Inc., Woburn, MA, USA	5-10-18	22

3.2.2 DADOS ORBITAIS DOS SENSORES OLI, TIRS E MODIS

Neste estudo foram utilizados 27 imagens dos sensores OLI e TIRS abordo do satélite Landsat 8 e 10 imagens do produto de refletância MOD09A1 do sensor MODIS abordo do satélite TERRA, entre os anos de 2013 a 2016 obtidas na plataforma ESPA (*EROS Science Processing Architecture*)[<https://espa.cr.usgs.gov>] do Serviço Geológico Americano (USGS) (Tabela 2-3). A plataforma ESPA permite o download de produtos de refletância da superfície, refletância no topo da atmosfera e temperatura de brilho dos sensores abordo dos satélites Landsat, AQUA e TERRA.

Os produtos de refletância da superfície corrigido do sensor OLI foram processados pelo software LEDAPS (*Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System*) hospedado na plataforma ESPA. O LEDAPS consiste em um complexo algoritmo que integra dados internos do sensores (metadados) com dados externos (NCEP, NOAA e NASA) para alcançar três objetivos chaves: i) converter número digital em refletância TOA; ii) detectar pixel com nuvens a partir da refletância TOA e; iii) obter a refletância da superfície corrigida a partir da refletância TOA (SCHMIDT et al., 2013).

A correção da refletância da superfície pelo LEDAPS foi realizada utilizando o código transferência radiativa 6s (*Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum*; VERMOTE et al., 1997) com a integração de: i) dados meteorológicos do NCEP; ii) modelos digitais de elevação do GCM (*Global Climate Model*); iii) recuperação da espessura óptica atmosférica (*internal aerosol optical thickness* - AOT) e; iv) dados de ozônio coletados pela NASA (SCHMIDT et al., 2013; CLAVERIE et al., 2015; VERMOTE et al., 2016). O LEDAPS utiliza ainda o modelo digital de elevação para corrigir o erro de paralaxe devido ao relevo topográfico local, bem como, correção geométrica sistemática e correção de precisão usando chips de controle na superfície (SCHMIDT et al., 2013; CLAVERIE et al., 2015; VERMOTE et al., 2016).

As imagens do sensor OLI são compostas por 9 bandas, com resoluções espaciais de 30 metros para as bandas 1-7 e 9, e de 15 metros para banda 8 (pancromática). As imagens do sensor TIRS são compostas pelas bandas 10 e 11, com resolução espacial de 90 metros. A resolução temporal do satélite Landsat 8 é de 16 dias e a resolução radiométrica de 16 bits (VERMOTE et al., 2016).

Tabela 2 – Data de aquisição das imagens do satélite Landsat 8 sensores OLI e TIRS, em dia juliano (DJ), utilizadas no período de estudo de 2013 a 2016 para estimativa do albedo da superfície, temperatura da superfície, saldo de radiação e balanço de energia para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Anos	2013	2014	2015	2016
DJ	181	136	11	78
	197	184	155	94
	213	216	219	126
	229	232	235	110
		248	267	206
		360	315	222
			331	238
				254
				270
				302

O produto de refletância da superfície MOD09A1 do sensor MODIS equivale às medidas no nível do solo com ausência de espalhamento ou absorção atmosférica (VERMOTE e VERMEULEN 1999). O algoritmo do produto MOD09A1 descrito por Vermote e Vermeulen (1999), corrige os efeitos da dispersão e absorção de gases e aerossóis (correção atmosférica), bem como os efeitos de adjacência causados pela variação da cobertura da terra, função de distribuição de refletância bidirecional (BRDF) e efeitos de acoplamento da atmosfera e contaminação por nuvens. A correção atmosférica desse produto foi realizada pelo algoritmo 6s, em que dados de concentração de ozônio, vapor d'água, aerossóis foram obtidos de outros produtos MODIS e produtos auxiliares foram obtidos através do escritório de assimilação de dados da NASA (*Data Assimilation Office*) (VERMOTE e VERMEULEN 1999).

As imagens selecionadas do sensor MODIS correspondem às datas próximas da passagem do satélite Landsat 8 em períodos que não ocorreram precipitação (Tabela 3). As imagens do sensor MODIS produto MOD09A1 são composta por 7 bandas com resolução espacial de 500 metros, com resolução temporal de 8 dias compostos e resolução radiométrica de 16 bits. A composição dos pixels das imagens selecionadas representam a melhor possibilidade de observação em 8 dias conforme selecionado com base na alta cobertura de observação, baixo ângulo de visão, ausência de nuvens ou sombra de nuvem e aerossol (VERMOTE et al., 2011).

Tabela 3 – Dias julianos das imagens dos sensores MODIS e OLI entre 2013 a 2016 para desenvolver o modelo de α_{sup} e validar os modelos de α_{sup} e α_{con} (*) na região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Ano	2013	2013	2014	2014	2014	2015	2016	2016	2016	2016*
MODIS	177	193	185	233	249	217	113	121	185	257
OLI	181	197	184	232	248	219	110	126	190	254

3.3 ESTIMATIVA DO ALBEDO DA SUPERFÍCIE POR IMAGENS DA REFLETÂNCIA DA SUPERFÍCIE DO SENSOR OLI

3.3.1 ESCOLHA DOS DADOS ORBITAIS

Uma das dificuldades na integração de produtos de distintos sensores são as diferenças nas características operacionais, tais como tipo de órbita, resolução temporal, resolução espacial e formatado digital das imagens (ex. Geotiff, HDF, img etc.). A maior parte dessas diferenças podem ser superadas com conversões e ajustes, sendo muitas delas, disponíveis softwares SIG, como por exemplo, ArcGis e Qgis. Contudo, entre as diferentes características dos dados dos sensores MODIS e OLI a resolução temporal oferece maiores dificuldades, ou seja, a passagem do satélite sobre o mesmo ponto ocorre em dias diferentes.

Para minimizar o efeito da diferença de resolução temporal entre as imagens dos sensores MODIS e OLI, foram selecionadas 10 imagens cujo a passagem de ambos sensores fossem próximos, como apresentado do Tabela 3. Essa integração foi possível, tendo em vista que o albedo da superfície possui uma estreita variação, quando tratamos de curtos períodos (FAUSTO et al., 2014).

Outro importante fator está relacionado a natureza das refletâncias da superfície. Os produtos de refletância da superfície corrigida MOD09A1 e OLI foram escolhido estrategicamente, pois constituem produtos de refletância predominantemente bidirecional corrigidos aos efeitos da atmosfera e de superfície (TASUMI et al., 2008; VERMOTE et al., 2016). Dessa maneira, os parâmetros processados desses produtos, como no caso do albedo da superfície (*broadband albedo*), possuem a mesma natureza direcional, com ausência de espalhamento e absorção por constituintes atmosféricos. Essa mesma estratégia também foi adotada por Liang et al. (2002) e Tasumi et al. (2008) que utilizaram modelos predominantemente bidirecionais na criação e validação dos modelos de albedo da superfície.

3.3.2 ELABORAÇÃO DO MODELO DE ALBEDO DA SUPERFÍCIE PARA DADOS DE REFLETÂNCIA DO SENSOR OLI DO SATÉLITE LANDSAT 8

O modelo de albedo da superfície parametrizado (α_{sup}), foi desenvolvido por uma regressão linear múltipla entre o albedo da superfície proposto por Liang (2000; α_{Liang}) e os valores de refletância da superfície corrigida do sensor OLI. O α_{Liang} foi estimado pela Equação (1) proposta por Liang (2000), que combinando linearmente as refletâncias da superfície corrigidas do produto MOD09A1 do sensor MODIS com respectivos pesos de conversão.

$$\alpha_{Liang} = 0,160\rho_1 + 0,290\rho_2 + 0,243\rho_3 + 0,116\rho_4 + 0,112\rho_5 + 0,081\rho_7 - 0,0015 \quad \text{Eq. (1)}$$

em que, $\rho_1 \dots \rho_7$ são as refletâncias das bandas 1...7 do produto MOD09A1 do MODIS.

Os pixels das imagens de refletância da superfície do sensor OLI foram reamostrados de 30 para 500 metros, permitindo a integração com as imagens do α_{Liang} . Dessa forma, as imagens resultam da mesma natureza bidirecional, possuindo os mesmos sistemas de projeção, *datum* e resolução espacial.

Após o cálculo do α_{Liang} e ajustes da resolução espacial, foram realizados os empilhamentos das imagens de α_{Liang} com as respectivas refletâncias da superfície do OLI conforme a relação de datas apresentado na Tabela 3. Nesse caso, a camada 1 das imagens empilhadas representa o α_{Liang} e as camadas 2 a 7 representam as refletâncias da superfície corrigidas do sensor OLI (Tabela 4).

Tabela 4 – Organização da composição entre α_{Liang} e as refletâncias da superfície do sensor OLI.

	MODIS			OLI			
Layers	1	2	3	4	5	6	7
	α_{Liang}	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	ρ_6	ρ_7

A regressão múltipla para o desenvolvimento do modelo α_{sup} foi realizada a partir de 1100 pixels extraídos dos pontos de referências representados na Figura 1, abrangendo uso do solo para agricultura, área urbana, floresta nativa e água. Dessa maneira, foi possível construir um *dataframe* e realizar a regressão múltipla em que α_{Liang} é y e as refletâncias da superfície do OLI são y_{2-7} . Para validação do modelo,

foram utilizados imagens distintas das incluídas na regressão múltipla. Nesse caso, foram utilizadas as imagens de α_{sup} e α_{Liang} dos dias julianos 254 e 257, respectivamente (Tabela 3).

3.3.3 ESTIMATIVA DO ALBEDO DA SUPERFÍCIE PELO MODELO CONVENCIONAL

O albedo da superfície também foi estimado pelo modelo convencional (α_{con}) pela Equação (2) (ZHONG e LI, 1988; SILVA et al., 2016). Esse modelo tem sido amplamente aplicado em estudos ambientais e nos algoritmos para estimativa do balanço de energia e evapotranspiração, como o SEBAL (TASUMI et al., 2008). Consiste em uma simplificação da equação de transferência radiativa, em que poucas avaliações foram realizadas sobre efetividade desse modelo em complexas regiões de transição.

$$\alpha_{con} = \frac{(\alpha_{toa} - \alpha_{atm})}{\tau_{oc}^2} \quad \text{Eq. (2)}$$

em que α_{atm} é o albedo da atmosfera que pode ser obtido através de modelos de transferência radiativo, em que usualmente utilizam-se constantes entre 0,025 a 0,040 (ALLEN et al., 2013 SILVA et al., 2016), nesse estudo, foi adotado o valor de 0,03. O α_{toa} é o albedo no topo da atmosfera (Equação 3) e τ_{oc} é a transmitância atmosférica para radiação de ondas curtas (Equação 4; ALLEN et al., 2007).

$$\alpha_{toa} = 0,300\rho_{2toa} + 0,277\rho_{3toa} + 0,233\rho_{4toa} + 0,143\rho_{5toa} + 0,036\rho_{6toa} + 0,012\rho_{7toa} \quad \text{Eq. (3)}$$

em que $\rho_{2toa} \dots \rho_{7toa}$ são as refletâncias do topo da atmosfera das bandas 2 a 7 do sensor OLI. Os pesos da Equação 3 foram definidos por Silva et al., (2016).

$$\tau_{oc} = 0,35 + 0,627 \exp \left[- \frac{0,00146P_o}{K_t \cos Z} - 0,75 \left(\frac{W}{\cos Z} \right)^{0.4} \right] \quad \text{Eq. (4)}$$

$$W = 0,14 e_a P_o + 2.1 \quad \text{Eq. (5)}$$

em que P_o é a pressão atmosfera local (kPa), K_t é o coeficiente de turbidez da atmosfera = 0,65 para céu limpo ($K_t = 1$ para céu totalmente limpo e $K_t = 0,5$ para céu parcialmente nublado) e W é a água precipitável (mm) obtida pela pressão atual de vapor d'água (e_a ; kPa). A representação dos procedimentos realizados para estimativa e parametrização do albedo da superfície podem ser observados na Figura 2.

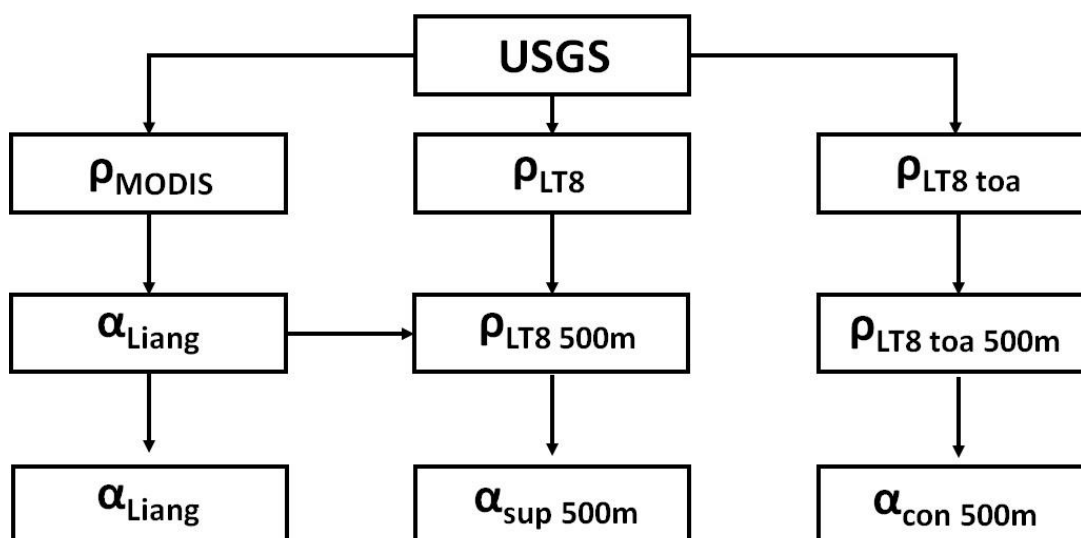


Figura 2 - Fluxograma representando os procedimentos para estimativa e parametrização do albedos da superfície.

3.4 MODELOS DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE

Foram utilizados quatro algoritmos de correção dos efeitos atmosféricos para obtenção temperatura da superfície. Esses algoritmos corrigem os impactos da atmosfera a partir temperatura de brilho, sendo eles: i) O modelo com base nos parâmetros para correção atmosférica gerados com base no web-calculador de (Barsi); ii) modelo *Single-Channel* (SC); iii) modelo com base na equação de transferência radiativa (RTE) e; iv) modelo multicanal *Split-Window* (SW). Os modelos visam recuperar a radiância atenuada pelos constituintes atmosféricos na janela espectral que varia entre ≈ 10 a $13 \mu\text{m}$, em que a temperatura de brilho representa as leituras a nível do sensor sem qualquer procedimento de correção atmosférica com emissividade fixada em 1.

3.4.1 MODELO DE CORREÇÃO DA RADIÂNCIA COM BASE NO WEB-CALCULADOR DE PARÂMETROS PARA CORREÇÃO ATMOSFÉRICA

O Web-calculador de parâmetros para correção atmosférica é uma iniciativa da Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço Norte Americana (NASA), para fornecer parâmetros atmosféricos (BARSÍ et al., 2002;2005). O Web-calculador, disponível *online* em [<https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>], integra dados do Centro

Nacional Para Previsão Ambiental (NCEP – *National Center for Environmental Prediction*) que modela o perfil atmosférico global para determinados datas, com o conhecido código MODTRAN versão 4,0 em um conjunto de algoritmos de integração (BARSÍ et al., 2003).

Os perfis atmosféricos gerados pelo NCEP incorporam dados de satélites e dados de superfície para modelar a atmosfera global em 28 altitudes em uma grade espacial de $1^\circ \times 1^\circ$ (BARSÍ et al., 2002). Os dados dos perfis são gerados a cada seis horas com possibilidade de reamostragem das grades (BARSÍ et al., 2002). Os dados interpolados do NCEP são inseridos no MODTRAN 4,0 e os parâmetros atmosféricos são extraídos dos arquivos de saída do MODTRAN, ajustado a banda termal do sensor para o momento da passagem do satélite (BARSÍ et al., 2002). Devido essa robusta integração, esse modelo tem sido amplamente aplicado em estudos que demandam a temperatura corrigida (JIMÉNEZ-MUÑOZ, et al., 2010; YU et al., 2014). Diante disso, esse modelo será utilizado como referências em relação aos outros modelos de correção da temperatura.

O Web-calculador fornece parâmetros para solução da equação de transferência radiativa (Equação 6), que resultará na radiância térmica corrigida (L_c).

$$L_c = \frac{L_{TOA} - L_u - \tau(1 - \varepsilon_{sup})L_d}{\tau\varepsilon_{sup}} \quad \text{Eq. (6)}$$

em que L_{TOA} é a radiância espectral registrada ao nível do sensor ($\text{W m}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$), L_u é a radiância emitida pela superfície ($\text{W m}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$), L_d é a radiância recebida pela superfície ($\text{W m}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$), τ é a transmissividade da atmosfera para o canal termal no momento da passagem, ε_{sup} é a emissividade da superfície para banda 10 e 11 é estimada pela equação 7 (SKOKOVIC et al., 2014). Nesse modelo é adotado somente a emissividade para banda 10.

$$\varepsilon_{sup} = \varepsilon_s (1 - FVC) + \varepsilon_v FVC \quad \text{Eq. (7)}$$

em que ε_s é a emissividade típica de solo exposto, ε_v é a emissividade típica da vegetação (Tabela 5; SKOKOVIC et al., 2014) e FVC é fração de cobertura vegetal definida pela equação 8

$$FVC = \left(\frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^2 \quad \text{Eq. (8)}$$

em que NDVI é o índice de vegetação por diferença normalizada (*Normalized*

Difference Vegetation Index - NDVI), $NDVI_{min}$ é o NDVI mínimo e $NDVI_{max}$ é o NDVI máximo. Os valores mínimos e máximos foram extraídos dos histogramas das imagens de NDVI na área de estudo.

Tabela 5 – Emissividades típicas para solo exposto (ϵ_s) e para vegetação (ϵ_v).

Bandas	ϵ_s	ϵ_v
10	0,971	0,987
11	0,977	0,989

Após a correção da radiância pelos parâmetros obtidos do web-calculador (L_u , L_d e τ) foi aplicado a equação de conversão da radiância em temperatura (ALLEN et al., 2002).

$$T_{sbarsi} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_c} + 1\right)} \quad \text{Eq. (9)}$$

em que $K_1 = 774,89 \text{ Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$ e $K_2 = 1321,08 \text{ K}$ são constantes de calibração da banda termal 10 fornecida pelo sensor Landsat 8 TIRS (ALLEN et al., 2002; USGS, 2018).

3.4.2 MODELO DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE *SINGLE-CHANNEL* (SC)

O modelo *Single-Channel* (canal único) consiste na correção da temperatura da superfície com base em funções de correções γ , ψ e δ que podem ser estimadas com parâmetros L_u , L_d e τ (JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2009; SKOKOVIC et al., 2014). O modelo SC pode ser aplicado a qualquer uma das bandas TIRS do Landsat 8 (JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2009; SKOKOVIC et al., 2014).

$$T_{ssc} = \gamma \left[\frac{1}{\epsilon_{sup}} (\psi_1 L_{toa} + \psi_2) + \psi_3 \right] + \delta \quad \text{Eq.(10)}$$

em que ψ_1 , ψ_2 e ψ_3 são funções atmosféricas de correção que podem ser estimadas a partir de parâmetros já obtidos (JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2009; SKOKOVIC et al., 2014).

$$\psi_1 = \frac{1}{\tau} \quad \text{Eq. (11)}$$

$$\psi_2 = -L_d \quad \text{Eq. (12)}$$

$$\psi_3 = L_d \quad \text{Eq. (13)}$$

γ é uma função estimada a partir da radiância (L_{toa}), temperatura de brilho (T_b) e b_γ que é igual a constante K1, presente nos arquivos auxiliares das imagens (SKOKOVIC et al., 2014).

$$\gamma \approx \frac{T_b^2}{b_\gamma L_{toa}} \quad \text{Eq. (14)}$$

de maneira análoga δ podem ser estimado

$$\delta \approx T_b - \frac{T_b^2}{b_\gamma} \quad \text{Eq. (15)}$$

3.4.3 MODELO DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE COM BASE NA EQUAÇÃO DE TRANSFERÊNCIA RADIATIVA (ETR)

Com a radiância estimada no nível do sensor podemos recuperar a temperatura da superfície utilizando a equação de transferência radiativa aplicando o inverso da lei de Planck (SKOKOVIC, et al., 2014).

$$T_{SETR} = \frac{C_2}{\lambda \ln \left\{ \frac{C_1}{\lambda^5 \left[\frac{L_{toa} - L_u - \tau(1 - \varepsilon_{sup})L_d}{\tau \varepsilon_{sup}} \right]} + 1 \right\}} \quad \text{Eq. (16)}$$

em que $C_1 = 1,19 \cdot 10^8 \text{ W}\mu\text{m}^4\text{m}^{-2}\text{sr}^{-1}$, $C_2 = 14387,7\mu\text{m K}$ são constantes, λ é o comprimento de onda efetivo da banda.

3.4.4 MODELO DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE *SPLIT-WINDOW* (SW)

O modelo de correção da temperatura Split-window (Equação 17) é uma das mais simples técnicas para se corrigir a temperatura da superfície. O SW parte da estruturação de que a atenuação por absorção atmosférica é proporcional a diferença de radiância mensuradas simultaneamente, ou seja, esse modelo tem sua base estabelecida na diferença de radiância entre duas bandas estimadas simultaneamente (SOBRINO, et al., 1996; SKOKOVIC et al., 2014).

$$T_{SW} = Tb_{10} + c_1 (Tb_{10} - Tb_{11}) + c_2 (Tb_{10} - Tb_{11})^2 + c_0 + (c_3 + c_4 w)(1 - \varepsilon) + (c_5 + c_6 w)\Delta\varepsilon_{sup} \quad \text{Eq.(17)}$$

em que Tb_x é a temperatura de brilho (K), c_x são constantes com o seguintes valores

$c_0 = -0,268$, $c_1 = 1,378$, $c_2 = 0,183$, $c_3 = 54,30$, $c_4 = -2,238$, $c_5 = -129,20$ e $c_6 = 16,40$, $\Delta\varepsilon$ é a diferença de emissividade das bandas 10 e 11 obtidos na Equação 7, w é a concentração de vapor d'água (g cm^{-2}) obtidos pela equação 18 (YANG e QIU, 1996).

$$w = 0,0981 \times \left\{ 10 \times 0,6108 \times \exp \left[\frac{17,27 \times (t_0 - 273,15)}{237,3 + (t_0 - 273,15)} \right] \times UR \right\} + 0,1697 \quad \text{Eq.(18)}$$

em que t_0 é a temperatura do ar próxima a superfície (K), UR é a umidade relativa (%).

3.5 ESTIMATIVA DOS COMPONENTES DO BALANÇO DE ENERGIA PELO ALGORITMO SEBAL

As estimativas dos albedos e das temperaturas de brilho e da superfície foram inseridas combinadamente no algoritmo SEBAL para o cálculo dos componentes do balanço de energia e evapotranspiração (Figura 2). Sendo assim, o SEBAL foi processado combinando $a_{con} + T_b / T_s$ e $a_{sup} + T_b / T_s$, resultando em dez modelos distintos de balanço de energia.

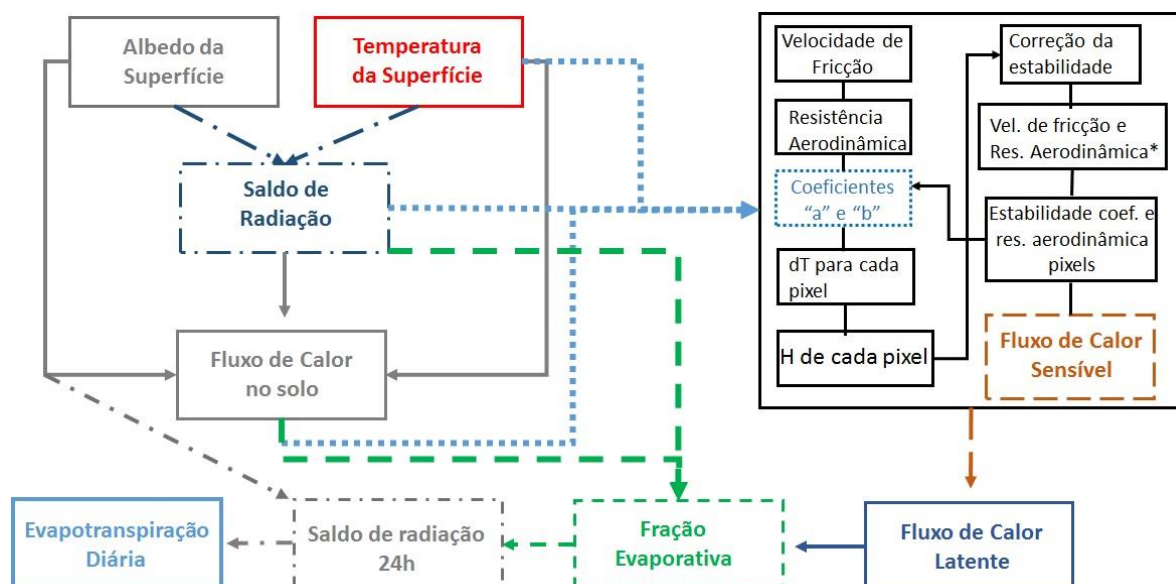


Figura 3 – Fluxograma representando o efeito do albedo e da temperatura da superfície no algoritmo SEBAL.

3.5.1 ESTIMATIVA DO SALDO DE RADIAÇÃO E FLUXO DE CALOR NO SOLO

O algoritmo SEBAL foi proposto objetivando-se estimar a evapotranspiração diária (ET) a partir do fluxo de calor latente instantâneo (LE) obtido como residual da

equação do balanço de energia. Parte da premissa de que a energia disponível para LE resulta da equação (19):

$$LE = Rn - G - H \quad \text{Eq. (19)}$$

em que LE é o fluxo de calor latente (W m^{-2}) consumida na ET , Rn é o saldo de radiação (W m^{-2}), G é o fluxo de calor no solo (W m^{-2}), H é o fluxo de calor sensível (W m^{-2}). Como notado, a estimativa da ET é resulta da estimativa dos demais componentes da equação 19.

O Rn (Equação 20) representa a diferença entre os fluxos de onda curta e de onda longa incidentes na superfície com os fluxos de onda longa e curta refletidos ou emitidos pela superfície (ALLEN et al., 2002):

$$Rn = R_{s\downarrow} (1 - \alpha_{sup}) + R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow} - (1 - \varepsilon_{sup}) R_{L\downarrow} \quad \text{Eq.(20)}$$

em que $R_{s\downarrow}$ é a radiação de onda curta incidente medida (W m^{-2}), α_{sup} é o albedo da superfície de cada pixel, $R_{L\downarrow}$ é a radiação de onda longa emitida pela atmosfera na direção de cada pixel (W m^{-2}), $R_{L\uparrow}$ é a radiação de onda longa emitida por cada pixel (W m^{-2}) e ε_{sup} é a emissividade de cada pixel.

O cálculo da $R_{L\uparrow}$ e $R_{L\downarrow}$ foi realizado utilizando as equações (21 e 22) de Stefan-Boltzman (ALLEN et al., 2002).

$$R_{L\uparrow} = \varepsilon_{sup} \cdot \sigma \cdot T_s^4 \quad \text{Eq.(21)}$$

$$R_{L\downarrow} = \varepsilon_{atm} \cdot \sigma \cdot T_{atm}^4 \quad \text{Eq.(22)}$$

$$\varepsilon_{atm} = 0,625 \left(\frac{1000 e_a}{273.15 + T_a} \right)^{0,131} \quad \text{Eq.(23)}$$

em que ε_{sup} e ε_{atm} são as emissividades da superfície e da atmosfera, σ é a constante de Stefan-Boltzman ($\sigma = 5,67 \cdot 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$), T_s é a temperatura da superfície (K) e T_{atm} é a temperatura aproximada da atmosfera (K). Diferentes $R_{L\uparrow}$ foram estimados para cada modelo de T_s anteriormente descrito.

O G é o componente de menor peso no balanço de energia e sua estimativa foi feita com base na equação (24) (BASTIAANSEEN, 2000), onde foi inserido os diferentes modelos de T_s estimadas nas etapas anteriores:

$$G = \left[\frac{T_s}{\alpha_{sup}} (0,0038 \alpha_{sup} + 0,0074 \alpha_{sup}^2) (1 - 0,98 NDVI^4) \right] Rn \quad \text{Eq.(24)}$$

em que T_s é temperatura de superfície obtida em cada modelo de T_s (K), α_{sup} é albedo de superfície, NDVI é índice de vegetação por diferença normalizada e Rn é o saldo

de radiação (W m^{-2}) estimado para cada modelo de T_s .

3.5.2 ESTIMATIVA DO FLUXO DE CALOR SENSÍVEL PELO ALGORITMO SEBAL

O fluxo de calor sensível (H ; Equação 25) é a variável central no algoritmo SEBAL e a estimativa dessa variável é feita utilizando a equação aerodinâmica clássica (BASTIAANSSEN et al. 1998):

$$H = \rho_a c_p \frac{(dT)}{r_{ah}} \quad \text{Eq.(25)}$$

em que ρ_a é a massa específica do ar (kg m^{-3}), c_p é o calor específico do ar a pressão constante ($1004 \text{ J kg}^{-1} \text{ K}^{-1}$), dT representa a diferença de temperatura próximo a superfície (K), r_{ah} é a resistência aerodinâmica ao transporte de calor sensível (s m^{-1}) entre duas alturas ($z_1 = 0,1 \text{ m}$ e $z_2 = 2,0 \text{ m}$).

A r_{ah} é obtida em função da velocidade de fricção e sua aplicação é realizada após um processo iterativo de correção baseado funções atmosféricas de estabilidade (BASTIAANSSEN et al. 1998). Inicialmente a r_{ah} é obtida pela equação (26):

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{z_2}{z_1}\right)}{u_* \cdot k} \quad \text{Eq. (26)}$$

em que u_* é a velocidade de fricção (s m^{-1}), k é a constante de von Karman (0,41). Para se calcular a u_* é necessário definir o coeficiente de rugosidade ao transporte de momentum (z_{om}) dado em função do SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) segunda a equação (27) de Bastiaanssen (2000).

$$z_{om} = \exp(-5,809 + 5,62\text{SAVI}) \quad \text{Eq. (27)}$$

em que SAVI é o índice de vegetação ajustado aos efeitos do solo que tenta reduzir os efeitos de fundo no solo.

Usando o perfil logaritmo do vento com a atmosfera em condição neutra obtemos o u_* (Equação 28):

$$u_* = \frac{k u_{200}}{\ln\left(\frac{200}{z_{om}}\right)} \quad \text{Eq. (28)}$$

em que u_{200} é a velocidade do vento na altura de 200 metros (m s^{-1}), onde o efeito da rugosidade da superfície não influencia a velocidade do vento, z_{om} é o coeficiente de rugosidade estimado na etapa anterior. Admitindo-se essas condições podemos aplicar a equação (29) para estimar a u_{200} .

$$u_{200} = u^* \frac{\ln(\frac{200}{z_{om_e}})}{k} \quad \text{Eq. (29)}$$

em que u^* é a velocidade de fricção próximo a superfície (s m^{-1}) obtida na equação (30), z_{om_e} é o coeficiente de rugosidade ao transporte de momentum próximo da estação ($z_{om_e}=0.12h$, onde h é a altura da vegetação).

$$u^* = \frac{ku}{\ln(\frac{10}{z_{om_e}})} \quad \text{Eq. (30)}$$

em que u é a velocidade do vento medida na estação micrometeorológica (m s^{-1}).

A resolução do dT em cada pixel (Equação 31), foi realizada através de uma relação linear com a T_s , em que os valores dos coeficiente “a” e “b” foram obtidos utilizando informações de dois pixels “âncoras” (BASTIAANSEEN 1998; ALLEN et al., 2002):

$$dT = a + bT_s \quad \text{Eq.(31)}$$

em que a e b são coeficientes obtidos a partir dos pixels “âncoras” e T_s é a temperatura da superfície corrigida pelos modelos de T_s .

No SEBAL, os pixels “âncoras” representam condições de extremos hidrológicos. Denomina-se de “pixels frios” superfícies com H próximos a zero e “pixels quentes” superfícies com LE próximos de zero (BASTIAANSEEN et al., 1998; ALLEN et al., 2002). Tradicionalmente, o pixel frio pode ser representado por um corpo d’água ou uma cultura bem irrigada. Em oposição, o pixel quente pode ser representado por uma superfície onde a restrição de água é severa, como solos expostos (BASTIAANSEEN et al., 1998; ALLEN et al., 2002).

Em ambientes predominantemente não agrícolas, como no caso deste estudo, as condições para escolha do pixel frio não pode ser devidamente satisfeita, restringindo a escolha do pixel frio em áreas de floresta nativa. Dessa maneira, uma abordagem semelhante à utilizada no METRIC foi aplicada. Com base nos dados do pixel frio (Rn e G) e das estações micrometeorológicas, foi calculado a evapotranspiração de referência (ET_r) do pixel frio (ALLEN et al., 2007). Em seguida, a ET_r foi convertida em LE , sendo possível obter o H como residual para o pixel frio. Dessa maneira, é possível encontrar os coeficientes da equação (31) e resolver o dT relacionando as equações (25) e (31) com a equação do balanço de energia

(Equação 19).

Os valores de H estimados servem como valores iniciais no processo iterativo, tendo em vista que os valores r_{ah} e u_* podem estar superestimados devido as condições atmosféricas (ALLEN et al., 2002). Para avaliar as condições atmosféricas foi aplicado o comprimento de Monin-Obukhov (L ; Equação 32) em função do fluxo de calor sensível inicial, velocidade de fricção e temperatura de superfície de cada pixel.

$$L = \frac{\rho_a C_p u_*^3 T_s}{K g H} \quad \text{Eq. (32)}$$

em que ρ_a é a densidade do ar (kg m^{-3}), C_p é o calor específico do ar a pressão constante ($\text{J kg}^{-1} \text{K}^{-1}$), u_* é a da velocidade de fricção, T_s é a temperatura de superfície (K), g é o módulo do campo gravitacional terrestre (m s^{-1}) e H é a densidade de fluxo de calor sensível estimada considerando a condição de neutralidade da atmosfera.

O parâmetro L foi crucial para determinação das funções de correções ψ_x que corrigiram a u_* e r_{ah} . Para $L < 0$, a atmosfera é considerada instável, para $L > 0$, a atmosfera é considerada estável e se $L = 0$ a atmosfera é considerada neutra.

Para condição $L < 0$, ou seja, condição instável:

$$\psi_{m(200m)} = 2 \ln \left(\frac{1 + x_{200m}}{2} \right) + \ln \left(\frac{1 + X_{200m}^2}{2} \right) - 2 \text{ARCTAN}(x_{200m}) \quad \text{Eq. (33)}$$

$$+ 0,5\pi$$

$$\psi_{h(2m)} = 2 \ln \left(\frac{1 + x_{2m}^2}{2} \right) \quad \text{Eq. (34)}$$

$$\psi_{h(0.1m)} = 2 \ln \left(\frac{1 + x_{0.1m}^2}{2} \right) \quad \text{Eq. (35)}$$

em que x_{200m} , x_{2m} e $x_{0.1m}$ são funções que utilizam o parâmetro L (ALLEN et al., 2002):

$$x_{200m} = \left(1 - 16 \frac{200}{L} \right)^{0,25} \quad \text{Eq (36)}$$

$$x_{2m} = \left(1 - 16 \frac{2}{L} \right)^{0,25} \quad \text{Eq (37)}$$

$$x_{0.1m} = \left(1 - 16 \frac{0,1}{L} \right)^{0,25} \quad \text{Eq (38)}$$

Para $L > 0$, ou seja, condição de estabilidade:

$$\psi_{m(200)} = -5 \left(\frac{2}{L} \right) \quad \text{Eq.(39)}$$

$$\psi_{h(2m)} = -5 \left(\frac{2}{L} \right) \quad \text{Eq.(40)}$$

$$\psi_{h(0.1m)} = -5 \left(\frac{2}{L} \right) \quad \text{Eq.(41)}$$

Para $L=0$, ou seja, condição de neutralidade ψ_m e $\psi_h = 0$.

Com as funções de correção ψ_x estimadas, os parâmetros u_* e r_{ah} foram novamente estimados com as funções de correções conforme as equações 42 e 43.

$$u_* = \frac{u_{200}k}{\ln\left(\frac{200}{Z_{om}}\right) - \psi_{m(200m)}} \quad \text{Eq. (42)}$$

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{Z_2}{Z_1}\right) - \psi_{h(z_2)} + \psi_{h(z_1)}}{u_* x k} \quad \text{Eq. (43)}$$

Esse processo foi repetido iterativamente até os parâmetros u_* e r_{ah} se estabilizem para posterior aplicação na estimativa de H (ALLEN et al., 2002).

3.5.3 ESTIMATIVA DO FLUXO DE CALOR LATENTE E EVAPOTRANSPIRAÇÃO

Após estimar os componentes do balanço de energia e obter o LE (Equação 19), o cálculo da evapotranspiração diária (ET) pode ser feito a partir da fração evaporativa instantânea (FE_i) e do Rn diário (Rn_{24h}). A FE_i foi obtida relacionando o LE com o Rn e G . Dessa maneira, assumindo-se que a FE_i é similar a fração diária, a ET pode ser obtida pelas seguintes equações (44, 45 e 46) (BASTIAANSEN, 2000):

$$LE_{24h} = FE_i Rn_{24h} \quad \text{Eq.(44)}$$

em que FE_i é a fração evaporativa instantânea (Equação 30) e Rn_{24h} é o saldo de radiação diário ($W m^{-2}$) estimado pela Equação (31).

$$FE_i = \left(\frac{LE}{Rn - G} \right) = FE_{24h} = \frac{LE_{24h}}{Rn_{24h}} \quad \text{Eq (45)}$$

$$Rn_{24h} = Rs_{24h}(1 - a_{sup}) - 357,28\tau_{24h} + 163,45 \quad \text{Eq.(46)}$$

em que FE_{24h} é a fração evaporativa diária, a qual foi igualada à FE_i (ALLEN et al., 2011; BASTIAANSEN et al., 2000), Rs_{24h} é a radiação solar média de incidência diária ($W m^{-2}$) e τ_{24h} é a transmissividade diária da atmosfera para onda curta (ALLEN et al., 2002).). A ET foi estimada por meio da equação (47):

$$ET = \frac{(86400 \times FE_i \times Rn_{24h})}{\lambda_v} \quad \text{Eq.(47)}$$

em que λ_v é a calor latente de vaporização .

3.6 ESTIMATIVA DOS COMPONENTES DO BALANÇO DE ENERGIA PELO MÉTODO DA RAZÃO DE BOWEN

A estimativa dos componentes do balanço de energia utilizados como referência neste estudo foram obtidos pelo método da razão de Bowen (MRB). Esse método tem como vantagem a simplicidade no cálculo dos componentes, embasamento físico e requisito de poucos parâmetros micrometeorológicos (HU et al., 2013; MACHADO et al., 2016). Com sua proposição em 1926 amplos estudos foram realizados, gerando aperfeiçoamentos metodológicos, tais como encontrado por Perez et al. (1999). A comparação entre as estimativas obtidas pelo MRB e método de covariância turbulenta fornecem dados semelhantes, com valores exatos e confiáveis, o que torna o MRB um excelente método para estudos ambientais.

As estimativas dos componentes do balanço de energia seguiram as orientações descritas por Perez et al. (1999), com médias a cada 30 minutos (Equações 48 e 49).

$$LE_\beta = \frac{Rn_{med} - G_{med}}{1 + \beta} \quad \text{Eq(48)}$$

$$H_\beta = \frac{Rn_{med} - G_{med}}{1 + \beta^{-1}} \quad \text{Eq (49)}$$

em que Rn_{med} é o saldo de radiação medido ($W m^{-2}$), G é o fluxo de calor no solo medido ($W m^{-2}$) e β é a razão de Bowen calculada pela equação 50 (MACHADO et al., 2016):

$$\beta = \left(\frac{C_p}{\lambda_v} 0,622 \right) \left(\frac{\Delta Ta}{\Delta e_a} \right) \quad \text{Eq (50)}$$

em que C_p é o calor específico em pressão constante, 0,622 é a razão molecular da água e do ar (MACHADO et al., 2016), ΔTa e Δe_a são as diferenças de temperatura ($^{\circ}C$) e pressão de vapor de água (kPa) e λ_v é o calor latente de vaporização ($J g^{-1}$) calculada pela equação 51 (MACHADO et al., 2016):

$$\lambda_v = 1,919 \times 10^6 \left(\frac{Ta + 273,16}{(Ta + 273,16) - 33,91} \right) \quad \text{Eq (51)}$$

A evapotranspiração foi calculada dividindo o calor latente pelo calor latente

de vaporização, para estimativa diária foi realizada a soma dos 48 valores de evapotranspiração (MACHADO et al., 2016):

$$ET_{\beta} = \frac{LE}{\lambda_v} \quad \text{Eq (52)}$$

O método da razão de Bowen tende a falhar em suas estimativas para condições de estabilidade atmosférica, ou seja, ao amanhecer e ao anoitecer, nesse caso, β tende a -1, gerando valores fisicamente espúrios (PEREZ et al., 1999; MACHADO et al., 2016). Outra situação que pode gerar dados fisicamente inconsistentes é a mudança abrupta nas medições meteorológicas, bem como na resolução inadequadas dos sensores para gerar gradientes de temperatura e pressão de vapor (PEREZ et al., 1999; MACHADO et al., 2016).

Visando filtrar dados fisicamente inconsistentes Perez et al. (1999) propôs condições para filtro (Tabela 6). Esse método auxilia na exclusão de dados inconsistentes. Contudo, outras condições de filtros podem ser adicionadas visando melhores estimativas, como por exemplo, valores de $H+LE > Rn-G$ ou $H+LE > Rn$, geralmente são fisicamente inconsistentes e passam pelos critérios de Perez et al., (1999), o que evidencia a necessidade de funções de filtros adicionais.

Tabela (6) – Condições a serem satisfeitas pelo método da razão de Bowen em que Rn_{med} é o saldo de radiação medido ($W m^{-2}$), G_{med} é o fluxo de calor no solo medido ($W m^{-2}$), e_a é pressão atual de vapor d'água (kPa), β é a razão de Bowen, LE_{β} é o fluxo de calor latente Bowen ($W m^{-2}$) e H_{β} é o fluxo de calor sensível Bowen.

Energia Disponível	Δe_a	Razão de Bowen	Fluxos de Calor
$Rn_{med} - G_{med} > 0$	$\Delta e_a > 0$	$\beta > -1$	$LE_{\beta} > 0$ e $H_{\beta} \leq 0$ para $-1 < \beta \leq 0$ ou $H_{\beta} > 0$ para $\beta > 0$
	$\Delta e_a < 0$	$\beta < -1$	$LE_{\beta} > 0$ e $H_{\beta} > 0$
	$\Delta e_a > 0$	$\beta > -1$	$LE_{\beta} > 0$ e $H_{\beta} < 0$
$Rn_{med} - G_{med} < 0$	$\Delta e_a < 0$	$\beta < -1$	$LE_{\beta} < 0$ e $H_{\beta} \geq 0$ para $-1 < \beta \leq 0$ ou $H_{\beta} < 0$ para $\beta > 0$

3.7 ANÁLISES ESTATÍSTICAS

As médias dos albedos das superfície, das temperaturas da superfície e dos componentes do balanço de energia estimados e medidos foram calculadas com

intervalo de confiança (IC) de $\pm 95\%$ utilizando *bootstrapping* de 1000 iterações das reamostragens aleatórias com substituição (EFRON e TIBSHIRANI, 1993).

Os albedos da superfície, as temperaturas da superfície e os componentes do balanço de energia estimados pelo SEBAL foram avaliados pelo coeficiente de Willmott “d” (Equação 53), pela raiz do erro quadrático médio (RMSE – *Root mean square error*; Equação 54), pelo erro médio absoluto (MAE – *Mean absolute error*; Equação 55), pelo erro médio percentual (MAPE – *Mean absolute percentage error*; Equação 56) e pela correlação de Spearman.

$$d = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x)^2}{\sum_{i=1}^n (|x_i - x| + |x_i - x|)^2} \right] \quad \text{Eq. (53)}$$

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x'_i - x_i)^2}{n} \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{Eq. (54)}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x'_i - x_i| \quad \text{Eq. (55)}$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x'_i - x_i}{x_i} \right| \quad \text{Eq. (56)}$$

em que x'_i são os valores estimados, x_i são os valores observados, x é a média dos valores observados e n são números de amostras utilizadas. O coeficiente de Willmott relaciona o desempenho de um procedimento de estimativa com base na distância entre valores estimados e observados, com valores que variam de zero (sem concordância) a 1 (perfeita concordância). O RMSE indica quanto o modelo falha em estimar variabilidade das medidas em torno da média, bem como a variação dos estimados ao redor dos valores observados (WILLMOTT e MATSSURA, 2005). O menor valor de RMSE é 0, o que significa que existe complete concordância entre os modelos estimados e medidos. O MAE indica a distância (desvio) médio absoluto e o MAPE indica a porcentagem médios dos valores estimados em relação aos valores medidos.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 AVALIAÇÃO DO MODELO DE ALBEDO DA SUPERFÍCIE POR IMAGENS DA REFLETÂNCIA DA SUPERFÍCIEDO DO SENSOR OLI

O modelo de estimativa do albedo da superfície parametrizado (a_{sup}) desenvolvido nesse estudo (Equação 57) apresentou melhor desempenho em relação modelo de albedo da superfície convencional (a_{con}), quando comparado com o albedo da superfície do modelo Liang α_{Liang} (Tabela 2). Não houve diferença entre as médias de a_{sup} e o α_{Liang} , enquanto que média do a_{con} foi 49% maior que a média do a_{sup} e α_{Liang} . O RMSE do a_{sup} foi 5,6 vezes menor e os coeficiente de Willmott e de correlação foram aproximadamente duas vezes maior que do a_{con} .

$$a_{sup} = 0,4739\rho_2 - 0,4372\rho_3 + 0,1652\rho_4 + 0,2831\rho_5 + 0,1072\rho_6 + 0,1029\rho_7 + 0,0366 \quad (57)$$

em que $\rho_2 \dots \rho_7$ são as refletâncias da superfície do sensor OLI do satélite Landsat 8.

O a_{sup} foi mais preciso na reconstrução sequencial dos 100 pixels de referência em relação ao a_{con} , que apresentou valores acima dos estimados pelo MODIS (Figura 3ab). A série com a_{sup} e α_{Liang} apresentou valores entre 0,12 a 0,24, enquanto a série com a_{con} apresentou valores entre 0,18 a 0,36.

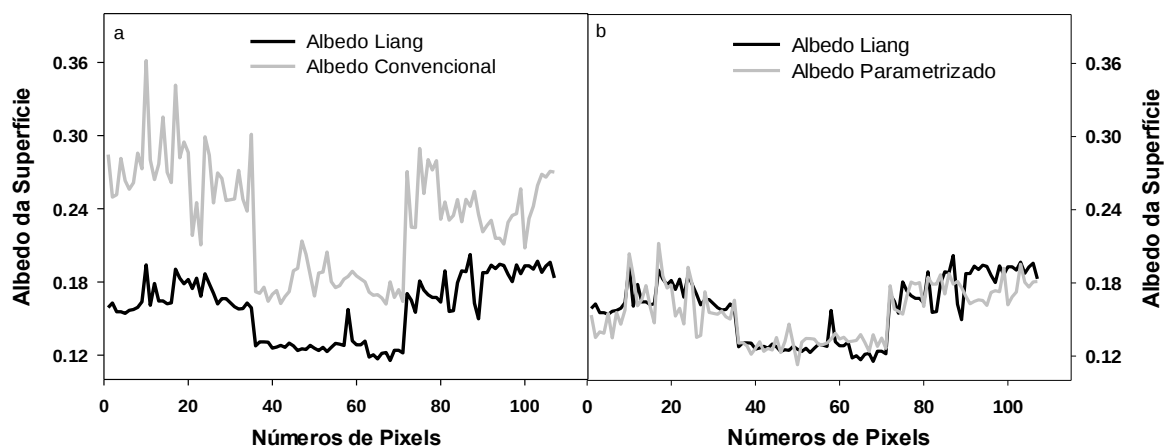


Figura 4 – Relação sequencial dos pixels de referências entre albedo da superfície Liang (a_{Liang}) no dia 257e o albedo convencional (a_{con} ; a) e parametrizado (a_{sup} ; b)

no dia 254 na região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

A relação linear entre a_{con} e a_{sup} com α_{Liang} apresentou melhora no R^2 , passando de 0,51 para 0,68, respectivamente. O coeficiente d foi de 0,40 para 0,89, respectivamente. O coeficiente Spearman (r) foi de 0,64 e 0,79 com elevada significância para as respectivas regressões. Houve superestimação do albedo da superfície pelo a_{con} e subestimação do albedo da superfície pelo a_{sup} em relação ao modelo α_{Liang} (Figura 4 ab).

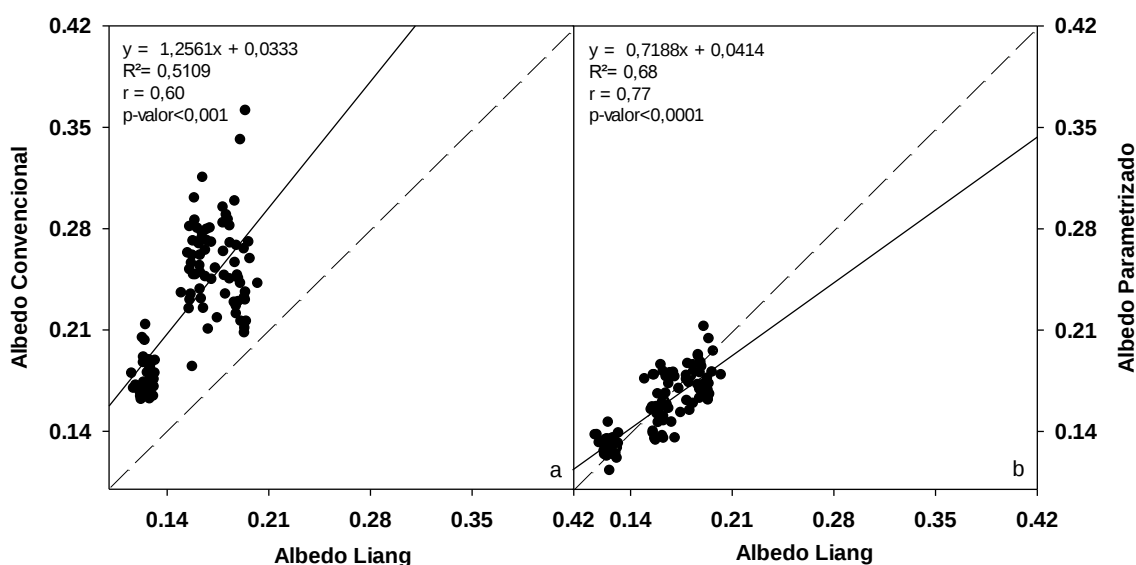


Figura 5 – Relação entre albedo da superfície Liang (α_{Liang}) no dia 257 e o albedo convencional (a_{con} ; a) e parametrizado (a_{sup} ; b) no dia 254 para os pixels de referência na região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Os valores de RMSE do a_{sup} obtidos nesse estudo foram abaixo do requerido por modelos de previsão climática e dentro da faixa encontrada por outros estudos (Tabela 7). Modelos de previsão climática requerem RMSE do a_{sup} em torno de 0,03 (HE et al., 2014), enquanto que os valores de RMSE da comparação do α_{Liang} com a_{sup} a partir de dados do Formosat e Landsat 5 são tipicamente encontrados na faixa de 0,01 a 0,02 (HE et al., 2014; MIRA et al., 2015).

Tabela 7 – Média ($\pm 95\%$ IC), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do albedo da superfície parametrizado (a_{sup}) e do albedo convencional (a_{con}) em relação ao albedo da superfície Liang (a_{Liang}) nos pontos de referências amostrados para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Modelos	Média ($\pm$ IC)	MAE	MAPE	RMSE	d	r
a_{Liang}	0,159 $\pm$ 0,005					
a_{sup}	0,155 $\pm$ 0,004	0,011	7,12	0,014	0,89	0,77***
a_{con}	0,232 $\pm$ 0,009	0,072	46,12	0,079	0,40	0,60***

Valores com (*) indicam: valor- $p < 0,05$, (**) valor- $p < 0,01$ e (***) valor- $p < 0,001$.

O modelo do a_{sup} desenvolvido nesse estudo apresentou melhor desempenho que o modelo do a_{con} em diferentes usos do solo (Tabela 8). As médias do a_{sup} e a_{Liang} em todas as áreas de estudo apresentaram valores muito próximos, enquanto que as médias do a_{con} foram entre 36 e 64% maior que o a_{Liang} .

Os maiores erros obtidos pelo modelo do a_{con} em relação ao a_{Liang} podem ser explicado devido: (i) à transmitância de amplo espectro ou banda larga ser inadequada para a correção atmosférica da composição das bandas discretas; (ii) à não consideração das diferenças de transmissividade atmosférica de cada banda; e (iii) à não correspondência da integração das bandas estreita e bandas larga com a radiação solar na superfície (TASUMI et al., 2008).

Tabela 8 – Média ($\pm 95\%$ IC) do albedo da superfície parametrizado (a_{sup}) e albedo pelo modelo convencional (a_{con}) em relação ao albedo da superfície Liang (a_{Liang}) em agricultura, área urbana, floresta nativa e água para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Modelos	Usos do solo			
	Agricultura	Área Urbana	Floresta nativa	Água
a_{Liang}	0,179 $\pm$ 0,004	0,168 $\pm$ 0,004	0,125 $\pm$ 0,001	0,08 $\pm$ 0,003
a_{sup}	0,173 $\pm$ 0,003	0,162 $\pm$ 0,006	0,130 $\pm$ 0,002	0,07 $\pm$ 0,002
a_{con}	0,244 $\pm$ 0,007	0,275 $\pm$ 0,030	0,178 $\pm$ 0,003	0,18 $\pm$ 0,004

Os valores do a_{sup} dos quatro diferentes usos do solo estão dentro das faixas encontradas por outros estudos. As faixas típicas de a_{sup} em áreas de agricultura é de 0,14 a 0,18 (MIRA et al., 2015; HOUSPANOSSIAN et al., 2017); em áreas urbanas a faixa é de 0,15 a 0,20 devido à complexidade de misturas de usos do solo da superfície (TRLICA et al., 2017), em áreas de floresta a faixa típica é de 0,11 a 0,13 (FAUSTO

et al., 2014; HOUSPANOSSIAN et al., 2017) e em água a faixa típicas de a é de 0,05 a 0,07 para região (FAUSTO et al., 2014; TRLICA et al., 2017). O a_{con} apresentou limitação ao estimar o albedo da água, com valores mínimos de 0,10 e média de 0,18, muito acima dos resultados obtidos na região (FAUSTO et al., 2014).

4.2 AVALIAÇÃO DOS ALGORITMOS DE CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE

Os modelos de temperatura da superfície *Single-channel* (T_{SC}) e equação de transferência radiativa (T_{ETR}) apresentaram os melhores ajustes com menor dispersão na em relação ao modelo Barsi (T_{barsi}). Os modelos T_{SC} e T_{ETR} apresentaram os maiores valores dos coeficientes Willmont e Spearman em relação ao modelo Barsi (Figura 2). Não houve diferença entre as médias da T_{barsi} com os modelos T_{SC} , T_{ETR} e T_{SSW} . As T_s estimadas foram 0,4% menores que a T_{barsi} (Tabela 4). A menor média foi observada na T_b , sendo 2% menor que a T_{barsi} . A T_b apresentou os maiores erros e a T_{ETR} apresentou os menores erros em relação a T_{barsi} . Os modelos de T_s apresentaram MAE e RMSE até 86% menor em relação a T_b .

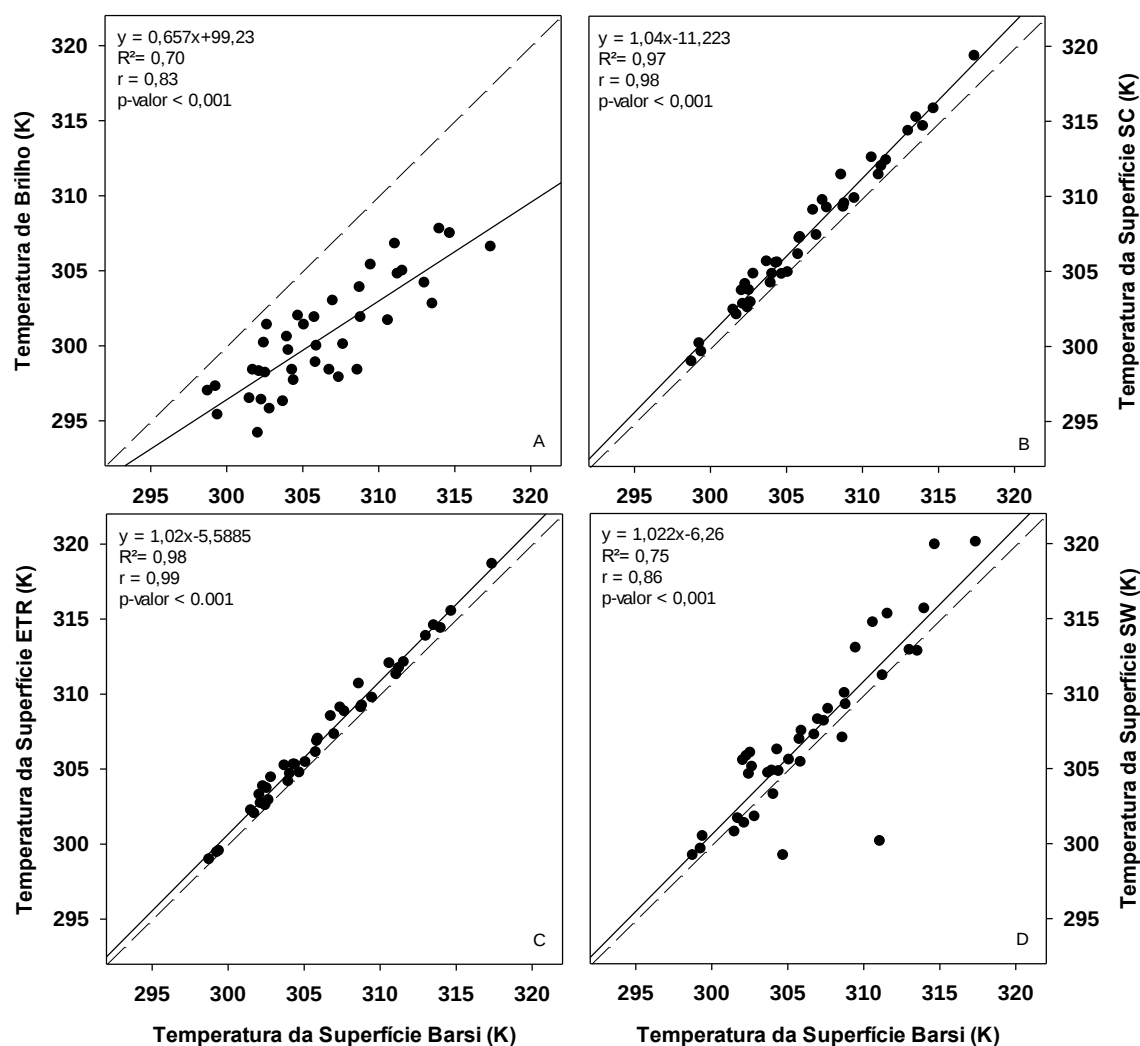


Figura 6 - Relação entre temperatura da superfície corria pelo modelo Barsi com a temperatura de brilho (a), temperatura da superfície corrigida pelo modelo *Single Channel* –SC (b), Equação de Transferência radiativa – ETR (c) e *Split Window* – SW(d) para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Tabela 9 – Médias ($\pm 95\%$ IC), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) da temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos, *single-channel* (T_{SC} ; K), Equação de Transferência radiativa (T_{ETR} ; K) e *Split-window* (T_{SW} ; K) em relação a temperatura Barsi (T_{Barsi} ; K) para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Modelos	Médias $\pm$ IC	MAE	MAP	RMSE	d	r
T_{Barsi}	306,3 $\pm$ 1,45					
T_b	300,5 $\pm$ 1,1	5,76	1,87	6,27	0,63	0,82***
T_{SC}	307,5 $\pm$ 1,5	1,06	0,34	1,28	0,98	0,98***
T_{ETR}	307,1 $\pm$ 1,5	0,78	0,25	0,95	0,98	0,99***
T_{SW}	307,2 $\pm$ 1,75	1,89	0,61	2,78	0,91	0,83***

Valores com (*) indicam: valor-p < 0,05, (**)valor-p < 0,01 e (***)valor-p < 0,001.

A diferença entre temperatura de brilho (T_b) e T_s variam geralmente entre 1 e 5 K na região espectral de 10-12 μm , sujeita à influência das condições atmosféricas e da emissividade da superfície (PRATA et al., 1995). Por conveniência matemática, as radiações no topo da atmosfera (TOA) são geralmente expressas em termos de T_b com emissividade igual a 1,0 (LI et al., 2013). As radiações no TOA são os resultados das misturas: i) da radiação emitida da superfície da Terra; ii) radiação ascendentes emitidas pela atmosfera e iii) radiação descendente emitida pela atmosfera (WENG et al., 2004). Essas parcelas de radiações lidas no TOA são atenuadas majoritariamente pelo vapor d'água e em menor proporção por gases traços e aerossóis (CASELLES et al., 1997; SCHÄDLICH et al., 2001).

A $T_{s_{barsi}}$ tem obtido erros abaixo de 1 K em relação a dados medidos em diferentes usos do solo (COLL et al., 2010;2012;PÉREZ-PLANELLIS et al., 2015), sendo aplicado em algoritmos de estimativa de balanço energia e evapotranspiração (SAMANI et al., 2009; PERVEZ et al., 2014; CARMONA et al., 2015). O bom desempenho desse modelo está associado a robustez do algoritmo que utiliza o código MODTRAN com a integração de dados atmosféricos do NCEP para geração dos parâmetros para correção atmosférica (L_u , L_d e τ) (BARSÍ et al., 2005). Esses parâmetros também foram utilizados nos algoritmos T_{SSC} e T_{SETR} , o que pode justificar a boa relação desses modelos com a $T_{s_{barsi}}$, com MAPE < 0,4%.

Os erros típicos das T_{SSC} , T_{SETR} e T_{SSW} em relação dados medidos, oscilam entre 1 a 2 K para T_{SSC} e T_{SETR} (SOBRINO et al., 2004; LI et al., 2013; WINDAHL e BEURS, 2016), e em torno de 1,5 K para T_{SSW} (SOBRINO e JIMÉNEZ-MUÑOZ 2005). As T_{SSC} e T_{SETR} apresentam erros em torno de 1,6 a 2,4 K em simulações e comparações com outros sensores de baixa resolução espacial, (JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO, 2010) e entre 1,5 a 2,9 K para T_{SSW} (JIMÉNEZ-MUÑOZ e SOBRINO 2008). As boas relações entre T_{SSC} , T_{SETR} e T_{SSW} com $T_{s_{barsi}}$, corroboram com a faixa de erros reportadas em estudos de validação e simulação, o que indica que os erros obtidos neste estudo estão dentro dos limites encontrados na literatura.

A boa concordância entre T_{SETR} com $T_{s_{barsi}}$ pode ser atribuída ao fato que ambos modelos utilizam a equação de transferência radiativa inserida na equação

inversa de Plack (BARSÍ et al., 2003;2005; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2009; SKOKOVIC et al., 2014; SKOKOVIC et al., 2017) A principal diferença entre T_{SETR} e T_{sbarsi} está na conversão da radiancia em temperatura da superfície, pois o $T_{S_{RTE}}$ utiliza a equação inversa de Planck e a T_{sbarsi} utilizada uma equação de estimativa específica da curva de Plack com constantes de calibração determinada para o sensor (BARSÍ et al., 2005; SKOKOVIC et al., 2017).

A $T_{S_{RTE}}$ tem sido amplamente empregada em estudos com acurácia em torno de 0,2 K em estudos de parametrização vicária em corpos hídricos e para áreas terrestres. As validações desse modelo com dados medidos apresentaram os erros menores que 2 K (HOOK et al., 2004; SKOKOVIC et al. 2017). Neste estudo o MAE e o RMSE em relação a T_{sbarsi} foi inferior a 1 K, o que demonstra a boa acoplagem entre os modelos.

Os erros da T_{SSC} variaram de 1 a 1,3 K, o que demonstra a boa conformidade com a T_{sbarsi} . Para o sensor TIRS, o resultado do algoritmo SC comparados com dados simulados, apresentou RMSE entre 1,2 a 2 K para condições de baixa concentração de vapor d'água na atmosfera (JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014). Para o sensor TM utilizando os parâmetros da web-calculadora com diferentes perfis atmosféricos, a T_{SSC} obteve RMSE menores que 1 K em baixas concentrações de vapor na atmosfera (JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2009).

Os maiores erros da T_{SSW} em relação as T_{SSC} e T_{SETR} pode ser justificado devido o modelo ser multicanal, ou seja, a T_{SSW} leva em consideração as duas bandas termais do landsat-8 (SOBRINO et al., 1996; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014). Em adição, a T_{SSW} combina as bandas termais com coeficientes definidos, considerando diferentes emissividades para cada banda e requisitam apenas conhecimento do conteúdo de vapor d'água na atmosfera (SOBRINO et al., 1996; JIMÉNEZ-MUÑOZ et al., 2014).

4.3 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO SALDO DE RADIAÇÃO E BALANÇO DE ENERGIA

4.3.1 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO SALDO DE RADIAÇÃO

As estimativas do Rn com α_{sup} não apresentaram diferenças significativas em relação ao Rn medido. Em contrapartida, as estimativas de Rn que utilizaram α_{con} foram significativamente diferentes do Rn medido, com exceção do modelo com T_b (Tabela 10). Os menores erros na estimativa do Rn foram observados no modelo que utilizou α_{sup} com T_b e os maiores erros na estimativa do Rn foram observados no modelo que utilizou α_{con} com T_{SSW} . A aplicação do α_{sup} reduziu os erros em 31% para o modelo T_b e reduziu os erros em até 52% para os modelos com correção da temperatura da superfície. Todos modelos com α_{sup} apresentaram erros abaixo de 7%, enquanto que os modelos com α_{con} apresentaram erros em torno de 13%, com exceção do modelo com T_b . O uso do α_{sup} incrementou em média até 55 W m⁻² nas estimativas do Rn .

Tabela 10 – Médias ($\pm 95\%$ IC), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do saldo de radiação (Rn ; W m⁻²) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi (T_{sbarsi} ; K), *single-channel* (T_{SSC} ; K), equação de Transferência radiativa (T_{SETR} ; K) e *Split-window* (T_{SSW} ; K) em relação ao saldo de radiação medido para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

	Modelos	Médias $\pm$ IC	MAE	MAPE	RMSE	d	r
Rn	Medido	510,1 $\pm$ 30					
	α_{con} T_b	475,6 $\pm$ 22	33,41	6,24	43,64	0,92	0,96***
	α_{con} T_{sbarsi}	428,3 $\pm$ 22	66,00	12,66	77,98	0,79	0,90***
	α_{con} T_{SSC}	432,1 $\pm$ 23	72,59	13,94	85,60	0,76	0,88***
	α_{con} T_{SETR}	434,2 $\pm$ 23	70,83	13,60	83,54	0,77	0,89***
	α_{con} T_{SSW}	432,4 $\pm$ 23	72,63	13,90	86,14	0,75	0,84***
	α_{sup} T_b	521,4 $\pm$ 23	24,43	5,30	29,79	0,96	0,96***
	α_{sup} T_{sbarsi}	484,7 $\pm$ 23	30,04	5,53	40,19	0,93	0,95***
	α_{sup} T_{SSC}	477,6 $\pm$ 23	35,12	6,44	46,76	0,90	0,93***
	α_{sup} T_{SETR}	478,9 $\pm$ 22	33,65	6,16	44,94	0,91	0,93***
	α_{sup} T_{SSW}	479,0 $\pm$ 22	36,96	6,82	49,05	0,89	0,91***

Valores com (*) indicam: valor-p < 0,05, (**) valor-p < 0,01 e (***) valor-p < 0,001.

O melhor desempenho do Rn estimado com a T_b utilizando α_{con} e α_{sup} pode ser explicado analisando os componentes de onda curta e longa do Rn . O componente

de onda curta é balanceado pelo albedo da superfície que indica a fração de onda curta que foi refletida (ALLEN et al., 2002; FRACH et al., 2014). As estimativas do albedo podem conter até 15% de erros que levam a subestimações do Rn (TASUMI et al., 2005). Entretanto, as estimativas da radiação de onda longa emitida pela superfície ($R_{L\uparrow}$) utilizando a T_b são menores que as estimativas com as T_s corrigidas, o que pode gerar superestimações do Rn . Os menores valores de $R_{L\uparrow}$ com a T_b equilibram os erros ocasionados pelo albedo. Como consequência, os valores de Rn estimados com T_b são proporcionais aos valores obtidos com T_s .

Apesar do melhor desempenho do Rn com T_b , a diferença do MAPE nos Rn com α_{sup} foram inferiores a 2%, com diferenças de apenas 0,40% entre os Rn com T_b e $T_{s_{barst}}$. A maior diferença de RMSE entre os Rn estimados com α_{sup} foi observada entre os modelos com T_b e $T_{s_{SC}}$, com até 45 W m⁻² de diferença. Os Rn com $T_{s_{SC}}$, $T_{s_{ETR}}$ e $T_{s_{SW}}$ apresentaram erros semelhantes, com MAE e RMSE variando abaixo de 5 W m⁻², o que representa uma diferença de MAPE menor que 1% de diferença entre os modelos.

Os valores típicos de MAE e RMSE para o Rn estão na faixa entre 15 até 50 W m⁻² em relação a dados medidos (MA et al., 2002; ALADOS et al., 2003), o que geralmente representam erros percentuais menores que 10%, com valores típicos em torno de 5% (MA et al., 2002). Os valores de RMSE do Rn estimados com α_{sup} foram próximo dos reportados por Wang et al. (2015), cujo o RMSE ficou em torno de 35 W m⁻² e foram superiores dos reportados por Mira et al. 2016, cujo RMSE oscilaram em torno de 20 W m⁻². Os valores de MAE estimados com α_{sup} foram próximo dos reportados por Marques et al. (2017), cujo MAE ficou em torno de 23 W m⁻².

4.3.2 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO FLUXO DE CALOR NO SOLO

Não houve efeitos significativos do ajuste do albedo e da correção da temperatura nas estimativas do G (Tabela 11). Todas as estimativas de G apresentaram diferenças significativas em relação ao G medido. Os menores erros na estimativa do G foram observados nos modelos que utilizam α_{con} e α_{sup} com T_b e os maiores erros nas estimativas foram observados no modelo que utilizou α_{con} com $T_{s_{SC}}$. Os valores

médio de G estimados com T_b foram até 13 % menores do que os valores de G estimados com os modelos de correções da T_s . Os erros no G calculados com T_b foram até 29% menores que os erros obtidos com os modelos de correção da T_s .

Tabela 11 - Médias ($\pm 95\%$ IC), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do fluxo de calor no solo (G ; $W\ m^{-2}$) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi (T_{sbarsi} ; K), *single-channel* (T_{SSC} ; K), Equação de Transferência radiativa (T_{SETR} ; K) e *Split-window* (T_{SSW} ; K) em relação ao fluxo de calor no solo medido para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

	Modelos	Médias $\pm$ IC	MAE	MAPE	RMSE	d	r
G	Bowen	47,2 $\pm$ 6,2					
α_{con}	T_b	63,78 $\pm$ 4,4	18,22	56,76	21,54	0,59	0,57**
α_{con}	T_{sbarsi}	71,27 $\pm$ 5,3	24,18	73,35	27,89	0,54	0,58**
α_{con}	T_{SSC}	72,06 $\pm$ 5,2	25,87	75,85	28,86	0,53	0,57**
α_{con}	T_{SETR}	71,7 $\pm$ 5,0	25,60	75,26	28,63	0,53	0,57**
α_{con}	T_{SSW}	72,12 $\pm$ 5,1	25,46	74,85	28,60	0,53	0,57**
α_{sup}	T_b	63,56 $\pm$ 4,5	18,26	56,65	21,47	0,53	0,55**
α_{sup}	T_{sbarsi}	72,04 $\pm$ 5,2	24,79	74,64	28,41	0,54	0,57**
α_{sup}	T_{SSC}	72,83 $\pm$ 5,1	25,87	77,58	29,54	0,53	0,55**
α_{sup}	T_{SETR}	73,05 $\pm$ 5,5	25,60	76,88	29,25	0,53	0,55**
α_{sup}	T_{SSW}	72,56 $\pm$ 5,3	25,46	76,43	29,29	0,53	0,58**

Valores com (*) indicam: valor-p < 0,05, (**) valor-p < 0,01 e (***) valor-p < 0,001.

A baixa performance do G em relação a dados medidos tem sido reportado por diversos estudos em diferentes coberturas do solo (LONG e SIGH, 2012; PAUL et al., 2014; DANELICHEN et al., 2014). As razões mais prováveis que podem explicar a baixa performance desse parâmetro são: i) a incapacidade do modelo em compreender a alta complexidade espacial da área de estudo (PAUL et al., 2014); ii) possíveis imprecisões nas medidas da placa de fluxo de calor do solo (PAUL et al., 2013). Contudo, a baixa performance do G em relação a dados medidos tende a não impactar significativamente nas estimativas do balanço de energia, tendo em vista a magnitude desse parâmetro dentro do algoritmo SEBAL (PAUL et al., 2014).

Os valores típicos de MAE e RMSE para o G estão na faixa entre 15 a 30 $W\ m^{-2}$ em relação a dados medidos (PAUL et al., 2013;2014; DANELICHEN et al., 2014). Os erros do G estimados com T_b foram próximo dos reportados por Paul et al.

(2014), cujo o RMSE ficou em torno de 17 W m^{-2} e foram inferiores dos reportados por LONG e SIGH, 2012, cujo os erros oscilaram em torno de 25 W m^{-2} .

4.3.3 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO FLUXO DE CALOR SENSÍVEL

As estimativas do H com α_{sup} apresentaram alta correlação e não diferiram significativamente em relação em relação ao H Bowen. No entanto, as estimativas do H com α_{con} foram significativamente diferentes do H Bowen, com exceção do modelo com T_b (Tabela 12). Os menores erros nas estimativas do H foram observados no modelo que utilizou o α_{sup} com T_{sbarsi} e os maiores erros foram observados no modelo que utilizou o α_{con} com T_{ssw} . As estimativas do H com α_{sup} reduziram os erros em até 7% para o modelo T_b e reduziu os erros em até 47% para as estimativas do H com correção da T_s . A estimativa do H com α_{sup} e T_{sbarsi} reduziu os erros em até 21,8% com incremento médio de $21,5 \text{ W m}^{-2}$ em relação à estimativa de H com α_{con} com T_b .

Tabela 12 - Médias ($\pm 95\% \text{IC}$), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do fluxo de calor sensível (H ; W m^{-2}) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi (T_{sbarsi} ; K), *single-channel* (T_{ssc} ; K), Equação de Transferência radiativa (T_{etr} ; K) e *Split-window* (T_{ssw} ; K) em relação ao fluxo de calor sensível da razão de Bowen para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

	Modelos	Médias $\pm \text{IC}$	MAE	MAPE	RMSE	d	r
H	Bowen	201,7 $\pm$ 23					
	α_{con} T_b	167 $\pm$ 18.3	30,27	15,37	36,50	0,84	0,89***
	α_{con} T_{sbarsi}	148,3 $\pm$ 17	45,20	22,46	51,94	0,72	0,87***
	α_{con} T_{ssc}	140 $\pm$ 17.5	53,00	26,10	60,73	0,65	0,81***
	α_{con} T_{etr}	141,8 $\pm$ 17	51,00	25,47	58,56	0,66	0,81***
	α_{con} T_{ssw}	131 $\pm$ 23.5	64,13	32,28	74,49	0,61	0,59***
	α_{sup} T_b	211,2 $\pm$ 23	28,17	15,06	31,39	0,91	0,84***
	α_{sup} T_{sbarsi}	188,5 $\pm$ 21	23,66	12,52	30,58	0,90	0,86***
	α_{sup} T_{ssc}	183,1 $\pm$ 21	28,38	14,57	36,76	0,86	0,82***
	α_{sup} T_{etr}	186,3 $\pm$ 20	27,14	14,02	35,46	0,87	0,83***
	α_{sup} T_{ssw}	170,9 $\pm$ 22	36,83	18,8	47,00	0,80	0,72***

Valores com (*) indicam: valor-p < 0,05, (**)valor-p < 0,01 e (***)valor-p < 0,001.

As estimativas do $H_{\alpha sup}$ com as T_{sbarsi} , T_{ssc} e T_{etr} apresentaram diferenças

de MAPE em torno de 3% em relação ao modelo com T_b . Esse resultado aponta que as diferenças de magnitudes entre as T_s e T_b , para os mesmos pixels ancoras, não impactam significativamente no cálculo do H . Esse fenômeno ocorre devido ao processo de calibração interna do algoritmo SEBAL que elimina os impactos dos baixos valores da T_b (TASUMI et al., 2005).

As estimativas do H como descrito no algoritmo SEBAL (BASTIAANSEN 1998; ALLEN et al., 2002), utilizam como função de calibração a relação “ $a+bT_s$ ” para resolver o gradiente dT_s , sendo que dois pixels extremos são utilizados como ancoras para o cálculo das constantes “ a ” e “ b ”. Nesse caso, as constantes são obtidas inicialmente em função de informações meteorológicas, de estimativas por satélite (Rn-G;SAVI) e por escolha do operador (pixels ancoras), posteriormente as constantes são ajustadas por iterações (ALLEN et al., 2002; TASUMI et al., 2005; LONG et al., 2011). Estes ajustes nas constantes eliminam os efeitos dos vies negativo da T_b e transmite o efeito de calibração para todos os outros pixels na proporção da temperatura inserida (TASUMI et al., 2005).

A estabilidade da relação “ $a+bT_s$ ” com diferentes T_s é obtida tendo em vista que, com as alterações dos valores de T_s dos pixels ancoras as constantes “ a ” e “ b ” são ajustadas automaticamente para que as estimativas de H , nos pixels ancoras, tendam sempre para os valores extremos de H obtidos nas condições “quente” e “frio”. Portanto, as diferenças de magnitudes entre T_b e T_s , quando preservado as condições extremas dos pixels ancoras, tendem a não afetar significativamente as estimativas dos componentes do balanço de energia (TASUMI et al., 2005; RAMÍREZ-CUESTA et al., 2017).

Os valores típicos de MAE e RMSE reportados nas estimativas do H estão abaixo de 50 W m^{-2} em relação a dados medidos (TIMMERMANS et al., 2007; TEIXEIRA et al., 2009). Os valores de MAE e RMSE para o H estimado com α_{sup} foram inferiores aos valores reportados por Paul et al. (2014), cujo valores ficaram acima de 50 W m^{-2} e foram semelhantes ao estimado por Chang et al. (2017), cujo erros ficaram em torno de 38 W m^{-2} .

4.3.4 EFEITOS DO AJUSTE DO ALBEDO E DA CORREÇÃO DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE NO FLUXO DE CALOR LATENTE

As estimativas do LE em todos os modelos apresentaram alta correlação e não diferiram significativamente em relação à estimativa do LE Bowen (Tabela 13). No entanto, os menores erros na estimativa do LE foram observados no modelo que utilizou o α_{sup} com T_{sbarsi} e os maiores erros na estimativa do LE foram observados no modelo que utilizou o α_{con} com T_{ssw} . As estimativas do LE com α_{sup} e T_s corrigidas reduziram os erros em até 28% em relação as estimativas do LE com α_{con} e T_s corrigidas. As estimativas do LE com α_{sup} e correção da T_s incrementaram em média até 13 W m⁻² em relação as estimativas de LE com α_{con} com correção da T_s .

Tabela 13 - Médias ($\pm 95\%$ IC), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) do fluxo de calor latente (LE ; W m⁻²) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi (T_{sbarsi} ; K), *single-channel* (T_{ssc} ; K), Equação de Transferência radiativa (T_{setr} ; K) e *Split-window* (T_{ssw} ; K) em relação ao fluxo de calor latente da razão de Bowen para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Modelos		Média $\pm$ IC	MAE	MAPE	RMSE	d	r
LE	Bowen	259,5 $\pm$ 46					
α_{con}	T_b	266,4 $\pm$ 41	29,42	11,59	37,93	0,95	0,91***
α_{con}	T_{sbarsi}	247,1 $\pm$ 41	37,33	13,70	47,45	0,93	0,87***
α_{con}	T_{ssc}	248,7 $\pm$ 42	40,79	15,08	51,01	0,92	0,85***
α_{con}	T_{setr}	250,2 $\pm$ 42	41,39	15,23	51,80	0,92	0,85***
α_{con}	T_{ssw}	259 $\pm$ 44	41,28	14,75	52,58	0,92	0,82***
α_{sup}	T_b	276,6 $\pm$ 45	29,87	12,87	35,71	0,96	0,95***
α_{sup}	T_{sbarsi}	260,3 $\pm$ 43	27,59	11,70	33,83	0,97	0,91***
α_{sup}	T_{ssc}	257,2 $\pm$ 43	30,04	12,76	37,97	0,96	0,90***
α_{sup}	T_{setr}	257,7 $\pm$ 41	30,51	12,87	38,71	0,96	0,90***
α_{sup}	T_{ssw}	270,6 $\pm$ 46	37,26	14,85	46,64	0,94	0,86***

Valores com (*) indicam: valor-p < 0,05, (**)valor-p < 0,01 e (***)valor-p < 0,001.

A pouca diferença entre as estimativas do LE com T_s e T_b evidencia que a aplicação dos algoritmos para recuperação da T_s não impactam significativamente nas estimativas desse componente. Esse resultado reforça o argumento de que a calibração interna do algoritmo SEBAL mantém a relação “a+bTs” estável, o que minimiza os impactos da inserção da T_s nas estimativas do LE (TASUMI et al., 2005; LONG et al.,

2011). Em contrapartida, é evidente que o uso do α_{sup} teve maior impacto nas estimativas de H e LE com T_s . Esse resultado pode ser atribuído as melhorias das estimativas do Rn com α_{sup} .

Os valores típicos de MAE e RMSE para LE em áreas de agricultura oscilam entre 30 a 70 $W\ m^{-2}$ quando comparado com dados medidos por torres micrometeorológicas ou lisímetros (TEIXEIRA et al., 2009; LONG e SIGH 2012; PAUL et al., 2014). Em áreas de pastagem os erros típicos do LE em relação a dados medidos oscilam em torno de 70 $W\ m^{-2}$ com erro percentual de 20% (TIMMERMANS et al., 2007). Os erros para o LE estimado com α_{sup} foram inferiores aos valores reportados por Tang et al. (2011), cujo valores ficaram acima de 40 $W\ m^{-2}$ e foram semelhantes ao estimado por Teixeira et al (2009), cujo erros ficaram em torno de 33 $W\ m^{-2}$.

4.3.5 Efeitos do ajuste do albedo e da correção da Temperatura da superfície na evapotranspiração

As estimativas da ET em todos os modelos apresentaram alta correlação e não diferiram significativamente em relação à estimativa da ET Bowen (Tabela 14). No entanto, os menores erros nas estimativas da ET foram observadas nos modelos que utilizaram o α_{sup} com T_{sbarsi} e T_{ssc} e os maiores erros nas estimativas da ET foram observados no modelo que utilizou o α_{con} com T_b . As estimativas da ET com α_{sup} e T_s corrigida reduziram os erros em média de 20% em relação as estimativas da ET com α_{con} e T_s corrigidas. As reduções dos erros alcançam os 30% quando comparamos os modelos $ET_{asup-Tsbarsi}$ com $ET_{acon-Tb}$. As estimativas da ET com α_{sup} e T_s incrementaram até 0.26 $mm\ dia^{-1}$ em relação as estimativas de ET com α_{con} com correção da T_s .

Tabela 14 - Médias ($\pm 95\%$ IC), erro médio absoluto (MAE), erro médio absoluto percentual (MAPE), raiz do erro médio quadrático (RMSE), coeficiente de Willmott (d) e coeficiente de correlação de Spearman (r) da evapotranspiração diária (ET ; mm dia⁻¹) estimado com albedo convencional (α_{con}) e albedo parametrizado (α_{sup}), utilizando a temperatura de brilho (T_b ; K), temperatura da superfície dos modelos Barsi (T_{sbarsi} ; K), *single-channel* (T_{ssc} ; K), Equação de Transferência radiativa (T_{setr} ; K) e *Split-window* (T_{ssw} ; K) em relação a evapotranspiração diária da razão de Bowen para a região de transição Cerrado-Pantanal em Mato Grosso, Brasil.

Modelos		Médias $\pm$ IC	MAE	MAPE	RMSE	d	r
ET	Bowen	3,0 $\pm$ 0,50					
α_{con}	T_b	2,69 $\pm$ 0,38	0,42	13,07	0,50	0,92	0,90***
α_{con}	T_{sbarsi}	2,72 $\pm$ 0,40	0,39	12,45	0,46	0,94	0,90***
α_{con}	T_{ssc}	2,79 $\pm$ 0,42	0,38	12,23	0,43	0,94	0,89***
α_{con}	T_{setr}	2,76 $\pm$ 0,39	0,39	12,48	0,45	0,94	0,89***
α_{con}	T_{ssw}	3,12 $\pm$ 0,49	0,35	13,23	0,44	0,95	0,87***
α_{sup}	T_b	2,90 $\pm$ 0,39	0,32	11,36	0,37	0,96	0,91***
α_{sup}	T_{sbarsi}	2,95 $\pm$ 0,43	0,29	10,98	0,35	0,96	0,88***
α_{sup}	T_{ssc}	3,05 $\pm$ 0,44	0,28	11,14	0,35	0,96	0,87***
α_{sup}	T_{setr}	3,0 $\pm$ 0,42	0,30	12,42	0,35	0,96	0,87***
α_{sup}	T_{ssw}	3,18 $\pm$ 0,47	0,35	13,23	0,44	0,95	0,87***

Valores com (*) indicam: valor-p < 0,05, (**)valor-p < 0,01 e (***)valor-p < 0,001.

A aplicação dos algoritmos para correção da T_s não impactaram significativamente nas estimativas da ET . Esse efeito também foi observado em outros estudos, em que a inserção da T_s gerou valores de ET semelhantes a estimadas com T_b (TASUMI et al., 2005; RAMIREZ-CUESTA et al., 2017). Em contrapartida, o uso do α_{sup} no algoritmo SEBAL melhoraram as estimativas da ET e dos componentes H e LE . O maior impacto da correção do albedo no algoritmo SEBAL foi também relatado por Tasumi et al., 2005, cujo estimativa da ET com α_{con} introduziu erros aleatórios de ± 1 mm dia⁻¹.

A estimativa da ET de vegetações nativas e densas é um excelente indicador da dos impactos resultantes da substituição da vegetação para atividades antrópicas (KHAND et al., 2017). Geralmente, para áreas de vegetação densa, tal como a Amazônia, as estimativas da ET com dados orbitais têm resultado em erros entre de 8 a 20% (KHAND et al., 2017). Neste estudo, o SEBAL foi aplicado em áreas de pastagem, floresta e vegetação arbustiva típica de áreas úmidas sob condições hídricas naturais e obteve erros entre 11 a 12.5%, o que representou erros absolutos menores que 0,35 mm dia⁻¹.

Os valores típicos de MAE e RMSE reportados nas estimativas de ET por sensoriamento remoto estão entre de 0,3 a 0,6 mm dia⁻¹, o que representam MAPE menores que 15% (TEIXEIRA et al., 2009; BEZERRA et al., 2015). Os erros estimados para ET com α_{sup} foram menores que os valores reportados por Bala et al. (2017) e CHANG et al (2017), cujo os erros ficaram entre 0,52 a 0,58 mm dia⁻¹. Os valores de MAPE estimados ficaram próximos dos valores reportados por Bezerra et al (2015), cujo os valores de MAPE chegou a 10%.

5. CONCLUSÃO

- i. O modelo parametrizado de albedo da superfície desenvolvido neste estudo apresentou desempenho semelhante à equação para estimar o albedo da superfície por imagens do sensor MODIS, e com erros dentro das faixas reportadas por outros estudos, com melhor desempenho que o modelo de albedo convencional;
- ii. O uso dos quatro algoritmos de correção da T_s não resultaram em diminuições significativas dos erros do Rn , G , H , LE e ET em relação as estimativas com T_b ;
- iii. O G estimado a partir da equação de Bastiaanssen (2000) demonstrou-se pouco sensível as mudanças no albedo e na temperatura da superfície;
- iv. O uso do a_{sup} diminuiu os erros das estimativas do Rg , H , LE e ET em relação as estimativas com a_{con} ;
- v. Os resultados obtidos demonstram que no algoritmo SEBAL o albedo da superfície exerce maior impacto nas estimativas do saldo de radiação, balanço de energia e evapotranspiração do que a temperatura da superfície corrigida, havendo aumento dos valores médios em todos os parâmetros.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALADOS, I.; FOYO-MORENO, I.; OLMO, F. J.; ALADOS-ARBOLEDAS, L. Relationship between net radiation and solar radiation for semi-arid shrub-land. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.116, p.221-227, 2003.

ALLEN, R. G.; BASTIAANSEN, W.; WATERS, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. **Surface energy balance algorithms for land (SEBAL)**, Idaho implementation – Advanced training and user's manual, version 1.0, 2002.

ALLEN, R.G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC)-Model. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v 133, p. 380-394, 2007.

BALA, A. PAWAR, P. S.; MISRA, A. K.; RAWAT, K. S. Estimation and validation of actual evapotranspiration for wheat crop using SEBAL model over Hisar district, Haryana, India. **Research Communications**, v. 113, n.1, p. 134-141, 2017.

BARSI, J.A.; BARKER, J.L.; SCHOTT, J.R. An atmospheric correction parameter calculator for a single thermal band earth-sensing instrument. **IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, pp. 3014–3016, 2003.

BARSI, J. B.; SCHOTT, J. R.; PALLUCONI, F. D.; HOOK. S. J. Validation of a web-based atmospheric correction tool for single thermal band instruments. **Proc. SPIE 5882, Earth Observing Systems X**, 58820E, 2005.

BASTIAANSEEN, W.G.; MENENTI, M.; FEDDES, R.A.; HOLTSLAG, A. A. M. A Remote Sensing Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL) 1.

Formulation. **Journal of Hydrology**, v. 212-213, p 198-212, 1998.

BASTIAANSEN, W.G. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of Hydrology**, v. 229, p. 87-100, 2000.

BERNI J. A. A.; ZARCO-TEJADA, P. J. SUÁREZ, L. FERERES, E. Thermal and Narrowband Multispectral Remote Sensing for Vegetation Monitoring From an Unmanned Aerial Vehicle. **IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing**, v. 47, n. 3. p. 722-738, 2009.

BERK, A.; BERNSTEIN, L. S.; ROBERTSON, D. C. MODTRAN: A moderate resolution model for LOWTRAN 7. Final Report GL-TR-89- 0122, **Geophysics Laboratory, U.S. Air Force Systems Command**, Hanscomb AFB, Massachusetts, USA. 1989.

BEZERRA, B. G.; DA SILVA, B. B.; SANTOS, C. A. BEZERRA, J. R. C. Actual Evapotranspiration Estimation Using Remote Sensing: Comparison of SEBAL and SSEB Approaches. **Advances in Remote Sensing**, v. 4, p. 234-247, 2015.

BIUDES, M.S.; NOGUEIRA, J.S.; DALMAGRO, H.J.;MACHADO, N.G.; DANELICHEN, V.H.M.; SOUZA, M.C. Mudança no microclima provocada pela conversão de uma floresta de cambará em pastagem no Norte do Pantanal. **Revista de Ciências Agro-Ambientais**. v.10, n.1, p.61 - 68, 2012.

BIUDES, M. S. VOURLITIS, G. L. MACHADO, N. G. ARRUDA, P. H. Z. NEVES, G. A. R . LOBO, F. A. NEALE, C. M. U. NOGUEIRA, J. S. Patterns of energy exchange for tropical ecosystems across a climate gradient in Mato Grosso, Brazil. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 202, n. 15, p. 112–124, 2015.

BISHT, G. BRAS, R. L. Estimation of net radiation from the MODIS data under all sky conditions: Southern Great Plains case study. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, p. 1522-1534, 2010.

CARMONA, F.; RIVAS, R.; CASELLES, V. Development of a general model to estimate the instantaneous, daily, and daytime net radiation with satellite data on clear-sky days. **Remote Sensing of Environment**, v. 171, p. 1-13, 2015.

CASELLES, V.; COLL, C.; VALOR, E. Land surface emissivity and temperature determination in the whole HAPEX-Sahel área from AVHRR data. **International Journal Remote Sensing**, v. 18, n. 5, p. 1009-1027, 1997.

CESCATTI, A.; MARCOLLA, B.; VANNAN, S. K. S.; PAN, J. Y.; ROMÁN, M. O.; YANG, X.; CIAIS, P.; COOK, R. B.; LAW, B. E.; MATTEUCCI, G.; MIGLIAVACCA, M.; MOORS, E.; RICHARDSON, A. D.; SEUFERT, G.; SCHAAF, C. B. Intercomparison of MODIS Albedo Retrievals and in Situ Measurements Across the Global FLUXNET Network. **Remote Sensing of Environment**, v. 121, p. 323-334, 2012.

CHANG, Y.; DING, Y.; ZHAO, Q.; ZHANG, S. Remote estimation of terrestrial evapotranspiration by Landsat 5 TM and the SEBAL model in cold and high-altitude regions: a case study of the upper reach of the Shule River Basin, China. **Hydrological Processes**, v. 31, p. 514-524, 2017.

CHIARANDA, R. RIZZI, N. E. COLPINI, SOARES, T. S. SILVA, V. S. M. Análise da precipitação e da vazão da bacia do Rio Cuiabá. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**. v.7, n.1, p.117-122. 2012.

CLAVERIE, M., VERMOTe, E.F., FRANCH, B., MASEK, J.G.. Evaluation of The Landsat-5 TM and Landsat-7 ETM + Surface Reflectance Products. **Remote Sensing of Environment** v.169, p. 390-403, 2015.

COLL, C.; CASELES, V. A split-window algorithm for land surface temperature from advanced very high resolution radiometer data: Validation and algorithm comparison. **Journal of Geophysical Research**, v. 102, n. d14, p. 16697-16713, 1997.

COLL, C.; CASELLES, V.; VALOR, E.; NICLÒS, R. Comparison between different sources of atmospheric profiles for land surface temperature retrieval from single channel thermal infrared data. **Remote Sensing of Environment**, v. 117, p.199-210, 2012.

COLL, C.; GALVE, J. M.; SÁNCHEZ, J. M.; CASELLES, V. Validation of Landsat-7/ETM+ Thermal-Band Calibration and Atmospheric Correction With Ground-Based Measurements. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 48, n. 1, 2010.

DANELICHEN, V. H. M.; BIUDES, M. S.; SOUZA, M. C.; MACHADO, N. G.; SILVA, B. B.; NOGUEIRA, J. S. Estimation of Soil Heat Flux in a Neotropical Wetland Region Using Remote Sensing Techniques. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.29, n.4, p. 469-482, 2014.

DINER, D. J.; MARTONCHIK, J. V.; KAHN, R. A.; PINTY, B.; GOBRON, N.; NELSON, D. L.; HOLBEN, B. N. Using angular and spectral shape similarity constraints to improve MISR aerosol and surface retrievals over land. **Remote Sensing of Environment**, v. 94, p.155-171, 2005.

EFRON, B.; TIBSHIRANI, R.J. An introduction to the bootstrap. **Chapman & Hall, New York**. p. 443, 1993.

FAUSTO, M. A.; MACHADO, N. G.; NOGUEIRA, J. S.; BIUDES, M. S. Net radiation estimated by remote sensing in Cerrado areas in the Upper Paraguay River Basin. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 8, p. 083541-1 - 083541-17, 2014.

FANTIN-CRUZ, I.; GIRARD, P.; ZEILHOFER, P.; COLLISCHONN, W.; NUNES DA CUNHA, C. Unidades fitofisionômicas em mesoescala no Pantanal Norte e suas relações com a geomorfologia. **Biota Neotropica**, v.10, n.2, p.31-38, 2010.

FANTIN-CRUZ, I.; LOVERDE-OLIVEIRA, S.; GIRARD, P. Caracterização morfológica e suas implicações na limnologia de lagoas do Pantanal Norte. **Acta Scientiarum. Biological Sciences**, v. 30, n. 2, p. 133-140, 2008.

FRAMCH, B.; VERMOTE, E. F.; CLAVERIE, M. Intercomparison of Landsat albedo retrieval techniques and evaluation against in situ measurements across the US SURFRAD network. **Remote Sensing of Environment**, v. 152, p. 627-637, 2014.

HE, T.; LIANG, S.; WANG, D.; CAO, Y.; GAO, F.; YU, Y.; FENG, M. Evaluating land surface albedo estimation from Landsat MSS, TM, ETM+, and OLI data based on the unified direct estimation approach. **Remote Sensing of Environment**, v. 204, p. 181-196, 2018.

HE, T., LIANG, S. WANG, D.; SHUAI, Y.; YU, Y. Fusion of Satellite Land Surface Albedo Products Across Scales Using a Multiresolution Tree Method in the North Central United States. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.52, n. 6, p. 3428-3439, 2014.

HE, T.; LIANG, S.; WANG, D.; WU, H.; YU, Y.; WANG, J. Estimation of surface albedo and directional reflectance from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) observations. **Remote Sensing of Environment**, v. 119, p. 286-300, 2012.

HOOK, S. J.; CHANDER, G.; BARS, J. A.; ALLEY, R. E.; ABTAHI, A.; PALLUONI, F. D.; MARKHAN, B. L.; RICHARDS, R. C.; SCHLADOW, S. G.; HELDER, D. L. In-Flight Validation and Recovery of Water Surface Temperature With Landsat-5 Thermal Infrared Data Using an Automated High-Altitude Lake Validation Site at Lake Tahoe. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 42, n. 12, p. 2767-2776, 2004.

HOUSPANOSSIAN, J.; GIMÉNEZ, R.; JOBBÁGY, E.; NOSETTO, M. Surface albedo raise in the South American Chaco: Combined effects of deforestation and

agricultural changes. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 232, p. 118-127, 2017.

HU, S.; ZHAO, C.; LI, J.; WANG, F.; CHEN, Y. Discussion and reassessment of the method used for accepting or rejecting data observed by a Bowen ratio system. **Hydrological Processes**, v.28, n.15, p.4506-4510, 2013.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; CRISTÓBAL, J.; SOBRINO, J. A.; SÒRIA, G.; NINYEROLA, M.; PONS, X. Revision of the Single-Channel Algorithm for Land Surface Temperature Retrieval From Landsat Thermal-Infrared Data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 47, p. 339-349, 2009.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; SOBRINO, J. A. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data. **Journal of Geophysical Research**, v. 108, n. D22, 4688, 2003.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; SOBRINO, J. A. Split-Window Coefficients for Land Surface Temperature Retrieval From Low-Resolution Thermal Infrared Sensors. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v.5, n.4, p. 806-806, 2008.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; SOBRINO, J. A. A Single-Channel Algorithm for Land-Surface Temperature Retrieval From ASTER Data. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 7, n. 1, p. 176-179, 2010.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; SOBRINO, J. A.; MATTAR, C.; FRANCH, B. Atmospheric correction of optical imagery from MODIS and Reanalysis atmospheric products. **Remote Sensing of Environment**, 114, 2195–2210, 2010.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; SOBRINO, J. A.; SKOKOVIC, D. MATTAR, C. CRISTÓBAL, J. Land Surface Temperature Retrieval Methods From Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 11, n. 10, p. 1840-1843, 2014.

KALMA, J. D.; MCVICAR, T. R.; MCCABE, M. F. Estimating Land Surface Evaporation: A Review of Methods Using Remotely Sensed Surface Temperature Data. **Surveys in Geophysics**, v. 29, p. 421-469, 2008.

KHAND, K.; NUMATA, I.; KJAERGAARD, J.; VOURLITIS, G. L. Dry Season Evapotranspiration Dynamics over Human-Impacted Landscapes in the Southern Amazon Using the Landsat-Based METRIC Model. **Remote Sensing**, v. 9, 706, 2017.

KOTCHENOVA, S. Y.; VERMOTE, E. F.; MATARRESE, R.; KLEMM JR, F. J. Validation of a vector version of the 6S radiative transfer code for atmospheric correction of satellite data. Part I: Path radiance. **Applied Optics**, v. 45, n. 26, 2006.

LI, Z.; TANG, B.; WU, H.; REN, H.; YAN, G.; WAN, Z.; TRIGO, I. F.; SOBRINO, J. A. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. **Remote Sensing of Environment**, v.131, p. 14-37, 2013.

LIANG, S. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo I Algorithms. **Remote Sensing of Environment**, v. 76, p. 213-238, 2000.

LIANG, S.; FANG, H.; CHEN, M.; SHUEY, C. J.; WALTHALL, C.; DAUGHTRY, C.; MORISETTE, J.; SCHAAF, C.; STRAHLER, A. Validating MODIS Land Surface Reflectance and Albedo Products: Methods and Preliminary Results. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p. 149-162, 2002.

LIANG, S.; SHUEY, C. J.; RUSS, A. L.; FANG, H.; CHEN, M.; WALTHALL, C. L.; DAUGHTRY, C. S. T.; HUNT JR, R. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo II validation. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, p. 25-41, 2002.

LIMA, C. R. N.; ZEILHOFER, P.; DORES, E.; FANTIN-CRUZ, I. Variabilidade espacial da qualidade da água em Escala de Bacias – Rio Cuiabá e São Lourenço, Mato Grosso. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 20, n. 1, p. 169-178, 2015.

LIU, L.; ZHANG, Y. Urban Heat Island Analysis Using the Landsat TM Data and ASTER Data: A Case Study in Hong Kong. **Remote Sensing**, v. 3, p. 1535-1552, 2011.

LONG, D.; SINGH, V. P.; LI, Z. How sensitive is SEBAL to changes in input variables, domain size and satellite sensor?. **Journal of Geophysical Research**, v. 116, D21107, 2011.

LONG, D.; SINGH, V. P. A modified surface energy balance algorithm for land (M-SEBAL) based on a trapezoidal framework. **Water Resources Research**, v. 48, W02528, 2012.

LU, L.; HUANG, Y.; NI, W.; DI, L. Estimation of evapotranspiration based on METRIC and TTME models from Landsat data over heterogeneous land surfaces in arid region of China. **6th International Conference on Agro-Geoinformatics**, 2017.

MA, Y.; SU, Z.; LI, Z.; KOIKE, T.; MENENTI, M. Determination of regional net radiation and soil heat flux over a heterogeneous landscape of the Tibetan Plateau. **Hydrological Processes**, v. 16, p. 2963-2971, 2002.

MACHADO, N. J.; BIUDES, M. S.; ANGELINI, L. P.; MÜTZENBERG, D. M. S.; NASSARDEN, D. C. S.; BILIO, R. S.; SILVA, T. J. A.; NEVES, G. A. R.; ARRUDA, P. H. Z.; NOGUEIRA, J. S. Sazonalidade do Balanço de Energia e Evapotranspiração em Área Arbustiva Alagável no Pantanal Mato-Grossense. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31, n. 1, p. 82-91, 2016.

MARQUES, H. O.; BIUDES, M. S.; PAVÃO, V. M.; MACHADO, N. G.; QUERINO, C. A. S.; DANELICHEN, V. H. M. Estimated net radiation in an Amazon-Cerrado transition forest by Land 5 TM. **Journal of Applied Remote Sensing**, v 11, n. 4, p. 046020, 2017.

MATTAR, C.; FRANCH, B.; SOBRINO, J. A.; CORBARI, C.; JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; OLIVERA-GUERRA, L. SKOKOVIC, D.; SÓRIA, G.; OLTRA-CARRIÒ, R.; JULIEN, Y.; MANCINI, M. Impacts of the Broadband Albedo on Actual evapotranspiration Estimated By S-SEBI Model Over an Agricultural Area. **Remote Sensing of Environment**, v. 147, p. 23-42, 2014

MCMILLIN, L. M. Estimation of Sea Surface Temperatures From Two Infrared Window Measurements With Different Absorption. **Journal of Geophysical Research**, v. 80, n. 36, 1975.

MENESES P.R.; ALMEIDA T. (org.) Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. Brasília: **UnB/CNPq**, 2012

MIRA, M.; WEISS, M.; BARET, F.; COURAULT, D.; HAGOLLE, O.; GALLEGU-ELVIRA, B.; OLIOSO, A. The MODIS (collection V006) BRDF/albedo product MCD43D: Temporal course evaluated over agricultural landscape. **Remote Sensing of Environment**, v. 170, p. 216-228, 2015.

MIRA, M.; OLIOSO, A; GALLEGU-ELVIRA, B.; COURAULT, D.; GARRIGUES, S.; MARLOIE, O.; HAGOLLE, O.; GUILLEVIC, P.; BOULET, G. Uncertainty assessment of surface net radiation derived from Landsat images. **Remote Sensing of Environment**, v. 175, p. 251-270, 2016.

MMA – Ministério do Meio Ambiente. **Caderno da Região Hidrográfica do Paraguai**. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2006.

MORAN, M. S.; JACKSON, R. D.; RAYMOND, L. H.; GAY, L. W.; SLATER, P. N. Mapping Surface Energy Balance Components by Combining Landsat Thematic Mapper and Ground-Based Meteorological Data. **Remote Sensing of Environment**, v. 30, p. 30-77, 1989.

PAUL, G.; GOWDA, P. H.; VARA PRASAD, P. V. HOWELL, T. A.; AIKEN, R. M.;

NEALE, C. M. U. Investigating the influence of roughness length for heat transport (zoh) on the performance of SEBAL in semi-arid irrigated and dryland agricultural systems. **Journal of Hydrology**, v. 509, p. 231-244, 2014.

PAUL, G.; GOWDA, P. H.; VARA PRASAD, P. V. HOWELL, T. A.; STAGGENBORG, S. A.; NEALE, C. M. U. Lysimetric evaluation of SEBAL using high resolution airborne imagery from BEAREX08. **Advances in Water Resources**, v. 59, p. 157-168, 2013.

PEEL, M.C. FINLAYSON, B. L. MCMAHON T. A. An Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. **Hydrology and Earth System Sciences**, v.11, p. 1633-1644, 2007.

PÉREZ-PLANELLAS, L.; GARCÍA-SANTOS, V.; CASELLES, V. Comparing different profiles to characterize the atmosphere for three MODIS TIR bands. **Atmospheric Research**, v.161-162, p. 108-115, 2015.

PEREZ, P.J.; CASTELLVI, F.; IBANEZ, M.; ROSELL, J.I. Assessment of reliability of Bowen ratio method for partitioning fluxes. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.97, p.141-150, 1999.

PERVEZ, M, S.; BUDDE, M.; ROWLAND, J. Mapping irrigated areas in Afghanistan over the past decade using MODIS NDVI. **Remote Sensing of Environment**, v. 149, p. 155-165, 2014.

PRATA, A. J.; CASELLES, V.; COLL, C.; SOBRINO, J. A. Thermal Remote Sensing of Land Surface Temperature From Satellites: Current Status and Future Prospects. **Remote Sensing Reviews**, v.12, p. 175-224, 1995.

QIN, Z.; KARNIELI, A.; BERLINER, P.; A mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM data and its application to the Israel-Egypt border region. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 18, p. 3719-3746,

2001.

QU, Y.; LIU, Q.; LIANG, S.; WANG, L.; LIU, N.; LIU, S. Direct-Estimation Algorithm for Mapping Daily Land-Surface Broadband Albedo From MODIS Data. **IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing**, v. 52, n.2, 2014.

RADAMBRASIL, Levantamentos dos Recursos Naturais Ministério das Minas de Energia. Secretaria Geral. **Projeto RADAMBRASIL**. Folha SD 21 Cuiabá, Rio de Janeiro, Brasil, 1982.

RANSON, K. J.; IRONS, J. R.; DAUGHTRY, C. S. T. Surface Albedo from Bidirectional Reflectance. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, p. 201-211, 1991.

RAMÍREZ-CUESTA, J. M.; KILIC, A.; ALLEN, R.; SANTOS, C.; LORITE, I. J. Evaluating the impact of adjusting surface temperature derived from Landsat 7 ETM+ in crop evapotranspiration assessment using high-resolution airborne data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 38, n. 14, p. 4177-4205, 2017.

RICCHIAZZI, P. R.; YANG, S.; GAUTIER, C.; SOWLE, D. SBDART: A Research and Teaching Software Tool for Plane-Parallel Radiative Transfer in the Earth's Atmosphere. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 79, n. 10, 1998.

SAMANI, Z.; BAWAZIR, A. S.; BLEIWEISS, M.; SKAGGS, R.; LONGWARTH, J.; TRAN, V. D.; PINON, A. Using remote sensing to evaluate the spatial variability of evapotranspiration and crop coefficient in the lower Rio Grande Valley, New Mexico. **Irrigation Science**, v. 28, p. 93-100, 2009.

SCHAAF, C. B.; GAO, F.; STRAHLER, A. H.; LUCHT, W.; LI, X.; TSANG, T.; STRUGNELL, N. C.; ZHANG, X.; JIN, Y.; MULLER, J.; LEWIS, P.; BARNSELY, M.; HOBSON, P.; DISNEY, M.; ROBERTS, G.; DUNDERDALE, M.; DOLL, C.; D'ENTREMONT, R.P.; HU, B.; LIANG, S. PRIVETTE, J. L.; ROY, D. First Operational BRDF, Albedo Nadir Reflectance Products From MODIS. **Remote Sensing of the Environment**, v.83, p 135- 148, 2002.

SCHÄDLICH, S.; GÖTTSCHE, F. M.; OLESEN, F. S. Influence of Land Surface Parameters and Atmosphere on METEOSAT Brightness Temperatures and Generation of Land Surface Temperature Maps by Temporally and Spatially Interpolating Atmospheric Correction. **Remote Sensing of Environment**, v.75, p. 39-46, 2001.

SHI, H.; XIAO, Z.; LIANG, S.; ZHANG, X. Consistent estimation of multiple parameters from MODIS top of atmosphere reflectance data using a coupled soil-canopy-atmosphere radiative transfer model. **Remote Sensing of Environment**, v. 184, p. 40-57, 2016.

SCHMIDT, G.L.; JENKERSON, C.B.; MASEK, J.; VERMOTE, E.; GAO, F. Landsat ecosystem disturbance adaptive processing system (LEDAPS) algorithm description: **U.S. Geological Survey Open-File Report** 2013.

SILVA, B. B.; BRAGA, A. C.; BRAGA, C. C. L.; OLIVEIRA, M. M.; MONTENEGRO S. M. G. L.; BARBOSA JUNIOR, B. Procedures For Calculation of the Albedo With OLI-Landsat 8 Images: Application to the Brazilian Semi-Arid. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 20: p. 3-8. 2016.

SILVA, B. B.; WILCOX, B. P.; SILVA, V. P. R.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; OLIVERIA, M. M. Changes to the energy budget and evapotranspiration following conversion of tropical savannas to agricultural lands in São Paulo State, Brazil. **Ecohydrology**, v. 8, p.1272-1283, 2014.

SKOKOVIC, D.; SOBRINO, J.A.; JIMENEZ-MUÑOZ, J.C.; SORIA, G.; JULIEN, Y.; MATTAR, C.; CRISTOBAL, J. Calibration and Validation of Land Surface Temperature for Landsat 8—TIRS Sensor. **In Proceedings of the Land product Validation and Evolution**, Frascati, Italy, 28–30 January 2014.

SKOKOVIC, D.; SOBRINO, J.A.; JIMENEZ-MUÑOZ, J.C. Vicarious Calibration of the Landsat 7 Thermal Infrared Band and LST Algorithm Validation of the ETM+

Instrument Using Three Global Atmospheric Profiles. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 55, n. 3, p. 1804-1811, 2017.

SOBRINO, J. A.; CASELLES, V.; COLL, C. Theoretical Split-Window Algorithms for Determining the Actual Surface Temperature. **IL Nuovo Cimento**, v. 16C, n. 3, 1993.

SOBRINO, J. A.; LI, Z.; STOLL, M. P.; BECKER, F. Improvements in the Split-Window Technique for Land Surface Temperature Determination. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 32, n. 2, 1994.

SOBRINO, J. A.; LI, Z.; STOLL, M. P.; BECKER, F. Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with ATSR data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, n. 17, p. 2089-2114, 1996.

SOBRINO, J. A.; JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; PAOLINI, L. Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, p. 434-440, 2004.

SOBRINO, J. A.; JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C. Land surface temperature retrieval from thermal infrared data: An assessment in the context of the Surface Processes and Ecosystem Changes Through Response Analysis (SPECTRA) mission. **Journal of Geophysical Research**, v. 110, D16103, 2005.

SOBRINO, J. A.; JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C.; SÒRIA, G.; ROMAGUERA, M.; GUANTER, L.; MORENO, J.; PLAZA, A.; MARTÍNEZ, P. Land Surface Emissivity Retrieval From Different VNIR and TIR Sensors. **IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing**, v. 46, n. 2, 2008.

SONG, C.; WOODCOCK, C. E.; SETO, K. C.; LENNEY, M. P.; MACOMBER, S. A.; Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? **Remote Sensing of Environment**, v. 75, p. 230-244,

2001.

SU, Z. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 6, n. 1, p. 85-99, 2002.

TANG, R.; LI, Z.; JIA, Y.; LI, C.; SUN, X.; KUSTAS, W. P.; ANDERSON, M. C. An intercomparison of three remote sensing-based energy balance models using Large Aperture Scintillometer measurements over a wheat-corn production region. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, p. 3187-3202, 2011.

TASUMI, M.; TREZZA, R.; ALLEN, R. WRIGHT, J. L. Operational aspects of satellite-based energy balance models for irrigated crops in the semi-arid U.S. **Irrigation and Drainage Systems**, v. 19, p. 355-379, 2005.

TASUMI, M.; ALLEN, R. G.; TREZZA, R. At-Surface Reflectance and Albedo From Satellite for Operational Calculation of Land Surface Energy Balance. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 13, n. 2, p. 51-63, 2008.

TEIXEIRA, A.H.C.; BASTIAANSEN, W.G.M.; AHMAD, M. D.; BOS, M. G. Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low-Middle São Francisco River basin, Brazil Part A: Calibration and validation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 149, p. 462-476, 2009.

TIMMERMANS, W. J.; KUSTAS, W. P.; ANDERSON, M. C.; FRENCH, A. N. An intercomparison of the Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL) and the Two-Source Energy Balance (TSEB) modeling schemes. **Remote Sensing of Environment**, v. 108, p. 369-384, 2007.

TRLICA, A.; HUTYRA, L. R.; SCHAAF, C. L.; ERB, A.; WANG, J. A. Albedo, Land Cover, and Daytime Surface Temperature Variation Across an Urbanized Landscape. **Earth's Future**, v. 5, 2017.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY, USGS. Product Guide - Landsat 8 Surface Reflectance Code (Lasrc) Product, Version 4.3, 2018. Disponível em https://landsat.usgs.gov/sites/default/files/documents/lasrc_product_guide.pdf

VERMOTE, E. F.; JUSTICE, C. CLAVERIE, M; FRANCH, B. Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. **Remote Sensing of Environment**, v. 185, p. 46-56, 2016.

VERMOTE, E. F.; VERMEULEN, A. Algorithm Technical Background Document: Atmospheric Correction Algorithm: Spectral Reflectances. **NASA Contract NAS5-96062**, 1999.

VERMOTE, E. F.; TANRÉ, D.; DEUZÉ, J. L.; HERMAN, M.; MORCRETTE, J. Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An Overview. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, n 3, p. 675-686, 1997.

VERMOTE, E. F.; KOTCHENOVA, S. Y.; RAY, J. P. MODIS Surface Reflectance User's Guide. **MODIS Land Surface Reflectance Science Computing Facility**, disponível em [<http://modis-sr.ltdri.org>], 2011.

VOURLITIS, G.L.; LOBO, F.A.; LAWRENCE, S.; LUCENA, I.C.; BORGES Jr., O.B.; DALMAGRO, H.J.; ORTIZ, C.E.R.; NOGUEIRA, J.S. Variations in stand structure and diversity along a soil fertility gradient in a Brazilian savanna (Cerrado) in southern Mato Grosso. **Soil Science Society of America Journal**, v. 77, p. 1370–1379, 2013.

ZHONG, Q.; LI, Y. Satellite Observation of Surface Albedo Over the Qinghai-Xizang Plateau Region. **Advances in Atmospheric Sciences**, v. 5, n. 1, 1988.

WANG, D.; LIANG, S. Estimating high-resolution top of atmosphere albedo from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. **Remote Sensing of**

Environment, v. 178, p. 93-103, 2016.

WANG, D.; LIANG, S.; HE, T.; SHI, Q. Estimation of Daily Surface Shortwave Net Radiation From the Combined MODIS Data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 53, n 10, p. 5519-5529, 2015.

WANG, Q.; LU, D.; SCHUBRING, J. Estimation of land surface temperature-vegetations abundance relationship for urban heat island studies. **Remote Sensing of Environment**, v. 89, p. 467-483, 2004.

WANG, Z.; SCHAAF, C. B.; SUN, Q.; KIM, J.; ERB, A. M.; GAO, F.; RAMÓN, M. O.; YANG, Y.; PETROY, S.; TAYLOR, J. R.; MASEK, J. G.; MORISETTE, J. T.; ZHANG, X.; PAPUGA, S. A. Monitoring land surface albedo and vegetation dynamics using highspatial and temporal resolution synthetic time series from Landsatand the MODIS BRDF/NBAR/albedo product. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 59, p. 104-117, 2017.

WICKAM, J.; BARNES, C. A.; NASH, M. S.; WADE, T. G. Combining NLCD and MODIS to create a land cover-albedo database for the continental United States. **Remote Sensing of Environment**, v. 170, p. 143-152, 2015.

WILLMOTT, C. J.; MATSSURA, K. Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) Over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance. **Climate Research**, v. 30, p. 79–92, 2005.

WINDAHL, E.; BEURS, K. An intercomparison of Landsat land surface temperature retrieval methods under variable atmospheric conditions using in situ skin temperature. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 51, p. 11-27, 2016.

YANG, J.; QIU, J. The empirical expressions of the relation between precipitable water and ground water vapor pressure for some areas in China. **Scientia**

Atmospherica Sinica, v. 20, p. 620-626, 1996.

YU, X.; GUO, X.; WU, Z. Land Surface Temperature Retrieval from Landsat 8 TIRS—Comparison between Radiative Transfer Equation-Based Method, Split Window Algorithm and Single Channel Method. **Remote Sensing**, v. 6, p. 9829-9852, 2014.

ZHONG, Q.; LI, Y. Satellite observation of surface albedo over the Qinghai-Xizang Plateau Region. **Advances in Atmospheric Sciences**, v. 5. n. 1988.