

Análise da correção geométrica por meio de função de refletância bidirecional da superfície em dados de satélite geoestacionário

Carlos Roberto da Silveira Junior^{1,2} Laerte Guimarães Ferreira Junior² Bernardo Barbosa da Silva³

¹Instituto Federal de Goiás - IFG Rua 75, nº 46. Centro. CEP: 74055-110. Goiânia - GO, Brasil carlos.junior@ifg.edu.br

² Universidade Federal de Goiás – UFG/LAPIG Campus Samambaia - Almeida Palmeiras s/n, 74001-970, Goiânia - GO, Brasil laerte@ufg.br

³ Universidade Federal de Campina Grande – UFCG/CTRN Av. Aprígio Veloso, n° 882. Bairro Universitário, Campina Grande, Paraíba, Brasil bbdasilva.ufpe@gmail.com

Abstract.

The monitoring of land cover through geostationary satellite sensing images allows greater temporal resolution compared to polar satellites, providing additional information about phenology. However, the bands of red and near infrared, used to obtain much of the environmental index, have anisotropic reflectance characteristics such that the value is dependent of the geometry of observation and vegetation cover. For both are used correction techniques to eliminate this interference, refining the result, however have some limitations. This study evaluated the geometric correction using the BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) for obtaining NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) daily by data coming from the sensor SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager) of satellite geostationary Meteosat-10, for the state of Goiás. In an evaluation for samples for classes of annual agricultural and pasture NDVI BRDF showed different from maximum, lower and average day NDVI (paired t-test, p <0.001), but is highly correlated (r^2 > 0.8). The calculation of the BRDF may be an obstacle to the use of high temporal resolution geostationary satellites, because requirement of number of samples per pixel and miscalculation (about 30%); however, there are alternatives that may reduce the effect of these limitations like filtering NDVI and solar azimuth angle values and use BRDF calculation parameters obtained from a previous day.

Palavras-chave: BRDF, Meteosat-10, NDVI, Goiás.

1. Introdução

O monitoramento da cobertura do solo por meio de indicadores ambientais possibilita melhor conhecimento dos processos biofísicos e ecológicos (Filho et al., 2012), auxiliando na compreensão da dinâmica do uso da terra (Huete et al., 2006; Delgado et al., 2012). Dados de reflectância de sensores de satélites orbitais têm sido utilizados extensivamente para o monitoramento da vegetação, por meio de índices ambientais. Particularmente, o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), que é definido por uma relação entre as reflectâncias das bandas espectrais do infravermelho próximo e vermelho (Tucker, 1979), representa um indicador eficiente para o monitoramento da vegetação com a produtividade (Tian et al., 2015), sendo considerado como o mais popular índice para estudar a saúde vegetal e produção de culturas (Atzberger, 2013).

Satélites de órbita polar, em sua maioria, fornecem produtos NDVI com média resolução espacial (250 m a 1 km) por meio de composições de imagens (7, 10 ou 16 dias) (Tian et al., 2015; Solano et al., 2010). Por outro lado, satélites de órbita geoestacionária fornecem produtos NDVI com baixa resolução espacial (1 a 3 km), porém com alta resolução temporal (10 a 25 minutos) (Barbosa e Ertük, 2009b; Fensholt et al., 2006). Assim, enquanto a maioria

dos satélites de órbita polar faz uma leitura do pixel por dia, o geoestacionário pode realizar dezenas. Dessa forma, a presença de nuvens no momento de observação da superfície pelo satélite polar pode invalidar o dado do pixel para aquele dia, enquanto que o satélite de órbita geoestacionária terá outras oportunidades durante o dia para realizar leitura sem presença de nuvens.

O Meteosat-10 é um satélite de órbita geoestacionária da EUMETSAT (*European* Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites) que está localizado a 0° de latitude e longitude -0.15 ° e fornece a partir do sensor SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager) imagens em 12 bandas (incluindo as bandas utilizadas para obter o NDVI), com resolução temporal de 15 minutos, radiométrica de 10 bits e espacial de 3 km a nadir, cobrindo a Europa, África, Oeste do Oriente Médio e Nordeste da América (Eumetsat, 2016). Mostra-se eficiente para o monitoramento da vegetação a partir do NDVI para regiões da África, sendo utilizado para estudo do comportamento do estresse hídrico da vegetação (Rulinda et al., 2010, 2011), e fenologia (Sobrino et al., 2013), apresentando vantagens para análise de séries temporais, quando comparado a satélites polares (Fensholt et al., 2011).

Entretanto, para o cálculo do NDVI deve-se considerar que as bandas do vermelho e infravermelho próximo apresentam características anisotrópicas de reflectância, tal que o valor do NDVI dependerá das características da geometria de observação. Assim, dada variação dos ângulos (zenital e azimutal) do Sol e de visada do sensor, mesmo que em uma superfície homogênea, ocorre uma alteração no sombreamento da vegetação e superfície do solo, como ilustrado na Figura 1, o que interfere no valor do NDVI resultante.



Figura 1. Características de reflexão da superfície devido à variação geométrica de iluminação solar e visada do satélite, sendo a dispersão para frente (à direita) com a presença de *hot spot* na região central e a dispersão para trás (à esquerda).

A correção dessa interferência geométrica pode ser feita a partir da técnica BRDF (*Bidirectional Reflectance Distribution Function*) de núcleos dirigidos que estima a reflectância da superfície através de núcleos (ou modelos) que representam a reflexão isométrica, geométrica e volumétrica de corpos da superfície, tendo como dados de entrada os ângulos de iluminação e visada e a reflectância do topo da atmosfera (Roujean et al., 1992). Essa técnica é utilizada em produtos e estudos de diferentes satélites (Schaaf et al., 2002; Fensholt et al., 2011). Porém, a utilização dessa técnica apresenta limitações como: a) falha de processamento devido baixa qualidade de algumas amostras, causada por nuvens de subpixel ou altos ângulos de observação, e b) necessidade de um número mínimo de amostras, que é difícil de obter em períodos de maior presença de nuvens.

Esse estudo propõe avaliar a técnica BRDF para obtenção do NDVI diário por meio de dados provindos do sensor SEVIRI do satélite geoestacionário Meteosat-10 para o estado de Goiás, com o intuito de identificar características, limitações e técnicas que possam auxiliar para melhorar a qualidade dos resultados.

2. Metodologia de Trabalho

A metodologia baseia-se no estudo de séries temporais de amostras de agricultura anual e pastagem do estado de Goiás, por meio da valiação de informações relacionadas à variação do NDVI durante o dia, geometria de observação, comparação do NDVI BRDF com NDVIs do dia (maior, menor e média) e análise de alternativas para minimizar o efeito de falhas e inviabilidade do cálculo de correção BRDF. Para o estudo foram selecionados 20 pixels (3 x 3 km) de grandes áreas, sendo 10 pixels de agricultura anual e 10 pixels de pastagem, conforme a classificação do mapa de uso do solo do Projeto TerraClass Cerrado – Mapeamento do Uso e Cobertura Vegetal do Cerrado (MMA, 2015). A Figura 2 apresenta os pixels de amostragem para avaliação (à esquerda) e sua localização geográfica (à direita), no estado de Goiás. Foram analisados dados de séries temporais para o ano de 2013.

10 Agricultura Anual Rio Verde -51.557, -17.376 11 13 2 Agricultura Anual Chapadão do Céu -52.751, -18.624 15 2 Agricultura Anual Jataí -52.751, -18.624 15 3 Agricultura Anual Jataí -52.084, -17.668 5 Agricultura Anual Jataí -52.084, -17.668 6 Agricultura Anual Montividiu -51.256, -17.265 7 Agricultura Anual Montividiu -51.256, -17.265 8 Agricultura Anual Montividiu -51.256, -17.265 9 Agricultura Anual Montividiu -51.256, -17.265 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.439 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.439 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.39 11 Pastagem Novo Mundo -50.427, -13.634 12 Pastagem Novo Mundo -50.427, -13.634 3 15 Pastagem Santa Tereza de Goiás	17	Amostra	Classe	Município	Coordenadas
1 Agricultura Anual Rio Verde -51,557, -17.376 11 13 2 Agricultura Anual Jataí -52,105, -17.820 15 20 4 Agricultura Anual Jataí -52,105, -17.820 15 20 4 Agricultura Anual Jataí -52,008, -17.510 16 - 5 Agricultura Anual Perolàndia -52,008, -17.510 17 - 7 Agricultura Anual Montividiu -51,220, -17.504 18 Agricultura Anual Montividiu -51,220, -17.504 -7.500 10 Agricultura Anual Rio Verde -50,916, -17.439 9 Agricultura Anual Rio Verde -50,916, -17.439 9 Agricultura Anual Paraúna -51.028, -16.049 10 Agricultura Anual Paraúna -50.0361, -12.2707 11 Pastagem São Miguel do Araguia -50.306, -12.707 13 Pastagem Novo Mundo -50.427, -13.634 14 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48,069, -13.607 15 Pastagem Novo Crarás	19				
11 13 14 2 Agricultura Anual Chapadão do Céu -52,751,-18,624 15 20 4 Agricultura Anual Jataí -52,054,-17,820 15 20 4 Agricultura Anual Jataí -52,084,-17,668 5 Agricultura Anual Jataí -52,084,-17,668 6 Agricultura Anual Montividiu -51,226,-17,304 7 Agricultura Anual Montividiu -51,226,-17,304 8 Agricultura Anual Montividiu -51,226,-17,304 9 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,439 9 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,439 10 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,439 10 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,439 10 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,054 11 Pastagem Novo Mundo -50,427,-13,634 10 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,077 54 1 6 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,426,-16,701		1	Agricultura Anual	Rio Verde	-51.557, -17.376
11 14 20 3 Agricultura Anual Jataí -52.105, -17.820 15 20 4 Agricultura Anual Jataí -52.005, -17.820 15 5 Agricultura Anual Perolândia -52.005, -17.820 16 6 Agricultura Anual Perolândia -52.006, -17.30 6 Agricultura Anual Montividiu -51.202, -17.504 7 Agricultura Anual Montividiu -51.202, -17.504 8 Agricultura Anual Montividiu -51.202, -17.504 9 Agricultura Anual Paraúna -50.916, -17.439 9 Agricultura Anual Paraúna -50.0501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -50.0501, -17.089 11 Pastagem Novo Mundo -50.427, -13.634 12 Pastagem Sio Miguel do Araguia -50.301, -12.707 54 1 6 Pastagem Nova Crixás -50.322, -14.161 16 Pastagem Nova Crixás -50.322, -14.161 -50.426, -16.701 3 18 Pastagem Jaduia	11 13	2	Agricultura Anual	Chapadão do Céu	-52.751, -18.624
15 15 16 5 Agricultura Anual Jataí -52,084, -17,668 5 Agricultura Anual Portolindia -52,084, -17,510 6 Agricultura Anual Montividiu -51,220, -17,504 7 Agricultura Anual Montividiu -51,226, -17,265 8 Agricultura Anual Montividiu -51,226, -17,265 9 9 Agricultura Anual Notividiu -51,226, -17,265 10 9 9 Agricultura Anual Nove Mundo -50,501, -17,439 9 9 Agricultura Anual Paraúna -50,501, -17,089 9 9 Agricultura Anual Paraúna -50,501, -17,089 10 Agricultura Anual Paraúna -50,502, -13,054 11 Pastagem Novo Mundo -50,427, -13,634 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,352, -14,161 15 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48,969, -13,007 3 18 Pastagem Javáaia -50,163, -16,701 17 Pastagem Javáaia -50,163, -16,701 18 Pastagem Javáaia -50,436, -12,941 20 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,436, -12,941	11 14	3	Agricultura Anual	Jataí	-52.105, -17.820
5 Agricultura Anual Perolândia -52.068, -17.510 6 Agricultura Anual Montividiu -51.202, -17.504 7 Agricultura Anual Montividiu -51.226, -17.265 8 Agricultura Anual Montividiu -51.226, -17.265 9 Agricultura Anual Rio Verde -50.916, -17.439 9 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -51.028, -16.949 10 Agricultura Anual Paraúna -51.028, -16.949 11 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.361, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -51.028, -16.949 11 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.361, -12.707 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.361, -12.707 13 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.352, -14.161 14 Pastagem Nova Crixás -50.352, -14.161 15 Pastagem Javiánia -50.426, -16.701 17	15	4	Agricultura Anual	Jataí	-52.084, -17.668
6 Agricultura Anual Montividiu -51.202, -17.504 7 Agricultura Anual Montividiu -51.202, -17.504 8 Agricultura Anual Montividiu -51.202, -17.504 9 Agricultura Anual Rio Verde -50.916, -17.439 9 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 11 Pastagem Novo Mundo -50.427, -13.634 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.361, -12.27.07 54 7 6 -13 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48.969, -13.607 5 Pastagem Nova Crixás -50.322, -14.161 -50.426, -16.701 3 18 Pastagem Jandiai -50.436, -16.703 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436, -12.941 20 Pastagem <td< th=""><th></th><th>5</th><th>Agricultura Anual</th><th>Perolândia</th><th>-52.068, -17.510</th></td<>		5	Agricultura Anual	Perolândia	-52.068, -17.510
7 Agricultura Anual Montividiu -51,256,17,265 8 Agricultura Anual Rio Verde -50916,17,439 9 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,089 10 Agricultura Anual Paraúna -50,501,-17,089 11 Pastagern Novo Mundo -50,427,-13,634 12 Pastagern São Miguel do Araguaia -50,321,-12,707 54 1 Pastagern Santa Tereza de Goiás -48,969,-13,607 3 15 Pastagern Nova Crixás -50,432,-14,161 16 Pastagern Jandaia -50,426,-16,701 3 18 Pastagern Jandaia -50,436,-16,701 17 Pastagern Jandaia -50,436,-16,701 -40,460,-17,830 2 18 Pastagern Joviânia -40,460,-17,83		6	Agricultura Anual	Montividiu	-51.202, -17.504
8 Agricultura Anual Rio Verde -50.916, -17.439 9 Agricultura Anual Paraúna -50.916, -17.439 9 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 10 Agricultura Anual Paraúna -50.501, -17.089 11 Pastagem Novo Mundo -50.427, -13.634 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.301, -12.707 54 7 6 - - -49.122, -13.531 14 Pastagem Santa Tereza de Goiás -49.122, -13.531 15 Pastagem Novo Crixás -50.325, -14.161 3 16 Pastagem Aurilândia -50.426, -16.701 3 18 Pastagem Jandaia -50.163, -16.023 2 18 Pastagem Javiãnia -49.400, -17.830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436, -12.941		7	Agricultura Anual	Montividiu	-51,256, -17.265
9 Agricultura Anual Paraína -50,501,17,089 10 Agricultura Anual Paraína -51,028,-16,099 11 Pastagem Novo Mundo -50,267,-13,634 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,361,-12,707 13 Pastagem Porngatu -49,122,-13,531 14 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48,969,-13,607 15 Pastagem Nova Crixás -50,426,-16,701 3 18 16 Pastagem Jandaia -50,426,-16,701 18 Pastagem Joriánia -49,460,-17,830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,436,-12,241 2 20 Pastagem Joriánia -50,436,-12,241 -20,436,-12,241		8	Agricultura Anual	Rio Verde	-50.916, -17.439
10 Agricultura Anual Paraúna -51.02816.949 11 Pastagem Novo Mundo -50.42713.634 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.36112.707 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -49.12213.531 13 Pastagem Saina Tereza de Goiás -48.96913.607 15 Pastagem Nova Crixás -50.35214.161 3 18 16 Pastagem Jandaia 17 Pastagem Jandaia -50.452.16.701 18 17 Pastagem Nova Crixás -50.35214.161 16 Pastagem Jandaia -50.163.16.023 -50.436.16.701 2 18 Pastagem Jandaia -50.163.21.623 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436.12.241 20 Pastagem Iaciara -46.69813.956		9	Agricultura Anual	Paraúna	-50.501, -17.089
11 Pistagem Novo Mundo -50,427,-13,634 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,361,-12,2707 13 Pastagem Porangatu -49,122,-13,531 54 1 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48,969,-13,607 3 18 15 Pastagem Nova Crixás -50,352,-14,161 16 Pastagem Nova Crixás -50,426,-16,701 17 Pastagem Jandaia -50,426,-16,701 18 Pastagem Javiānia -49,400,-17,830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,436,-12,941 20 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,436,-12,941 20 Pastagem Iaciara -46,698,-13,956		10	Agricultura Anual	Paraúna	-51.028, -16.949
10 16 12 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.36112.707 13 Pastagem Porangatu -49.122,-13.531 5 4 1 6 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48.969,-13.607 3 18 15 Pastagem Nova Crixás -50.352,-14.161 16 Pastagem Aurilandia -50.426,-16.701 17 Pastagem Jandaia -50.163,-16.923 18 Pastagem Jandaia -50.163,-17.200 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436,-12.2041 20 Pastagem Javiánia -49.400,-17.830 20 Pastagem Iaciara -46,698,-13.956		11	Pastagem	Novo Mundo	-50.427, -13.634
10 9 17 13 Pastagem Porangatu -49, 122, -13, 531 5 1 4 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48,969, -13, 607 5 1 5 Pastagem Nova Crixás -50,352, -14, 161 3 18 16 Pastagem Aurilandia -50,426, -16.701 7 Pastagem Jandaia -50,163, -16,023 -49,400, -17,830 18 Pastagem Javiānia -49,400, -17,830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,436, -12,941 20 Pastagem Iaciara -46,698, -13,956	16	12	Pastagem	São Miguel do Araguaia	-50.361, -12.707
7 9 14 Pastagem Santa Tereza de Goiás -48,969,-13,607 3 15 Pastagem Nova Crixás -50,322, 14,161 3 18 16 Pastagem Aurilândia -50,426,-16,701 17 Pastagem Jandaia -50,163,-16,923 - 2 19 Pastagem Joviânia -49,460,-17,830 2 20 Pastagem Javiânia -49,460,-12,941	10 . 17	13	Pastagem	Porangatu	-49.122, -13.531
5 1 6 8 3 18 16 Pastagem Nova Crixás -50.352, -14.161 3 18 16 Pastagem Aurilandia -50.426, -16.701 17 Pastagem Jandaia -50.163, -16.923 -50.163, -16.923 18 Pastagem Joviânia -49.460, -17.830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436, -12.941 20 Pastagem Iaciara -46.698, -13.956	7 9	14	Pastagem	Santa Tereza de Goiás	-48.969, -13.607
3 18 16 Pastagem Aurilindia -50.426, -16.701 17 Pastagem Jandaia -50.163, -16.923 18 Pastagem Jandaia -50.163, -16.923 18 Pastagem Joviânia -49.460, -17.830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436, -12.941 20 Pastagem Iaciara -46.698, -13.956	54 1 6 8	15	Pastagem	Nova Crixás	-50.352, -14.161
17 Pastagem Jandaia -50.163, -16.923 18 Pastagem Joviānia -49.460, -17.830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436, -12.041 20 Pastagem Iaciara -46,698, -13,956	3 18	16	Pastagem	Aurilândia	-50.426, -16.701
18 Pastagem Joviānia -49,460,-17,830 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50,436,-12,941 20 Pastagem Iaciara -46,698,-13,956		17	Pastagem	Jandaia	-50.163, -16.923
2 19 Pastagem São Miguel do Araguaia -50.436, -12.941 20 Pastagem Iaciara -46,698, -13.956	7.	18	Pastagem	Joviânia	-49.460, -17.830
20 Pastagem Iaciara -46,698,-13,956		19	Pastagem	São Miguel do Araguaia	-50.436, -12.941
		20	Pastagem	Iaciara	-46,698, -13,956

Figura 2. Pontos de amostra das grandes áreas de agricultura anual (1 a 10) e pastagem (11 a 20) do estado de Goiás, conforme classificação do mapa Terraclass 2013 (MMA, 2015).

Os dados do MSG são disponibilizados por recepção direta, através de link via satélite (Schmetz et al., 2002), ou por solicitação via Internet (Eumetsat, 2011). Foram utilizados dados HRIT (*High-Rate Image Transmission*) Nível 1.5 que são imagens georreferenciadas e radiometricamente pré-processadas com resolução espacial de 3 km. Foram extraídas as bandas do vermelho (RED) e infravermelho próximo (NIR), para obtenção do NDVI, sendo utilizado o período das 10:00 às 14:00, horário de Brasília, por representar o período de maior iluminação solar sobre a superfície (Fensholt et al., 2011).

Foram excluídas amostras com presença de nuvens utilizando o produto máscara de nuvens, disponibilizado pela EUMETSAT (Eumetsat, 2011), com resolução espacial de 4 km e temporal de 15 minutos. Para tanto, a imagem foi reprojetada, utilizando convolução cúbica, e remostrada para 3 km. Os ângulos que representam a geometria (azimutal e zenital) de visada e iluminação são obtidos a partir do processamento de aplicativos disponibilizados pela EUMETCAST no pacote Geonetcast Toolbox (Maathuis et al., 2013). A resolução espacial dos ângulos é de 0,45°, sendo o dado reprojetado, utilizando convolução cúbica, e remostrado para 3 km.

A implementação da técnica de correção geométrica baseou-se na biblioteca em Python do NERC (*National Centre for Earth Observation*) do Reino Unido (GomesDans, 2015). Foi selecionada a técnica Ross-Thick Li-Sparce para ser utilizada no processamento de correção geométrica, mesma técnica utilizada no algoritmo do produto Albedo MODIS (Wanner et al., 1995; Schaaf et al., 2002) e em estudos de NDVI com dados Meteosat (Fensholt et al., 2011).

Para o processamento das imagens, máscara de nuvens, obtenção dos ângulos de observação, obtenção de séries temporais e correção geométrica foram desenvolvidas rotinas na linguagem Python. O resultado da correção geométrica é uma imagem que, para cada pixel, possui o valor correspondente ao maior NDVI do dia corrigido geometricamente,

obtido entre as diversas observações do dia. Foram realizadas análises visuais e estatísticas para avaliação dos resultados.

3. Resultados e Discussão

Como descrito, o valor do NDVI varia durante o dia devido ao movimento de rotação da Terra e a variação dos ângulos de iluminação solar sobre os corpos da superfície. A Figura 3 apresenta a série temporal das bandas RED, NIR e do NDVI de um pixel de agricultura anual (à esquerda) e de pastagem (à direita) em um período de 10 dias (doy 213 a 223) do mês de agosto de 2013, sendo cada dia representado no período de 10:00 às 14:00, horário de Brasília. Existe uma grande variação das reflectâncias das bandas RED (em vermelho) e NIR (em vermelho escuro) durante o dia (picos triangulares), ocasionada principalmente devido à variação da posição do Sol durante o dia (ângulos zenital e azimutal solar), já que os ângulos de visada (azimutal e zenital) do sensor são fixos em relação a um determinado pixel. Essa variação resulta em diferentes valores de NDVI (em verde) durante o dia para o mesmo pixel. A série temporal de agricultura anual apresenta picos das bandas RED e NIR mais acentuados, relacionados à maior cobertura vegetal comparado à pastagem.



Figura 3. Variação das refletâncias das bandas RED e NIR e do valor do NDVI durante o dia para pontos de amostra da classe de agricultura anual (à esquerda) e pastagem (à direita) em um período de dez dias (213 a 223) do ano de 2013.

Os ângulos (azimutal e zenital) de iluminação solar também variam durante o ano, devido principalmente ao movimento de translação da Terra e presença de nuvens; sendo assim, o maior valor de NDVI do dia não está apenas em um horário específico. A Figura 4 apresenta a distribuição de amostras de maior valor de NDVI (à esquerda) e a variação dos ângulos azimutal e zenital de iluminação e visada (à direita) para as amostras da área de estudo. As amostras de maior valor de NDVI do dia estão boa parte no período das 10:00 às 10:30, no entanto, devido a presença de nuvens durante o dia e à geometria de iluminação solar, o maior valor de NDVI também está distribuído entre as 10:45 e 14:00. Além disso, devido à posição fixa do sensor os ângulos de visada apresentam menor variância, comparado aos ângulos de iluminação solar.

Para avaliar o resultado da correção geométrica utilizando BRDF fez-se o teste t pareado comparando-o com o maior, menor e média do NDVI do dia para as séries temporais das amostras das duas classes de uso, conforme apresentado na Tabela 1. O valor do NDVI BRDF do dia corresponde ao maior valor de NDVI após a operação de correção geométrica. O resultado rejeita a hipótese de que as médias são iguais (p < 0,001), ou seja, o NDVI BRDF e cada um dos NDVIs do dia não podem ser considerados equivalentes estatisticamente, mesmo apresentando valor de média bem próxima, como quando comparado ao maior NDVI do dia. Esse resultado demonstra que o NDVI BRDF, mesmo sendo baseado em valores de NDVI do dia, apresenta características específicas que o diferenciam significativamente dos valores de maior, menor ou da média do dia.

Anais do XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto -SBSR ISBN: 978-85-17-00088-1



Figura 4. Distribuição da porcentagem de amostras de maior valor de NDVI das classes de pastagem (em azul, n = 1869) e agricultura anual (em vermelho, n = 1529) do ano de 2013 para a área de estudo (à esquerda) e histograma em porcentagem dos ângulos das amostras (à direita), sendo VZA e VAZ, respectivamente, os ângulos zenital e azimutal de visada e SZA e SAZ, respectivamente, os ângulos zenital e azimutal solar.

Tabela 1. Resultados de	testes estatísticos comparando o NDVI BRDF e o NDVI (maior
menor e média) do dia	para amostras de classe de agricultura anual e pastagem de 2013.

	μ	σ	n	Т	DF	р	r	\mathbf{r}^2
Agricultura Anual								
NDVI BRDF do dia	0,4185	0,1711						
Maior NDVI do dia	0,4239	0,1721	1529	-15,56	1528	0,0000	0,9970	0,9939
Menor NDVI do dia	0,3412	0,1521	1529	53,14	1528	0,0000	0,9448	0,8926
Média NDVI do dia	0,3925	0,1629	1529	45,43	1528	0,0000	0,9922	0,9844
Pastagem								
NDVI BRDF do dia	0,4186	0,1171						
Maior NDVI do dia	0,4232	0,1182	1870	-14,48	1869	00000	0,9932	0,9864
Menor NDVI do dia	0,3438	0,1130	1870	59,57	1869	0,0000	0,8647	0,7478
Média NDVI do dia	0,3964	0,1143	1870	47,80	1869	0,0000	0,9789	0,9582
Sendo μ a média, σ o desvio padrão da média, n a quantidade de amostras, t o t-Student, DF os graus de liberdade e p o teste de significância, r coeficiente de correlação e r ² o coeficiente de correlação.								

No entanto, existe alta correlação entre o NDVI BRDF e os NDVIs do dia, sendo maior para o maior NDVI, tanto para a classe de agricultura anual ($r^2 = 0,9939$) quanto para pastagem ($r^2 = 0,9864$). A Figura 4 apresenta os gráficos de correlação para as classes de agricultura anual (à esquerda, n = 1529) e pastagem (à direita, n = 1870). A alta correlação é esperada, uma vez que os dados de entrada para cálculo do NDVI BRDF são valores do NDVI do dia. Muitos pontos das amostras estão sobre a linha da equação de regressão, no entanto, os pontos que estão um pouco dispersos corroboram para demonstrar a diferença entre o NDVI BRDF e maior NDVI do dia, apresentada no teste de t pareado.

O cálculo do BRDF pode ser falho quando o resultado apresenta valor negativo na reflexão isotrópica, o que significa que a superfície apresenta determinada característica isotrópica de reflexão que absorve mais luminosidade do que realmente recebe. Cálculos de BRDF que apresentam falha não podem ser utilizados na estimativa do NDVI. Para diminuir essas falhas uma alternativa é a abordagem conhecida como Pesos dinâmicos, em que as

amostras são ponderadas conforme a qualidade da observação, sendo que em dias que supostamente possuem contaminação atmosférica apresentam pesos baixos (Gao et al., 2002).



Figura 4. Correlação entre o maior NDVI do dia e maior NDVI BRDF do dia para as classes de agricultura anual (à esquerda, n = 1529) e pastagem (à direita, n = 1870).

A Tabela 2 apresenta a relação entre filtros aplicados às amostras e porcentagem de correção e falhas de inversão para cálculo do BRDF. A técnica de BRDF utilizando apenas filtros de nuvem, a partir do produto máscara de nuvens, apresenta alto índice de correção (75,6 %), sendo a maioria das falhas pelo cálculo do BRDF para a banda RED (15,7 %). A técnica de pesos dinâmicos diminui a quantidade de correções (72,1 %), não sendo assim recomendada. Por outro lado, filtros sobre a variação do NDVI e SAZ que apresentam grande variação durante o dia, conforme apresentado na Figura 4, alteram o índice de correção do BRDF sem falhas. Com efeito, a filtragem de NDVI variando 20% sobre a média e o SAZ variando 80 % sobre a média, fornece um valor maior de correção sem falhas (78,4 %), sendo essa forma de filtragem dos dados sugerida para a correção geométrica.

Filtros	Correção	Falha RED	Falha NIR	Falha RED/NIR
BRDF	75,6 %	15,7 %	0,7 %	7,9 %
Pesos dinâmicos	72,1 %	16,2 %	1,0 %	10,8 %
NDVI (média ± 20%)	74,7 %	16,0 %	0,7 %	8,7 %
NDVI (média ± 40 %)	72,2 %	16,4 %	1,0 %	10,3 %
NDVI (média ± 60 %)	72,0 %	16,2 %	1,0 %	10,8 %
SAZ (média ± 40 %)	53,5 %	7,9 %	1,2 %	6,1 %
SAZ (média ± 60 %)	75,8 %	9,4 %	1,5 %	6,7 %
SAZ (média ± 80%)	77,0 %	12,3 %	1,3 %	8,0 %
BRDF NDVI (média ± 20%)	78,4 %	10,2 %	1,2 %	5,1 %
e SAZ (média ± 80%)				

Tabela 2. Relação entre filtros aplicados às amostras e porcentagem de correção e falhas de inversão para cálculo do BRDF.

Para o cálculo do BRDF diário é necessário pelo menos cinco amostras do pixel durante o dia, sem presença de nuvens, no período de 10:00 às 14:00, horário de Brasília. Caso contrário, o cálculo de BRDF deste pixel não será realizado e o pixel terá valor nulo. A Figura 5 apresenta a quantidade de amostras passíveis de correção geométrica, para cada pixel, nos meses de fevereiro (à esquerda) e agosto (à direita) do estado de Goiás no ano de 2013. Percebe-se que para o mês de fevereiro, que apresenta clima chuvoso, boa parte das amostras tem presença de nuvens, resultando em poucos pixels para o cálculo BRDF e, consequentemente, em poucas amostras com correção geométrica durante o mês. Por outro lado, no mês de agosto, que apresenta clima seco, há pouca presença de nuvens sobre os pixels, resultando em maior quantidade de amostras durante o dia e, consequentemente, muito mais amostras durante o mês. Entretanto, essa forma de utilização do cálculo do BRDF limita a principal vantagem do satélite geoestacionário, que é a alta resolução temporal.

Para diminuir esse problema uma técnica utilizada é o cálculo do BRDF baseado em LUTs (*Look-Up Tables*) que são tabelas de dados contendo valores pré-calculados dos parâmetros de BRDF tendo como entrada a classe de uso do solo e ângulos de iluminação e visada (Ertürk et al., 2010). No entanto, as desvantagens dessa técnica são basicamente duas: a) para realizar a busca na LUT é necessário considerar que o pixel pertence à determinada classe de uso do solo; no entanto, assume-se a ausência de dinâmica da superfície, como sazonalidade e mudança de uso do solo; b) a tabela é gerada para minimizar cálculos em tempo de processamento; no entanto, é imprecisa, pois representa apenas alguns valores no intervalo de parâmetros de entrada (ângulos de observação e visada e classe de uso do solo).

Uma alternativa dinâmica é armazenar parâmetros de cálculo BRDF obtidos em um dia anterior para ser utilizado em dias que a quantidade de amostras daquele pixel é menor do que o exigido para o cálculo do BRDF. Dessa forma, o cálculo do BRDF será realizado mesmo em dias com grande presença de nuvens, mas que possuem de uma a quatro amostras sem nuvens, a partir desses parâmetros armazenados, obtendo assim um valor para representar o pixel. Isso pode ser visto na Figura 5 (linha inferior) que apresenta a quantidade de amostras passíveis de correção geométrica utilizando o cálculo do BRDF do dia ou anterior, sendo relativamente maior do que o cálculo utiliza apenas amostras do dia (linha superior).





4. Conclusões

A correção geométrica através da técnica de BRDF de núcleos permite modelar características de reflexão dos corpos da superfície com o intuito de corrigir o valor do NDVI. Em uma avaliação para amostras de classes de uso de agricultura anual e pastagem, o NDVI BRDF mostra-se diferente dos valores de maior, menor e média do NDVI do dia (teste-t pareado, p < 0,001), porém apresenta alta correlação ($r^2 > 0.8$) pelos dados apresentarem mesma origem. O cálculo do BRDF pode ser um entrave para a utilização da alta resolução temporal de satélites geoestacionários, devido à exigência de quantidade de amostras por pixel e falha de cálculo (em cerca de 30%). A filtragem do NDVI, variando 20% da média, e

o SAZ, variando 80 % da média, fornece um valor maior (78,4 %) de correção sem falhas, comparado do BRDF convencional. Para dias com falha uma alternativa é utilizar parâmetros de cálculo BRDF obtidos em um dia anterior. Esse estudo permitiu uma melhor compreensão das limitações e complexidades da utilização da correção geométrica do NDVI com a técnica BRDF de núcleos dirigidos, fornecendo subsídio para a obtenção do índice por meio de sensores de satélites geoestacionários como o Meteosat-10 e, futuramente, com o GOES-R.

Agracedimentos

À FAPEG (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás) pela bolsa de doutorado do Edital nº 03/2014, e ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pela bolsa de produtividade em pesquisa.

Referências Bibliográficas

Atzberger, C. Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. **Remote Sensing**, v. 5, n. 2, p. 949–981, 2013.

Barbosa, H. A.; Ertük, A. G. Índice diário de vegetação estimado com imagens multiespectrais do satélite METEOSAT Segunda Geração. **Anais...** XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, p. 5617–5624, Natal, Brasil, 2009b.

Delgado, R. C.; Sediyama, G. C.; Costa, M. H.; Soares, V.P.; Andrade, R.G. Classificação espectral de área plantada com a cultura da cana-de-açúcar por meio da árvore de decisão. Engenharia Agrícola, v. 32, p. 369–380, 2012.

Ertürk A. G.; Elliott S.; Barbosa H.; Samain O.; Heinemann, T. Pre-operational NDVI product derived from MSG SEVIRI (2010). Disponível em: https://www.eumetsat.int/website/wcm/idc/idcplg?IdcService=GET_FILE&dDocName=PDF_CONF_P57_S1_0

5 ERTURK P&RevisionSelectionMethod=LatestReleased&Rendition=Web. Acesso: mai. 2016.

Eumetsat. Eumetsat home page, 2016. URL <http://eumetsat.int>.

Fensholt, R.; Anyamba, A.; Huber, S.; Proud, S. R.; Tucker, C. J.; Small, J.; Pak, E.; Rasmussen, M. O.; Sandholt, I.; Shisanya, C. Analysing the advantages of high temporal resolution geostationary MSG SEVIRI data compared to Polar Operational Environmental Satellite data for land surface monitoring in Africa. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, v. 13, n. 5, p. 721–729, 2011.

Filho, S.; Nunes, G.M.; Roberto, C.; Filho, D. S. Discriminação de Fitofisionomias na Amazônia Central por meio de Índices de Vegetação de Imagens com resolução espacial moderada. **Geografia Acadêmica**, v. 1, p. 5–14, 2012.

GomesDans J. Brdf modelling with python and MODIS data, 2015. URL ">https://www.wakari.io/sharing/bundle/jgomezdans/BRDF_modelling>.

Huete, A. R.; Peccinini, A.; Ferreira, M. E.; Guimar, L. Análise comparativa dos produtos MODIS ecologia para o monitoramento biofísico ambiental do bioma cerrado. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 24, p. 1–10, 2006.

Maathuis B.; Mannaerts C.; Schouwenburg M.; Retsious B.; Lemmens R. GEONETCAST TOOLBOX. University of Twente, xml versio edition, 2013. URL ">http://www.itc.nl>.

Roujean J.-L., Leroy M., e Deschamps P.-Y. A bidirectional reflectance model of the Earth's surface for the correction of remote sensing data. **Journal of Geophysical Research**, 97(92): 20455, 1992. ISSN 0148-0227. doi: <10.1029/92JD01411>.

Rulinda, C.M.; Bijker, W.; Stein, A. Image mining for drought monitoring in eastern Africa using Meteosat SEVIRI data. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, v. 12S, p. S63–S68, 2010.

Rulinda, C. M.; Bijker, W.; Stein, A. The chlorophyll variability in Meteosat derived NDVI in a context of drought monitoring. **Procedia Environmental Sciences**, v. 3, p. 32–37, 2011.

Sobrino, J.A.; Julien, Y.; Soria, G. Phenology estimation from meteosat second generation data. **IEEE Journal** of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, v.6, n. 3, p. 1653–1659, 2013. Schaaf C. B.; Gao, F.; Strahler, A. H.; Lucht, W.; Li, X; et al. A operational BRDF, albedo nadir reflectance products from MODIS. Remote Sensing of Environment, v. 83, n. 1-2, p. 135–148, nov 2002.

Tian, F.; Fensholt, R.; Verbesselt J.; Kenneth G.; Horion S.; Wang Y. Evaluating temporal consistency of long-term global NDVI datasets for trend analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 163, p. 326–340, 2015.

Tucker, C. J. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. **Remote Sensing** of Environment, v. 150, p. 127–150, 1979.

Wanner W.; Li X.; Strahler A. H. On the derivation of kernel for kernel-driven models of bidirectional reflectance. **Journal of Geophysical Research**, 100:21077–21089, 1995. URL http://www.agu.org/pubs/crossref/1995/95JD02371.shtml.