

## Potencial das imagens Landsat – OLI e RapidEye para identificar áreas de degradação florestal em Querência e Canarana – MT comparadas com imagens LiDAR

Anderson Jorge <sup>1</sup>  
Erone Ghizoni dos Santos <sup>1</sup>  
Yosio Edemir Shimaburo <sup>1</sup>  
Maurício Alves Moreira <sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Av. dos Astronautas, 1758 – Jardim da Granja, São José dos Campos - SP 12227-010  
Brasil  
{anderson.jorge, erone.santos, mauricio.moreira}@inpe.br; yosio@dsr.inpe.br

**Abstract.** The degradation process happens when a reduction in forest's quality occurs. In this context, the state of Mato Grosso - MT, Brazil, is known to have the largest forest degraded areas that increased during the last years. A recent technique to study the forest degradation is the Light Detection and Ranging – LiDAR, which allows the assessment of forests in a 3D form. The area studied in this work is located at northern part of Mato Grosso state, comprising 1006 ha. We used two approaches to identify the degradation areas in the OLI and RapidEye images. These results obtained by these approaches were compared with a LiDAR image result which have a better spatial resolution. The techniques used to estimate degradation areas were: the Linear Spectral Mixture Model (LSMM) and the Maximum Likelihood Classification. The RapidEye image was better identify forest degradation in isolated and small areas; and on the other hand, the OLI image was better to depict the sum of degraded areas. Overall, the LSMM showed a more accurate classification than the Maximum Likelihood Classification. Forest degradation is better identified with LiDAR image, but optical images are a possibility when there isn't the option to use the cloud points 3D.

**Keywords:** sensoriamento remoto, remote sensing, processamento de imagens, image processing, LiDAR, degradação florestal, forest degradation.

### 1. Introdução

As atividades antrópicas ainda são a principal causa da degradação florestal na Amazônia, principalmente o desmatamento para conversão da floresta em pastagem ou agricultura. Em 2015, na Amazônia Legal, o desmatamento aumentou cerca de 24% em relação ao ano anterior, chegando na casa de 6.207 km<sup>2</sup>, sendo 2.153 km<sup>2</sup> no Pará e 1.601 km<sup>2</sup> no Mato Grosso (INPE, 2015).

A fiscalização por parte de órgãos governamentais é muito difícil devido às condições precárias de acesso as áreas remotas. Por este motivo, técnicas de sensoriamento remoto para identificar locais que sofreram algum tipo de degradação são utilizadas em projetos de âmbito regional, tais como o PRODES, DETER e DEGRAD, nos quais o objetivo é identificar, na Amazônia, áreas que passaram por mudanças na cobertura florestal, sofrendo com o desmatamento por corte raso ou processos de desflorestamento.

Técnicas de Sensoriamento Remoto - SR oferecem vantagens para o monitoramento da degradação florestal em áreas de difícil acesso e informações temporais da mudança da cobertura da terra na região Amazônica (HEROLD e SKUTSCH, 2011).

A remoção de quase toda a biomassa florestal em um curto período de tempo é classificada como desmatamento por corte raso, uma vez que a degradação da floresta depende da intensidade e persistência das desordens que nela são aplicadas (JOSEPH *et al.*, 2011).

A degradação florestal deve ser considerada uma ameaça para o bioma amazônico, havendo a necessidade de avanços em sua definição e indicadores de parâmetros para a

classificação em seus diferentes níveis. Áreas de florestas degradadas sofrem remoção parcial de seus indivíduos vegetais, podendo os distúrbios serem de origem natural ou mais comumente antrópicos, tais como incêndio e exploração madeireira (EMBRAPA, 2015).

Dados LiDAR (*Light Detection and Ranging*) apresentam uma escala detalhada quando comparados com os dados 2D de imagens orbitais, para análise de degradação. Dessa maneira é possível analisar uma floresta na estrutura 3D, vertical e horizontal, em que se extraem métricas florestais da nuvem de pontos geradas (LAURIN *et al.*, 2016).

Andersen *et al.* (2014) utilizaram dados LiDAR em faixas de voos repetidas para estimar mudanças associadas a extração seletiva de madeira em florestas tropicais naturais na Amazônia Ocidental Brasileira. Os autores analisaram as mudanças na área de cobertura de copa, nas métricas estruturais de copa provenientes do LiDAR e biomassa acima do solo. A simples diferença dos modelos de altura de copa do LiDAR de 2010 e 2011 identificou áreas onde árvores com mais de 30 m de altura tinham sido removidas. Os autores concluíram que a intensidade e a magnitude afetam significativamente a análise do impacto.

Dependendo da magnitude, a degradação florestal pode ser observada em imagens de sensores orbitais. Aguiar *et al.* (2015) usaram imagens do sensor TM - Landsat 5 e OLI - Landsat 8 para identificar áreas degradadas utilizando técnicas de processamento digital de imagens. Souza Jr (2013) usou imagens do sensor RapidEye para gerar mapas de desmatamento por municípios na região amazônica e avaliaram a precisão do posicionamento geográfico das imagens.

Dentre as técnicas de processamento de imagens cita-se o Modelo Linear de Mistura Espectral que possibilita analisar o menor elemento de uma imagem, o *pixel*, que é composto pela mistura espectral dos objetos contidos nele, baseando no princípio de que este elemento é formado pelas contribuições lineares dos seus componentes. Sabendo-se quais são seus componentes é possível gerar imagens frações correspondentes (SHIMABUKURO e SMITH, 1991).

A variedade de alvos presente no *pixel* dependerá da resolução espacial de cada sensor. Imagens com maior resolução espacial, possuem menor probabilidade de abranger maior quantidade de alvos se comparados a sensores com resoluções maiores (TEIXEIRA, 2005). As principais misturas presentes em um *pixel* cuja cena predomina uma cobertura vegetal são sombra (podendo ser representada por água), vegetação e solo (SHIMABUKURO, 1987).

Outro método de classificação é o de Máxima Verossimilhança (MAXVER) que busca quantificar incertezas em ambas as variáveis de resposta e modelos de regressão bivariada, assumindo distribuição normal na população estudada, utilizando um modelo estatístico a partir de um conjunto de dados pré-definidos como uma amostra, estimando valores para diferentes parâmetros, maximizando a função de verossimilhança (Ma *et al.*, 2013).

O objetivo deste estudo é avaliar o potencial das imagens OLI e RapidEye para mapear áreas de degradação florestal, usando como referência dados LiDAR.

## 2. Materiais e Métodos

### 2.1 Área de Estudo

O estudo foi realizado na Fazenda Tanguro localizada na divisa política dos municípios de Canarana e Querência, a nordeste do Estado do Mato Grosso no Brasil entre as coordenadas 13° 05' 25" S 52° 26' 31" O e 13° 04' 18" S 52° 22' 34" O, próximo ao km 60 da rodovia MT-110 que liga as duas cidades. A área de estudo é caracterizada por Floresta Tropical Densa e ocupa 1006 ha, de acordo com a Figura 1.

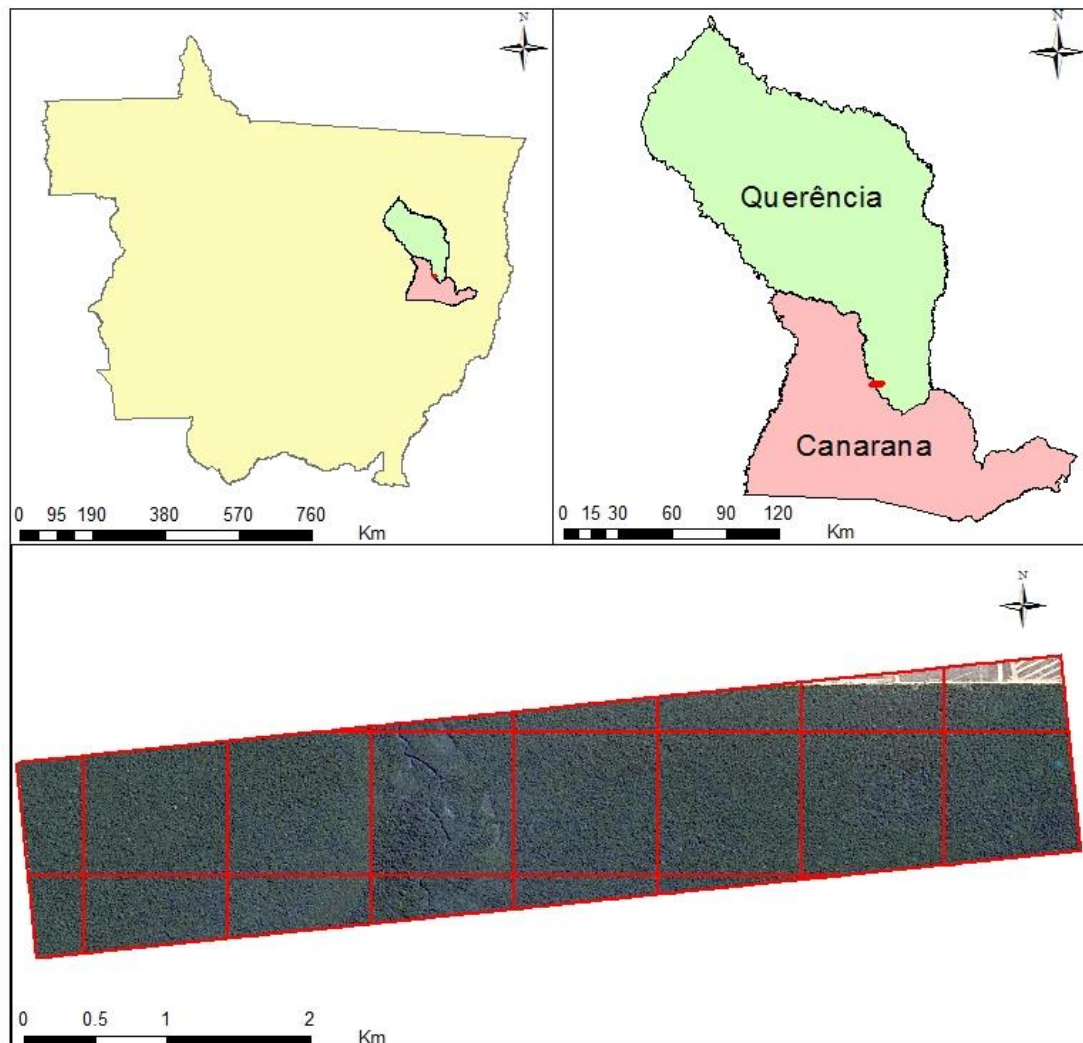


Figura 1: Transecto dos dados LiDAR em relação ao Estado do Mato Grosso e em relação aos municípios de Querência e Canarana.

## 2.2 Dados LiDAR

A nuvem de pontos LiDAR foi adquirida do Projeto Paisagens Sustentáveis (PS) apoiado no Brasil pela Embrapa (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária). Foram utilizados dados de duas aquisições em datas diferentes, uma para 2012 e outra para 2014, sendo que esta última foi realizada em duas ocasiões. As informações referentes à aquisição dos dados LiDAR podem ser conferidas na Tabela 1.

Tabela 1: Características da aquisição dos dados LiDAR.

	2012	2014
Data da aquisição	04/08/12	27/10/14; 01/11/14
Densidade média de retorno (pts/m <sup>2</sup> )	13,7ppm <sup>2</sup>	41,05ppm <sup>2</sup>
Densidade media do 1° retorno (pts/ m <sup>2</sup> )	7,05ppm <sup>2</sup>	16,7ppm <sup>2</sup>
Altura de voo	850m	853m
Campo de visada	11°	10°
Especificação do sensor	Altm 3100/Optech	Altm 3100/Optech
Frequência	59,8 Hz	67.5 Hz
Porcentagem de sobreposição de faixas	65%	65%

### 2.2.1 Processamento de Dados do LiDAR

Para ambos os anos, 2012 e 2014, os pontos LiDAR foram divididos em 21 blocos, e posteriormente para cada ano processou-se os dados por meio do *software* FUSION (McGaughey, 2015). Primeiramente, todos os blocos foram unidos em um único arquivo e uma imagem de densidade de pontos foi gerada, com malha de 1 m<sup>2</sup>, para os anos de 2012 e 2014.

Foram geradas imagens do Modelo Digital de Superfície (MDS) e o Modelo Digital de Terreno (MDT), com 1 m x 1 m de resolução espacial. A subtração do MDS pelo MDT resulta no Modelo de Altura de Copa (*Canopy Height Model* - CHM), que representa a altura do dossel da floresta naquele pixel.

O CHM foi obtido para os anos de 2014 e 2012, e na sequência realizou-se a subtração destas imagens com o intuito de analisar as áreas que sofreram alteração, salientando deste modo à redução ou aumento das alturas das árvores devido à diferença entre os anos. A imagem proveniente da subtração das imagens do LiDAR foi utilizada como referência na comparação com os resultados obtidos dos sensores RapidEye e OLI. Para quantificar a área degradada a partir dos dados LiDAR, definiu-se um limiar - 5 m, com isso gerou-se a imagem binária onde todos os valores menores ou iguais a -5 m foram considerados como áreas degradadas.

### 2.3 Imagens Ópticas

As imagens dos sensores OLI e RapidEye foram adquiridas nas datas de 10/09/2014 e 10/07/2015, respectivamente. O sensor OLI tem uma resolução radiométrica de 16 bits e uma resolução espacial de 30 metros para as bandas utilizadas, que foram azul, verde, vermelho e infravermelho próximo (IVP) (USGS, 2016). O sensor RapidEye possui resolução radiométrica de 12 bits e resolução espacial de 5 metros (RAPIDEYE, 2016), também com as bandas do azul, verde, vermelho e IVP. Para processar essas imagens foi utilizado o *software* ENVI 5.0.

#### 2.3.1 Processamento de Dados Ópticos

O Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) e Máxima Verossimilhança (MAXVER) foram utilizados para classificar as áreas degradadas. As Regiões de Interesse (RI's) foram tomadas a partir da análise do diagrama de dispersão entre as bandas vermelho (eixo X) e a banda infravermelho próximo (eixo Y). Para a coleta das amostras para o classificador foi utilizada toda a cena em ambas as imagens e classificou-se então, apenas a área sobrevoada pelo LiDAR.

Das três imagens fração (solo, sombra e vegetação) geradas pelo MLME, após uma análise visual, a fração solo foi escolhida, pois melhor representou as áreas que sofreram alguma perturbação. Gerou-se então, uma imagem binária da fração solo proveniente da técnica MLME, utilizando um limiar  $\geq 0,5$  para o *pixel* ser considerado da classe degradada.

Para todas as imagens quantificou-se as áreas classificadas no MAXVER e na imagem binária gerada a partir do MLME, esses valores foram comparados com a área degradada e não degradada oriundas dos dados LiDAR.

### 3. Resultados e Discussão

A imagem do CHM (Figura 2a) possui valores que variaram de -28,94 a 14,09m. Estes resultados, especialmente os negativos, demonstram que em 2012 havia vegetação em determinadas áreas, mas em 2014 houve decremento de altura, ou seja, aquela árvore que estava presente em 2012, em 2014 não existia mais, assumindo-se assim o corte da mesma. É notório que grande parte da imagem permaneceu com valores

próximos a 0, significando que, esses locais não sofreram uma alteração expressiva, permanecendo constantes entre os anos analisados.

Outro ponto que se observa no CHM é que os *pixels* que tendem para a coloração vermelha apresentaram os menores valores, ou seja, houve uma redução da altura dos indivíduos naqueles locais, demonstrando que a floresta passou por algum distúrbio como, por exemplo, corte seletivo ou queimada.

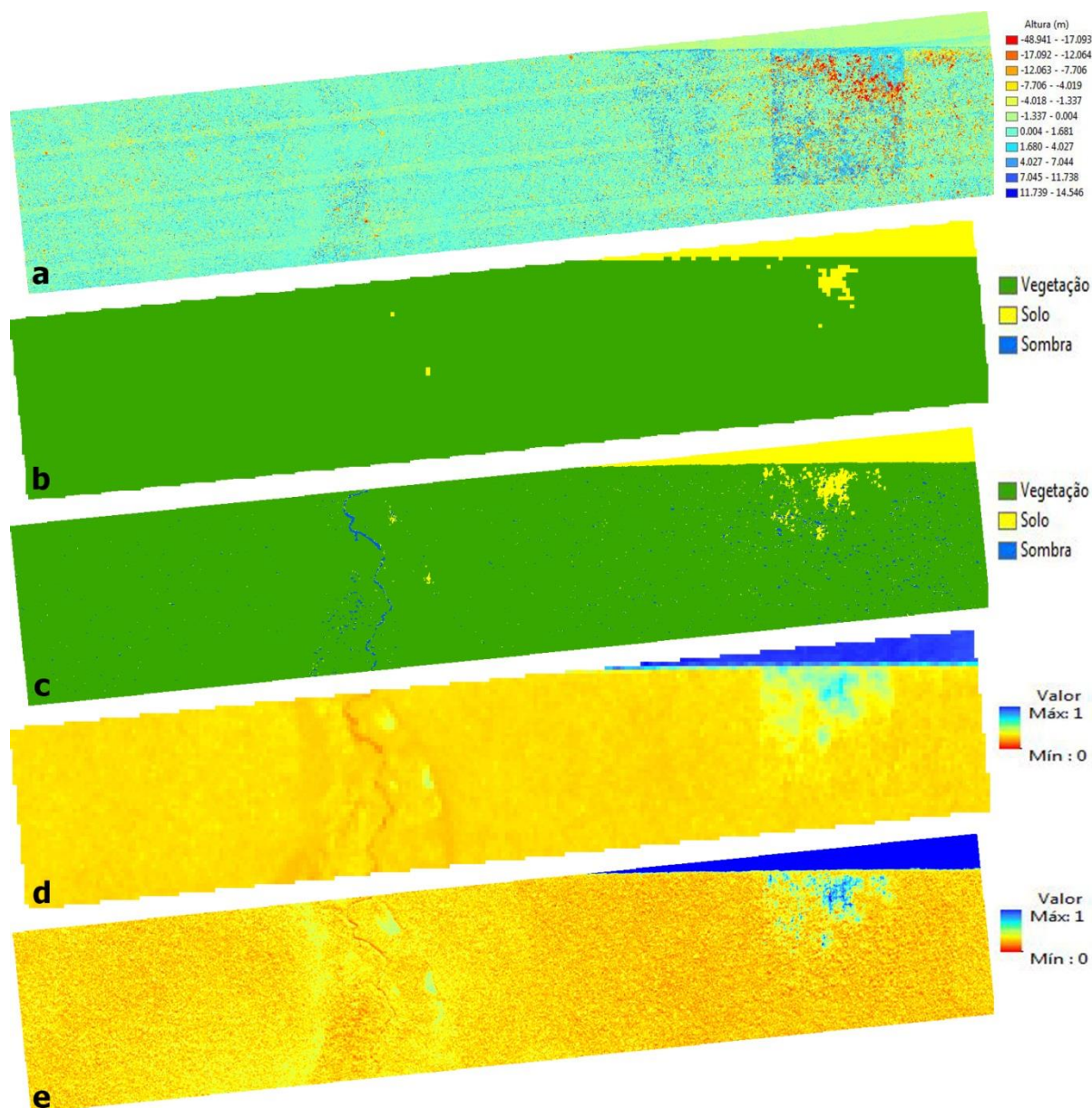


Figura 2: Resultado do processamento das imagens. a) Imagem resultante da subtração do CHM dos anos 2012 e 2014; b) Classificação MAXVER para a imagem OLI; c) Classificação MAXVER para a imagem RapidEye; d) Imagem da fração solo proveniente do MLME para imagem OLI; e) Imagem da fração solo proveniente do MLME para imagem RapidEye.

Pela classificação de Estimativa de Máxima Verossimilhança, percebe-se uma diferença entre a imagem RapidEye (Figura 2c) e OLI (Figura 2b). Na imagem RapidEye foi possível distinguir o curso de água, enquanto na imagem OLI não foi possível observá-lo. Ainda na imagem classificada do sensor OLI, não foi possível

discriminar *pixels* de sombra, pois a classificação foi aplicada para toda a cena das imagens, desta forma nenhum ponto foi classificado como sombra para a área focal. O resultado do Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) para as imagens de ambos os sensores mostrou a presença de solo em meio à vegetação nos locais onde o LiDAR identificou como degradação, entretanto o sensor RapidEye permitiu discernir em maiores detalhes as áreas não identificadas pelo sensor OLI.

Na imagem da fração solo derivada do MLME (Figura 2d e 2e) em ambos os sensores, foi possível identificar áreas com maior contribuição do solo, o que leva ao entendimento de que a vegetação sofreu algum distúrbio. Assim, usando o MLME é possível identificar áreas florestais que sofreram algum tipo de degradação. Ao utilizar um sensor com uma resolução espacial maior, neste caso o RapidEye, a identificação dessas áreas tornou a informação mais detalhada, uma vez que um *pixel* do OLI corresponde a 36 *pixels* do RapidEye.

As áreas degradadas encontradas nas imagens dos sensores ópticos condizem com as áreas onde há *gaps* nas imagens do LiDAR. Haja vista que o LiDAR possui uma maior resolução espacial. Sendo possível identificar as áreas em degradação no interior da floresta cuja magnitude é pequena.

A degradação citada acima não foi observada nos sensores ópticos analisados neste estudo. Demonstrando que para identificar essas áreas degradadas nos sensores OLI e RapidEye, necessariamente, a degradação deve ocorrer em uma magnitude maior, consequentemente, a fração de solo seria mais significativa no *pixel* tornando possível a identificação do abalo sobre a floresta.

Considerando para imagem LiDAR todos os *pixels* com valores menores que -5 m como área degradada, denominados na Tabela 2 como Solo, encontrou-se 49,2 ha e 892,5 ha para floresta. As áreas calculadas a partir da classificação MAXVER e MLME podem ser observadas na Tabela 2.

Tabela 2: Áreas calculadas por meios das imagens obtidas dos sensores OLI, RapidEye e LiDAR.

	MAXVER (ha)		MLME (ha)		LiDAR (ha)
	OLI	RapidEye	OLI	RapidEye	
Floresta	936,0	921,7	902,2	918,1	892,5
Solo	5,7	9,7	39,5	23,6	49,2
Sombra	-	10,3	-	-	-

Ao comparar os valores das áreas de Floresta e Solo obtidas pelo dado LiDAR, o MLME apresentou melhores resultados para quantificar as áreas de floresta degradadas quando aplicado em imagens de um sensor de menor resolução espacial, enquanto o classificador MAXVER apresentou melhores resultados quando aplicados em imagens de sensores com maior resolução espacial.

#### 4. Conclusões

Para a classificação de Máxima Verossimilhança é perceptível a diferença entre as imagens RapidEye (Figura 2c) e OLI (Figura 2b). O sensor RapidEye foi capaz de identificar o curso de água na área de estudo, enquanto o mesmo não ocorreu na imagem proveniente do sensor OLI e este também não foi capaz de identificar sombras em meio a vegetação para a área local.

Ao utilizar as imagens fração do Modelo Linear de Mistura Espectral foi possível identificar áreas degradadas nas imagens de ambos os sensores, mas o RapidEye

permitiu a identificação de áreas onde o sensor OLI não identificou, principalmente quando comparado com locais onde haviam menores *gaps* na imagem LiDAR devido a degradação. Quando analisadas as imagens da fração solo (Figura 2d e 2e), foi possível detectar áreas com maior contribuição do solo nos mesmos locais onde o LiDAR identificou a degradação.

A imagem resultante do processamento dos dados LiDAR mostrou grande potencial em identificar áreas que estão passando ou passaram por processo de degradação no interior da floresta.

Degradações pontuais e em menor magnitude que ocorrem no interior da floresta nativa puderam ser identificadas pelo LiDAR, porém esta mesma identificação não foi observada nos sensores ópticos analisados neste estudo, devido a generalização dos objetos contidos no *pixel*. Como consequência, estes sensores foram capazes de identificar degradação apenas se ela ocorresse em uma maior magnitude, consequentemente, a fração de solo seria mais significativa, possibilitando essa identificação.

A imagem do sensor RapidEye foi melhor para identificar a degradação em áreas pequenas e no interior da floresta, enquanto a imagem do sensor de OLI obteve melhor resultado para representar a área total afetada pela degradação.

A técnica MLME demonstrou ser melhor para identificar a degradação em imagens com menor resolução espacial, enquanto o método MAXVER apresentou maior resultado quando aplicados nas imagens de maior resolução espacial.

## Agradecimentos

Nós agradecemos ao Projeto Paisagens Sustentáveis, onde os dados LiDAR foram adquiridos.

## Referências

Aguiar, S. C.; Moraes Neto, J. M.; Aragão K. P. Estudo da degradação ambiental do município de gado bravo – PB. In **Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia CONTECC**, 2015. Disponível em <[http://www.confea.org.br/media/Agronomia\\_estudo\\_da\\_degradacao\\_ambiental\\_do\\_municipio\\_de\\_gado\\_bravo\\_%E2%80%93\\_pb.pdf](http://www.confea.org.br/media/Agronomia_estudo_da_degradacao_ambiental_do_municipio_de_gado_bravo_%E2%80%93_pb.pdf)>.

Andersen, H.; Reutebuch, S. E.; McGaughey, R. J.; d'Oliveira, M. V.N.; Keller, M. Monitoring selective logging in western Amazonia with repeat LiDAR flights. **Remote Sensing of Environment**, v. 151, p. 157–165, 2014.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA. Degradação florestal na Amazônia: como ultrapassar os limites conceituais, científicos e técnicos para mudar esse cenário. Disponível em: <<http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/132200/1/DOC413.pdf>>. Acesso em: 04.jul.2016.

Herold, M.; Skutsch, M. Monitoring reporting and verification for national REDD + programmes: two proposals. **Environmental Research Letters**, v. 6, n. 1, p. 014002, 2011.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Projeto PRODES: Monitoramento da floresta Amazônica Brasileira por satélite, Disponível em: <<http://www.obt.inpe.br/prodes/index.php>>. Acesso em: 01.jul.2016.

Joseph, S.; Murthy, M. S. R. E.; Thomas, A. P. The progress on remote sensing technology in identifying tropical forest degradation: A synthesis of the present knowledge and future perspectives. **Environmental Earth Sciences**, v. 64, n. 3, p. 731–741, 2011.

Laurin, G. V.; Nicola, P.; Chen, Q.; Corona, P.; Papale, D. Above ground biomass and tree species richness estimation with airborne LiDAR in **Tropical Ghana forests**. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 52, p. 371–379, 2016.

Ma, Y.Z.; Hinshaw, G.; Scott, D. WMAP Observations of Planck ESZ Clusters. **The Astrophysical Journal**, v. 771, n. 2, p. 137, 2013.

McGaughey, R. J. FUSION/LDV: Software for LIDAR data analysis and visualization. Disponível em: < [http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/FUSION\\_manual.pdf](http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/FUSION_manual.pdf)>. Acesso em: 02.jul.2016.  
Rapideye. RapidEye Info. Disponível em: < <http://www.amskepler.com/rapideye-info/>>. Acesso em: 05.jul.2016.

Shimabukuro, Y. E. Shade images derived from linear mixing models of multispectral measurements of forested areas. Tese (Doctor of Philosophy) - Colorado State University, Fort Collins, CO, 1987.

Shimabukuro, Y. E.; Smith, J. A. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. In **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 29, 16-20, 1991.

Souza Jr, C. E. Base de informações geográficas para gestão municipal ambiental. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65/3, n. 1808-0936, p. 591 – 603, 2013.

Teixeira, C. G. Validação do modelo linear de mistura especial espectral em imagens ASTER/TERRA a partir de dados IKONOS . Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), INPE: São José dos Campos, 127p, 2005.

USGS. Landsat 8 OLI (Operational Land Imager) and TIRS (Thermal Infrared Sensor). Disponível em: < <https://lta.cr.usgs.gov/L8>>. Acesso em: 01.jul.2016.