

ANÁLISE DE PARÂMETROS DA CAATINGA SOBRE PRODUTOS

POLARIZADOS E ESPECTRAIS

Rodrigo José de Carvalho Lopes¹ Samuel Alves dos Santos² Ivanilton José de Oliveira³

RESUMO: A desertificação é o processo de degradação que avança sobre o semiárido brasileiro e que vem sendo agravado por ações antrópicas, que degradam a vegetação nativa para uso da fruticultura irrigada e para pastagem. O uso dos produtos de imagens de satélites e de radares surgem como ponto de partida importante para monitoramento da degradação. O presente objetivo deste estudo é uma avaliação da microrregião de Petrolina com base nos produtos de multipolarização e de sensores espectrais sobre impactos na cobertura vegetal da caatinga. Para análise da cobertura vegetal foram selecionados Imagens Landsat 8 do senso OLI, disponibilizado pela USGS, para cálculos índices de vegetação espectrais e do satélite ALOS do senso PALSAR, disponibilizados pela AJAX, cálculos de índices polarizados de radar para parâmetros vegetação caatinga. Os índices espectrais e polarizados identificaram remoção e dados do interior da vegetação, já os índices espectrais monitoram os avanços da fruticultura irrigada. Os índices de vegetação têm melhor confiabilidade para observações sobre impactos cobertura vegetal da Microrregião, os índices de radar mostram perspetivas interessantes sobre a avaliação das proporções físicas da densidade vegetal

Palavras-chave: Desertificação, Sensoriamento Remoto, Monitoramento Ambiental, SAR.

INTRODUÇÃO

A desertificação é o processo da degradação resultante das atividades humanas e climáticas sendo uma das ameaças globais com combinações socioeconômicas negativas que resultam em um complexo problema ambiental. O programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) define a desertificação como processo de degradação de terras das regiões áridas, semiáridas e subúmido secas por consequência dos impactos das ações antrópicas. Porém, a definição mais aceita é a da Conversão das Nações Unidas para Combater a Desertificação (UNCCD) (AKBARI et al, 2020; PENG, X. et al., 2020).

As principais causas da degradação no semiárido brasileiro descrita por FIGUEREDO, et al., (2017), ocorrem por conta da pecuária em prol do abastecimento das comunidades humanas, porém, nesta região semiárida, os níveis de produção são baixos com técnicas tradicionais levando a uma constância de risco da incidência da desertificação e diminuição da fauna e flora. A degradação dos solos vem ocorrendo nesta região por conta dos períodos

¹ Doutorando do Curso de PPGeo da Universidade Federal Goiás- UFG, <u>rodrigo_jose@discente.ufg.br;</u>

² Doutorando do Curso de PPGeo da Universidade Federal Goiás- UFG, <u>geografosamuelsantos@gmail.com;</u>

³ Professor orientador: Professor Titular da Universidade Federal de Goiás - UFG, <u>oliveira@ufg.br</u>

chuvosos, quando os solos estão úmidos e a vegetação começa a se desenvolver, mas acabam sendo usados como pastagem e, quando chega o período seco, os solos terminam desprotegidos.

Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada

O sensoriamento remeto vem sendo uma ferramenta importante ao combate a degradação, pois o processamento de imagens consegue possibilitar a medição da luz solar desenvolvendo o crescimento da vegetação e sua avaliação. Por meio de mapeamentos estabelecem-se cronologias espaciais onde é possível traçar modelos de biomassa ou detectar anomalias fenológicas presentes na vegetação nativa possibilitando a análise da degradação da vegetação e dos impactos. (LIU et al., 2019)

Outras tecnologias do sensoriamento remoto descrito por GAMA, et al (2010), é o SAR (Radar de Abertura Sintética) que funciona por meio de um par de antenas que vão se separando por meio da distância dos elementos do espaço da linha de base e convertendo em valores de pixel para formar uma imagem. Estes valores complexos necessitam de uma combinação de resultados das multiplicações dos pixels homólogos que dão a origem ao produto do radar como também do Modelos Digital da Elevação (MDE). Por seus resultados satisfatórios em áreas com predomínio de efeitos da atmosfera, os trabalhos com radar tornam-se bastante promissores por sua sensibilidade em capitar objetos em ambiente com diversos efeitos que atuam sobre as florestas. (GAMBA, SANO E ROCHA, 2011)

O SAR, segundo GARCIA, et al (2012) tem suas imagens disponibilizadas em bandas e polarizações para melhor analisar a cobertura da vegetação, à medida que cada banda tem faixa de frequência que determina os valores correspondentes a estruturas da vegetação (trocos, galhos e folhas) a banda X (2,4 cm - 3,75 cm) não adentra no dossel, somente nas superfícies, desta forma sua recomendação é para estudos de folhas e pequenos galhos.

Já a banda C (3,75 cm - 7,5 cm), tem um maior alcance em relação a banda X, analisando a interação das folhas e galhos da formação da copa das árvores e do substrato da superfície do solo. Ao falar das bandas L (15 cm – 30 cm) e P (77 cm – 136cm), são capazes de analisar com detalhamento a densidade do dossel por meio da frequência de micro-ondas, que adentram na vegetação que vão interagindo e avaliando toda interação da floresta podendo chegar ao solo (GARCIA, et al, (2012).

A polarização do HH, segundo NINGTHOUJAMA et al (2018), funciona a partir do sensor ao emitir e receber ondas horizontais, gerando bandas C e L com alcance de ondas de até 23 cm com o sistema de junção HV que formam a polarização cruzada no intuito de melhorar o detalhamento do retroespelhamento. Os dados obtidos por meio das polaridades do radar no HH e HV, segundo PICOLI et al (2012) são bastantes eficientes principalmente o HV, que coloca adição de ondas verticais para estabelecer a detecção de folhas e caules das plantas.



Assim, as imagens vão estabelecer estes dados a medida do ciclo de crescimento da vegetação ou plantação, lembrando que no início do crescimento das plantas os dados serão baixos (NINGTHOUJAMA et al, 2018).

Quando realizou seu trabalho com dados do radar PICOLI et al (2012) afirma em seu estudo que podem ser correlacionados com índices de vegetação como IVDN (NDVI) e Índice Área Foliar (IAF) de campo. Os dados do radar, não sofrem com tantas interferências em comparação com as imagens de satélites, como nuvens e solo, eles apresentam uma sensibilidade maior ao aplicar o retroespelhamento que permiti o condicionamento de dados volumétricos da estrutura do dossel.

Partindo das polaridades HH, VV e HV, por meio da aplicação de classificação MAXVER, seguindo os valores dos pixels do radar, segundo GUERRA, MURA e FREITAS (2010) e, confirmando a heterogeneidade das classes de uso e cobertura da terra, em função dos vários estágios de desflorestamento nas áreas utilizando validação da estatística de KAPPA, a transmissão do sinal das micro ondas permitiu obter valores referentes aos objetivos da sua área de estudo, por meio das polarizações, sendo um grande avanço na diferenciação das classes e ponto importante na análise dos impactos ambientais.

O satélite ALOS possui atributos conceituados a nível internacional. Estudos de RODRIGUES, PARADELLA e PARADELLA (2011), coletando dados para o teste em uma província de mineral do Carajé, mostrou seu potencial ao revelar as novas perspectivas e aplicações da Geociência as quais, suas imagens com resolução de 30 metros foram capazes de possibilitar o entendimento do comportamento da vegetação e parte da sua capacidade vem da incidência de suas ondas, que fornecem aos pesquisadores as multipolaridades e os dados polarimétricos dentro da Banda L.

O presente objetivo deste estudo é uma avaliação da microrregião de Petrolina com base nos produtos de multipolarização e de sensores espectrais sobre impactos na cobertura vegetal da caatinga.

MATERIAS E METODOS

Localização da área de estudo

A microrregião de Petrolina (Figura 1) é composta por 5 municípios: Afrânio, Dormentes, Lagoa Grande, Petrolina e Santa Maria da Boa Vista. Petrolina, entre as demais, se destaca por seu crescimento populacional, que chega a 386.791 habitantes (IBGE, 2023) e por ser um polo muito forte da Fruticultura irrigada.





Figura 1: Mapa de localização da área de estudo

Fonte: Autores, 2023

Localizada dentro da depressão sertaneja, possui clima semiárido dominante e regime pluviométrico 431,8 mm de média anual tendo a cobertura vegetal de Caatinga hiperxerófila podendo ser encontrando alguns trechos de Floresta Caducifólia (SANTOS e SANTOS, 2021) *Materiais e Métodos*

Para o desenvolvimento do estudo, são selecionadas imagens de radar do Satélite ALOS, que tem acoplado o senso PALSAR sendo disponibilizado de forma gratuita pela JAXA (Agência de Exploração Aeroespacial do Japão). Neste estudo, foram selecionadas imagens da seguinte orbitas (Tabela 1) do ano de 2023. A JAXA realiza os processos de ortorretificação, correção de inclinação e calibração radiométrica, entre tanto, as imagens precisam passar pelo processo de conversão do sinal do radar em valores, onde descrevemos este processo como retroespelhamento na equação 1 (MINH, et al., 2018).

Orbita	Pontos	Polaridade	Banda
S08W0	40	HH e HV	L
S08W0	41	HH e HV	L
S08W0	42	HH e HV	L
S09W0	40	HH e HV	L
S09W0	41	HH e HV	L
S09W0	42	HH e HV	L

Tabela 1: Propriedades técnicas das imagens

Fonte: Autores, 2024

O ND representa valores de imagens. Já, o fator de calibração CF, corresponde a -83 e por fim, o γ^0 , que é a intensidade da normalização que a imagem apresente. Para avaliar a cobertura vegetal, foram selecionados 3 índices vegetação do SAR (SHIMADA *et al.*, 2014). Para poder obter a polaridade VV, fez-se necessário a subtração entre as polaridades do HV e HV assim, permanecendo as ondas verticais na imagem.

O Índice de Biomassa (Equação 2) busca com base na propriedade do radar a medição da quantidade relativa de matéria lenhosa, fazendo relação com a biomassa foliar, POPE et al., (1994), este índice sofre com a inclinação da terra, porém, para as áreas de florestas com características senescências, poderá ocorrer um aumento de detalhes em relação a floresta perenifólias, em decorrência da incidência do sinal que as micro-ondas vão propagar na unidade das folhas verdes.

(1)

$$BMI = \frac{VV + HH}{2}$$
(2)

Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada

 $\gamma^0 = 10 \times \log_{10}(ND^2) + CF$

Já o Índice de Estrutura do Dossel (CSI), apresenta ótima capacidade de conseguir analisar relação entre os ecossistemas (POPE et al., 1994) podendo avaliar galhos que estão no sentido horizontais ou próximo a esse sentido. Em florestas úmidas, que sofrem com a retirada de grandes quantidades de trocos verticais, podem-se verificar valores baixos, indicando ecossistemas que sofrem com a perturbação por ações naturais e antrópicas (Equação 3).

$$CSI = \frac{VV}{VV + HH}$$
(3)

O índice de Dispersão de Volume (VSI), partindo da propriedade do retroespelhamento, foca na análise de valores de elementos cilíndricos (troncos e galhos) com base nas respostas das micro-ondas das polarizações mostrados na equação 4 (MINH et al, 2018).

$$VSI = \frac{CS}{CS + BMI} \tag{4}$$

Com uma resolução de 30m, imagens do Landsat 8 do senso OLI foram obtidas do USGS ponto 66 das orbitas 217 e 218, do mês de abril de 2023, sendo empilhadas e georreferenciadas, para em seguida realizar o cálculo da refletância (Equação 5), mostrada a baixo.: o fator multiplicativo de reescalonamento para cada faixa espectral (Mp) corresponde ao fator aditivo de reescalonamento específico para cada faixa (Ap), ambos disponíveis nos metadados da imagem, e por fim o número digital para cada pixel (Qcal). (LOPES et al., 2023) $P = M_P * Q_{CAL} * A_P$ (5)

O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (IVAS) parte da mesma base do IVDN, tendo como diferença o fator L, que é o fator de ajuste do solo (Equação 6). Para HUETE e LIU (1997), o valor de L= 0,25 refere-se à vegetação com maior porte e densidades altas, já L= 0,50 com porte de densidade média e L= 1 destinado ao porte de vegetação de densidades baixas. Para o estudo com as florestas de Caatinga foi utilizado L= 1.

$$IVAS = \frac{Nir - Re \, d}{Nir + Re \, d + L} \cdot 1 + L \tag{6}$$



O Índice de Vegetação Resistente à Atmosfera e Ajustado ao Solo (IVRAS) (Equação 7) desenvolvido por HUETE e LIU (1997), possui *L* como o IVAS e o fator de correção dos efeitos da atmosfera do IVRA, com o objetivo de melhorar as propriedades na avaliação da vegetação.

$$IVRAS = \frac{Nir - Rb}{Nir + Rb + L}$$
(7)

O Índice Modificado de Vegetação Triangular (IMVT2) tem o objetivo de caracterizar a energia da radiância (Equação 8), para entender a absolvição dos pigmentos foliares em diferentes níveis relativos entre banda vermelha e infravermelha segundo HABOUDANE *et al.*, 2004.

$$IMVT2 = \frac{\left(1,5\cdot\left(1,2(Nir-Geen)-2,5\cdot(Re\,d-Green)\right)\right)}{((2\cdot Nir+1)^2 - (6\cdot Nir-5\cdot Re\,d^{0,5}) - 0,5)^{0,5}}$$
(8)

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os índices de vegetação IVAS, IVRAS E IVTM, mostrando na figura 2, evidenciam uma primeira análise e um forte domínio de áreas de solo exposto, que são causados por diferentes formas de acordo com o município. Em Petrolina e Lagoa Grande, as áreas são desmatadas para cultivo da Fruticultura irrigada, já Afrânio e Dormente, as áreas de vegetação nativa dão lugar para pasto de caprinos e ovinos.

Figura 2: Índices de Vegetação Por Imagens de satélite e Radar



Fonte: Autores, 2024

Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada IVecente Luscofrometicano de Geografia Física Aplicada

O desmatamento em Afrânio e Dormente é evidenciado pelo BMI (Figura 2), mostra uma diminuição da biomassa, e uns dos motivos vem pela diminuição de espécies arbóreas que é constatado pelo VSI, por fim CSI finalizar mostrando que dossel da região dos municípios é muito baixo em relação aos valores dos outros da área de estudo. O CSI é um parâmetro importante, por mostrar o nível de diversidade da vegetação sobre a área, porem os índices de vegetação de radar, sofrem no momento de diferenciação agricultura irrigada, sendo índices espectrais com melhor nitidez da área ocupada e para comparações temporais no futuro da explanação das áreas irrigadas.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os índices de vegetação têm melhor confiabilidade para observações sobre impactos da cobertura vegetal da Microrregião, os índices de radar mostram perspetivas interessantes sobre a avaliação das proporções físicas da densidade vegetal, porem há necessidades de mais estudos com intuito de entender os limites dos índices.

Palavras-chave: Desertificação; Sensoriamento remoto, Monitoramento Ambiental, SAR.

AGRADECIMENTOS

Agradecimentos a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, pela bolsa do primeiro autor.

REFERÊNCIAS

AKBARI, M.; SHALAMZARI, M. J.; MEMARIAN, H.; GHOLAMI, A. Monitoring desertification processes using ecological indicators and providing management programs in arid regions of Iran. **Ecological Indicators**, n.111, 2020. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.106011

BRASIL, Pessoal ocupado: IBGE, Cadastro Central de Empresas 2021. Rio de Janeiro: IBGE, 2023

FIGUEIREDO, J. M.; ARAÚJO, J. M.; LÚCIO, A. M. F. N.; BAKKE, I. A.; BAKKE, O. A. HERB RECOVERY IN DEGRADED CAATINGA SITES ENRICHED WITH NATIVE TREES. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 27, n. 4, 2017 p. 1143-1156.

GAMA, F. F.; MURA, J. C.; ALBUQUERQUE, P. C. G.; SANTOS, J. R. Avaliação do potencial da interferometria SAR para o mapeamento altimétrico de áreas reflorestadas por EUCALYPTUS SP. **Bol. Ciênc. Geod.**, sec. Artigos, Curitiba, v. 16, no 4, p.519-537, out-dez, 2010.

GAMBA, S. R. H.; SANO, E. E.; ROCHA, M. P.; IDENTIFICAÇÃO DE EMBARCAÇÕES EM IMAGENS AEROTRANSPORTADAS DE RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA (R-



99 SAR) NA ÁREA MARÍTIMA DO BRASIL. Bol. Ciênc. Geod., sec. Artigos, Curitiba, v. 17, no 3, p.458-475, jul-set, 2011.

GARCIA, C. E.; SANTOS, J. R.; MURA, J. C.; KUX, H. J. H. Análise do potencial de imagem TerraSAR-X para mapeamento temático no sudoeste da Amazônia brasileira. **ACTA AMAZONICA**. vol. 42(2), 2012. p, 205 – 214.

GUERRA, J. B. ; MURA, J. C.; FREITAS, C. da C. Discriminação de incrementos de desflorestamentona Amazônia com dados SAR R99B em banda L. Acta Amazonica. v. 40, n.3, 2010, p.557 – 566

HABOUDANEA, D.; MILLER, J. R.; PATTEYC, E.; TEJADAD, P. J. Z.; STRACHANE, I. B. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**. v.90, 2004, p.337–352.

HUETE, A. R.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEEUWEN, W. V. A Comparison of Vegetation Indices over a Global Set of TM Images for EOS-MODIS. **Remote sens. Environ**, v.59, 1997, p.440-451.

LIU, T. D. J.; SHANGA, J.; MA, B. Q. B.; KOVACS, J. M.; WALTERSB, D.; JIAO, X.; GENGA, X. SHIA, Y. Assessment of red-edge vegetation indices for crop leaf area index estimation. **Remote Sensing of Environment**. v. 222, 2019, p.133–143.

LOPES, Rodrigo José de Carvalho; SANTOS, Antonio Marcos dos; LIMA JÚNIOR, Claudemiro de. ANÁLISE DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO PARA MONITORAMENTO REMOTO DAS CAATINGAS. **Geo UERJ**, [S. 1.], n. 42, p. e55653, 2023. DOI: 10.12957/geouerj.2023.55653.

MINH, D. T.; NDIKUMANAA, E.; VIEILLEDENT, G.; MCKEYD, D.; BAGHDADIA, N. Potential value of combining ALOS PALSAR and Landsat-derived tree cover data for forest biomass retrieval in Madagascar. **Remote Sensing of Environment**. V. 213, 2018, P. 206-214.

NINGTHOUJAMA, R. K.; JOSHIB, P.K.; ROYC, P.S. Retrieval of forest biomass for tropical deciduous mixed forest using ALOS PALSAR mosaic imagery and field plot data. **Int J Appl Earth Obs Geoinformation**. v.69, 2018. p, 206–216.

PAVANELLI, J. A. P.; SANTOS, J. R.; GALVÃO, L. S.; Ramal XAUD, M. R.; XAUD, H. A.M.; PALSAR-2/ALOS-2 AND OLI/LANDSAT-8 DATA INTEGRATION FOR LAND USE AND LAND COVER MAPPING IN NORTHERN BRAZILIAN AMAZON. **Bulletin of Geodetic** Sciences, 24(2): 250-269, Apr-Jun, 2018.

PENG, X.; DAI, Q.; DING, G.; SHI, D.; LI, C. Impact of vegetation restoration on soil properties in near-surface fissures located in karst rocky desertification regions. **Soil & Tillage Research**, v.200, 2020, p.104620. https://doi.org/10.1016/j.still.2020.104.



PICOLI, M. C. A.; LAMPARELLI, R. A.; SANO, E. E.; ROCHA, J. V. Imagens multipolarizadas do sensor Palsar/Alos na discriminação das fases fenológicas da cana de açúcar. **Pesq. agropec. bras**., Brasília, v.47, n.9, p.1307-1316, set. 2012.

POPE, K.O., REY-BENAYAS, J.M., PARIS, J.F., 1994. Radar remote sensing of forest andwetland ecosystems in the central American tropics. **Remote Sens. Environ**. v.48, 1994, p.205–219.

RODRIGUES, T. G., PARADELLA, W.R.; OLIVEIRA, C.G. Evaluation of the altimetry from SRTM-3 and planimetry from high-resolution PALSAR FBD data for semi-detailed topographic mapping in the Amazon Region. **Anais...** da Academia Brasileira de Ciências. 83(3). 2011. p, 953-966

SHIMADA, M. et al. New global forest/non-forest maps from ALOS PALSAR data (2007-2010). **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 155, p. 13-31, 2014.

SANTOS, S. A.; SANTOS, A. M.. Panorama da susceptibilidade à erosão dos solos em municípios do Semiárido de Pernambuco. **Revista Equador**, v. 10, p. 01-25, 2021.