

AValiação do uso de Índices Espectrais para Mapeamento de Cobertura da Terra em Áreas de Mineração em IPIXUNA DO PARÁ (PA)

Yuri Alefth Saraiva Dias^{1*}, Fernanda Ferreira Machado^{2*}, Norma Ely Santos Beltrão^{3*}

¹Mestrando do Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais da Universidade do Estado do Pará – UEPA, alefhyuri@gmail.com; ²Doutoranda do Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais da Universidade do Estado do Pará - UEPA, fernandamachadori@gmail.com; ³Prof.Dr^a do Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais da Universidade do Estado do Pará - UEPA, normaely@uepa.br

* Centro de Ciências Naturais e Tecnologias (CCNT), Tv. Dr. Enéas Pinheiro, 2626, CEP 66095-100, Belém/PA

RESUMO

A mudança de cobertura da terra é o tema principal correlacionado a sustentabilidade ambiental. O estudo aplicado nas áreas de mineração, de IPIXUNA DO PARÁ, é importante para medir índices de espectrais. O objetivo deste artigo foi analisar imagens Landsat entre 1991 a 2021 e correlacionar os: Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), Índice de Diferença Normalizada Edificada (NDBI) e o Índice de Água por Diferença Normalizada (MNDWI), afim de classificar diferentes tipos de cobertura da terra. Analisou-se a classificação supervisionada com algoritmo Random Forest, no Google Earth Engine (GEE). Os resultados revelaram diferentes mudanças na cobertura da terra com diferentes valores, para cada índice, com precisão geral, das imagens classificadas, de entre 81% a 89%, respectivamente. Os resultados mostraram que esses índices são confiáveis para mapear e monitorar as mudanças de cobertura da terra no município.

Palavras-chave — NDVI, SAVI, NDBI, MNDWI

ABSTRACT

Land cover change is the main theme correlated with environmental sustainability. The applied study in the mining areas of IPIXUNA DO PARÁ is important to measure spectral indices. The objective of this article was to analyze Landsat images between 1991 and 2021 and to correlate the: Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), Edified Normalized Difference Index (NDBI) and the Water Index by Normalized Difference (MNDWI), in order to classify different types of land cover. The supervised classification was analyzed with Random Forest algorithm, in Google Earth Engine (GEE). The results revealed different changes in land cover with different values for each index, with overall accuracy of classified images ranging from 81% to 89%, respectively. The results showed that these indices are reliable for mapping and monitoring land cover changes in the municipality.

Key words — NDVI, SAVI, NDBI, MNDWI

1. INTRODUÇÃO

A indústria de mineração foi e continuará sendo uma parte importante da economia para atender às necessidades das pessoas e ao desenvolvimento industrial [9]. É vital para a produção de bens, serviços e infraestrutura, e para a melhoria da qualidade de vida na sociedade [7].

Adicionado a perspectiva de desenvolvimento sustentável existem diversos aspectos práticos de procedimentos tecnológicos para de tratamento de minério e recuperação da paisagem. Esta referência de processamento mineral tem sido referência por mais de 30 anos [10].

Isso muitas vezes afeta negativamente as paisagens, a vegetação, a agricultura, o solo e leva à poluição, ao escoamento superficial, à deformação do solo, a descarga de esgoto, ao acúmulo de resíduos e outros processos a mais alinhado ao ecossistema ao redor e ao longo de todo escoamento de excedentes [3].

Nesse sentido, nota-se diferenças no grau de acumulação espacial ao longo do tempo e do espaço permitem que diferentes tipos de vegetação respondam ao desenvolvimento da indústria de mineração em escala regional, resultando em significativa heterogeneidade espacial [2].

Com isso, a aplicação do sensoriamento remoto no monitoramento e avaliação do ambiente ecológico da área de mineração tem se tornado cada vez mais frequente, pois tornaram-se meios convenientes de monitoramento do ambiente ecológico da área minerada. Tanto na exploração dessas áreas como na avaliação de restauração ecológica, tem sido usada como base de identificação. Mapas temáticos relacionados às áreas de mineração são produzidos e os dados são combinados através de um sistema de informações geográficas (SIG) [2].

Este estudo teve como objetivo utilizar índices de espectrais (IE's) para identificar os locais de mineração através por meio de imagens Landsat correspondentes ao período de 1991 a 2021 em uma mina localizada em IPIXUNA DO PARÁ. Espera-se que os resultados possam fornecer embasamento científico para a formulação de políticas de restauração e manejo ecológico como forma de apoiar o desenvolvimento sustentável da região.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Caracterização da área de estudo

O município de Ipixuna do Pará pertencente ao Estado do Pará, mais precisamente na região do nordeste paraense, região de Integração (RI) Rio Capim, as margens da BR 010 (Figura 1) está situado entre as coordenadas latitude 06°04'03" S e longitude 49°54'08" na Zona 23 M e possui uma área territorial de aproximadamente 5.215,555 km² com população estimada de 67.170 pessoas [15].

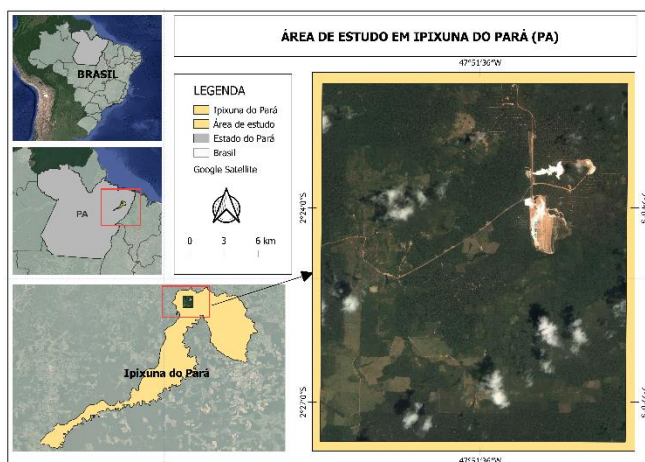


Figura 1 – Localização da área de estudo

2.2 Conjuntos de dados e pré-processamento

Neste estudo, coletamos todas as coleções de imagens de refletância de superfície (SR) Landsat TM/ETM+/OLI Nível 2 disponíveis nos respectivos anos de 1991, 2001, 2009 e 2021 na plataforma *Google Earth Engine* (GEE), através da seleção de imagens com quantidade de nuvens < 2%.

Os seguintes índices foram calculados neste estudo (Tabela 1):

Índices de Vegetação	Equação
Índice de Vegetação (NDVI)	Landsat 5: $\frac{B4-B3}{B4+B3}$
	Landsat 8: $\frac{B5-B4}{B5+B4}$
Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI)	Landsat 5: $\frac{1+L*(B4-B3)}{B4-B3+L}$
	Landsat 8: $\frac{1+L*(B5-B4)}{B5-B4+L}$
Índice de Diferencia Normalizada Edificada (NDBI)	Landsat 5: $\frac{B5-B4}{B5+B4}$
	Landsat 8: $\frac{B6-B5}{B6+B5}$
	Landsat 5: $\frac{B2-B5}{B3-B5}$

Índice da Diferença Normalizada da Água (MNDWI)

$$\text{Landsat 8: } \frac{B3-B6}{B3+B6}$$

Tabela 1. Cálculos dos índices espectrais

2.3 Classificação de imagem

O processamento de classificação supervisionada teve como objetivo explorar quatro classes na área de Ipixuna do Pará que consistem em: vegetação, pastagem, mineração e hidrografia. A classificação foi realizada no *Google Earth Engine* (GEE) utilizando o algoritmo *Random Forest*. Em seguida, foi utilizado software livre *QGIS* versão 3.22 Biatowieza, para quantificação das áreas através do algoritmo *r. Report*, e posteriormente a confecção dos mapas.

2.4 Avaliação de precisão

Na tabela 2 são mostradas as classes do índice kappa para tomar como base a qualidade de comparação dos resultados obtidos através do mapa de referência e a classificação gerada.

CLASSES DO ÍNDICE KAPPA	QUALIDADE NA COMPARAÇÃO DE MAPAS
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito Boa
0,80 – 1,00	Excelente

Tabela 2. Classes índice Kappa

A avaliação da precisão dos mapas classificados finais visando verificar a confiabilidade dos dados foi realizada para cada ano (1991, 2001, 2009, 2021) e os resultados apresentados na tabela 3. Após a comparação dos dados de referência e das imagens classificadas, os resultados estatísticos foram representados em matrizes de erro que determinam a precisão do usuário e do produtor e assim obteve-se resultado superior a 80%. De acordo com valores de referência apresentados na (tabela 2), o índice kappa indica que a qualidade da precisão é excelente.

Tipos de Classe	Precisão (%)			
	1991	2001	2009	2021
Vegetação	89	88	88	89
Pastagem	85	83	86	85
Mineração	83	82	86	89
Hidrografia	80	82	81	83
Áreas no geral	84,25	83,75	85,25	86,5
Coefficiente Kappa	0,86	0,81	0,85	0,88

Tabela 3. Precisão índice Kappa nos dados da área de estudo

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Classificação de cobertura da terra

Os resultados da classificação de cobertura da terra são apresentados na figura 2 e as avaliações de precisão que foram realizadas estão resumidas na tabela 4. De todas as 4 classes consideradas neste estudo, as classes de vegetação e mineração foram as classes mais precisamente classificadas com precisão de 89% para o ano de 2021, enquanto a classe hidrografia teve as mais baixas precisões de produtores e usuários em 1991, com cerca de 80%.

As quatro classes de cobertura da terra foram extraídas com o objetivo de detectar e quantificar as mudanças que ocorreram na área de mineração entre 1991 a 2021 com base em cada mapa de cobertura da terra (Fig. 2). O resultado do estudo revelou que a área investigada passou por algumas mudanças nos últimos 30 anos, principalmente nas áreas de mineração representadas no mapa em marrom.

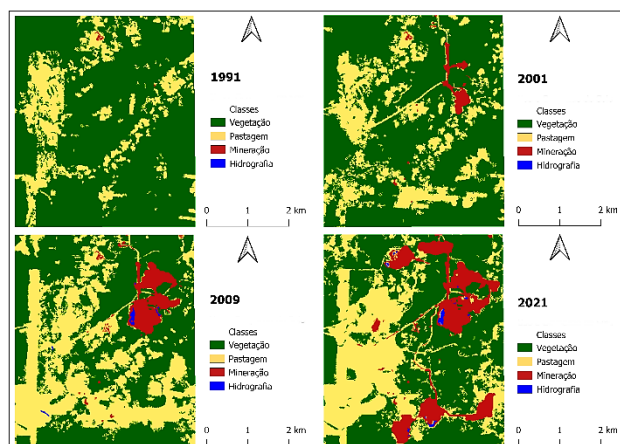


Figura 2 – Classificação de cobertura da terra

Os resultados revelaram que houve mudanças significativas na área de estudo, conforme demonstrado na (Tabela 4). Verificou-se uma alteração na área de vegetação, reduzindo cerca de 24, km² ao longo do tempo. No entanto, nas áreas de pastagem, houve aumento significativo, em cerca de 17 km². As áreas de mineração tiveram um aumento significativo, pois quando ultrapassam a capacidade de carga drenadas para as barragens de mineração, como evidenciado ao longo dos anos. Os resultados mostram que houve um aumento nos corpos d'água, porém não tão expressivo com cerca de 0,2 km², o que pode ter gerado confusão de classes, visto que alguns rejeitos líquidos podem ser confundidos com corpos hídricos.

Anos	1991	2001	2009	2021
Classes	Área km ²			
Vegetação	72,3	66,3	49,9	48,26
Pastagem	17,09	21,63	34,82	30,32
Hidrografia	0,0008	0,01	0,19	0,27
Mineração	0,07	1,46	4,56	10,6
Total	89,4	89,4	89,4	89,4

Tabela 4. Classes de cobertura da terra em km² de 1991 a 2021

Em relação ao NDVI, os resultados apontam que os valores mínimos deste índice vêm caindo ao longo do tempo saindo de +0,16 no ano de 1991 para -0,56 em 2021 indicando a ocorrência, neste último ano de mais áreas com baixas ou nenhuma cobertura vegetal. Os valores máximos tem se mantido entre +0.63 e +0.84 indicando que nas áreas com ocorrência de vegetação, essas se mantem saudável [13].

O SAVI é um índice ajustado de vegetação que considera o fator solo. Por essa razão, quanto mais baixo o valor, menor é a cobertura vegetal e valores mais altos indicam densidade de vegetação. Os resultados do índice SAVI na área de estudo apontam uma queda nos valores máximos no período de 2009 a 2021 (+0.94 para 0.63). Da mesma forma observou-se uma tendência de redução dos valores mínimos ao longo do tempo, tendo registrado +0.25 em 1991 e -0.32 em 2021 [11].

Em relação aos índices anteriores, o NDBI é utilizado para identificar assentamentos urbanos ou áreas antropizadas. Por essa razão, valores negativos indicam corpos hídricos ou presença de vegetação. Para área de estudo, os valores mínimos negativos foram aumentando ao longo do período, enquanto os valores máximos tiveram variação no mesmo período, mas sem indicar uma tendência. No entanto, valores baixos positivos podem indicar a presença de solo exposto [14].

Por último, um resultado que merece uma maior investigação diz respeito aos valores do MNDWI, um índice espectral adequado para identificação e mapeamento de corpos hídricos. Os resultados apontaram valores máximos de MNDWI acima de +0.70 nos anos de 2001, 2009 e 2021, no entanto, a partir de uma inspeção visual na área não é possível identificar lagos ou rios, portanto pode ser que esses valores indiquem a presença de reservatórios de água ou lagoas de contenção da atividade minerária, como observado na [12]. (Tabela 5).

ÍNDICES	-	1991	2001	2009	2021
NDVI	Máx	0,632	0,730	0,740	0,845
	Min	0,168	-0,127	-0,377	-0,567
SAVI	Máx	0,944	1,09,18	1,106,4	0,635
	Min	0,251	-0,190	-0,563	-0,323
NDBI	Máx	0,245	0,353	0,455	0,268
	Min	-0,292	-0,801	-0,793	-0,940
MNDWI	Máx	0,245	0,795	0,773	0,740
	Min	-0,292	-0,594	-0,6	-0,579

Tabela 5. Valores máximos e mínimos dos índices de 1991 a 2021

Na (Figura 3) foi realizada a análise multitemporal com o NDVI, NDBI, SAVI, MNDWI onde foi permitido observar a redução da vegetação ao decorrer da expansão da área ocupada pela mineradora. Esta redução está atrelada a abertura de novas cavas e à inundação de cavas em processos de recuperação do solo. A ausência da vegetação é perceptível na comparação visual, entre as datas, devido a impactos provocados na superfície pelo abaixamento das áreas mineradas [8].

A distribuição dos valores dos índices espectrais ao decorrer dos anos, para a área da mineradora, apresentou alterações significativas.

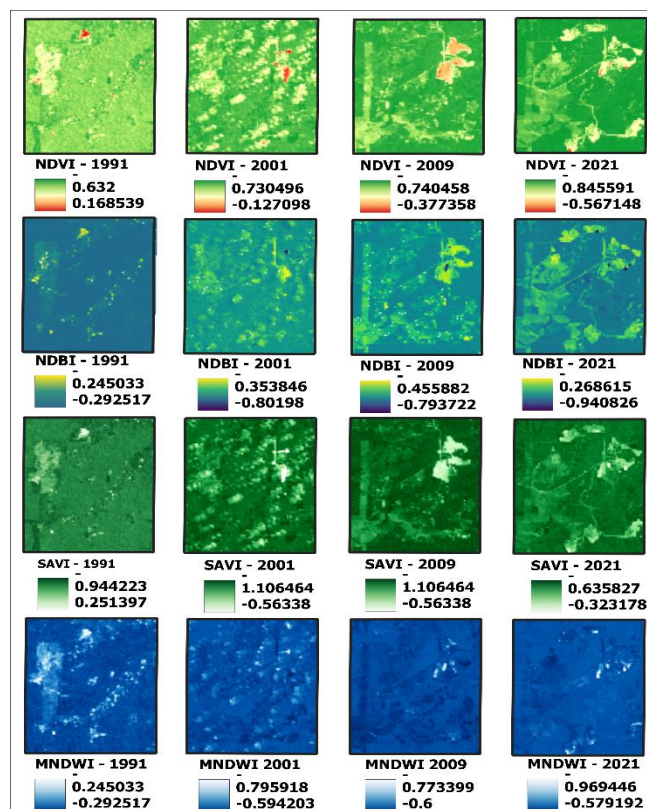


Figura 3 – Índices espectrais (NDVI, NBDI, SAVI e MNDWI) de 1991 a 2021

O NDVI mostrou-se o índice mais adequado para o monitoramento da expansão da mineradora, em relação aos índices abordados. Outros índices, como o SAVI construídos para a discriminação de minerais em superfície, podem oferecer um bom resultado, também. Porém, dentre os índices testados, para a área ocupada pela mineradora, o MNDWI foi o que menor apresentou resultado significativo como observado na (Figura 3).

5. CONCLUSÕES

Este estudo mostra que a aplicação de diferentes indicadores pode ajudar a melhorar a detecção de mudanças cobertura da terra em áreas de mineração dentro de um determinado período de tempo. Foi possível observar diferenças na dinâmica de cobertura da terra ao longo dos anos, indicando que é um método adequado para detectar mudanças no ambiente de mineração. Quando se analisa as zonas de mineração. A avaliação contínua das mudanças em diferentes coberturas da terra é necessária para implementar estratégias de gestão ambiental, e especificamente para a atividade minerária, promover a sustentabilidade da atividade.

6. REFERÊNCIAS

- [1] Teixeira, P., & Matta, M. (2020). Detecção e análise da distribuição de focos de calor no município de Ipixuna do Pará – pa, nordeste paraense. *Enciclopédia biosfera*, 17(34).
- [2] Li, Hanting & Xie, Miaomiao & Huihui, Wang & Li, Shaoling & Xu, Meng. (2020). Spatial Heterogeneity of Vegetation Response to Mining Activities in Resource Regions of Northwestern China. *Remote Sensing*. 12. 3247. 10.3390/rs12193247.
- [3] Omali, Thomas. (2021). Utilization of Remote Sensing and GIS in Geology and Mining. 17-24.
- [4] Rouse, JW, Haas, RH, Schell, JA, Deering, DW, 1974. In: Freden, SC, Mercanti, E. P., Becker, M. (Eds.), Terceiro Simpósio de Tecnologia de Recursos Terrestres-1, Volume I: Presença Técnica.
- [5] Zha, Y., Gao, J. and Ni, S. (2003) Use of Normalized Difference Built-Up Index in Automatically Mapping Urban Areas from TM Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24, 583-594.
- [6] Xu, Hanqiu. "Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery." *International Journal of Remote Sensing* 27 (2006): 3025 - 3033.
- [7] Oluranti Agboola, Damilola E. Babatunde, Ojo Sunday Isaac Fayomi, Emmanuel Rotimi Sadiku, Patricia Popoola, Lucey Moropeng, Abdulrazaq Yahaya, Onose Angela Mamudu, A review on the impact of mining operation: Monitoring, assessment and management, Results in Engineering, Volume 8, 2020, 100181, ISSN 2590-1230.
- [8] Padmanaban, R.; Bhowmik, A. K. & Cabral, P. 2017. "A Remote Sensing Approach to Environmental Monitoring in a Reclaimed Mine Area", *SPRS I. J. Geo-Inf.*, 6(401): 1-14 pp.
- [9] Urias, E., & Furtado, J. (2013). Recursos Naturais e Desenvolvimento Sustentável - estudos sobre potencial dinamizador na economia brasileira (IBRAM, Ed.).
- [10] Will, B. A., & Finch, J. (2015). *Wills' Mineral Processing Technology: An Introduction to the Practical Aspects of Ore Treatment and Mineral Recovery* (Butterworth_heiman an imprint of Elsevier, Ed.; Eighth).
- [11] Huete, A.R. (1988) A Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295-309.
- [12] Qiao, C., Luo, J., Sheng, Y., Shen, Z., Zhu, Z., Ming, D., 2012. An adaptive water extraction method from remote sensing image based on NDWI. *J. Indian Soc. Remote Sens.* 40 (3), 421-433.
- [13] Joshi, P.K., Kumar, M., Midha, N., Vijayanand, Paliwal, A., 2006. Assessing areas deforested by coal mining activities through satellite remote sensing images and GIS in parts of Korba, Chattisgarhw. *J. Indian Soc. Remote Sens.* 34 (4), 415-421.
- [14] Chunyang He, Peijun Shi, Dingyong Xie & Yuanyuan Zhao (2010). Improving the normalized difference build-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach, *Remote Sensing Letters*, 1:4, 213-221, DOI: 10.1080/01431161.2010.481681.
- [15] IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Censos 2021. Inovações e impactos nos sistemas de informações estatísticas e geográficas do Brasil. Rio de Janeiro: IBGE, 2021.