

# MANGUE NO PARANÁ: ANÁLISE MULTITEMPORAL DO USO DO SOLO NO LITORAL PARANAENSE PARA O PERÍODO DE 2000 A 2017

Marieli Sabrina Ruza<sup>1</sup>, Ana Paula Dalla Corte<sup>2</sup>, Jaqueline Prunzel<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal do Paraná, Av. Prefeito Lothário Meissner – Jardim Botânico, Curitiba – PR, 80050-540, marielisabrinaruza@yahoo.com.br; <sup>2</sup>Universidade Federal do Paraná, Av. Prefeito Lothário Meissner – Jardim Botânico, Curitiba – PR, 80050-540, anapaulacorte@gmail.com; <sup>3</sup>Universidade Federal do Paraná, Av. Cel. Francisco P. dos Santos – Jardim das Américas, Curitiba-PR, 81530-000, jaquelineprunzel@gmail.com

## RESUMO

O objetivo do estudo foi realizar uma análise de mudança do uso do solo para os municípios do estado do Paraná com presença do ecossistema mangue. Foram adquiridas duas imagens, datadas em 2000 (Landsat 5) e 2017 (Landsat 8). Após a coleta de amostras das regiões de interesse, foram realizadas as classificações digitais. Os classificadores distância mínima, máxima verossimilhança (MAXVER) e K-means foram empregados para todas as bandas da imagem do Landsat 5, e após serem avaliados pelo índice Kappa, o melhor classificador foi aplicado em outras combinações de bandas e também para a imagem Landsat 8. A melhor classificação adveio com o MAXVER utilizando todas as bandas. A área com mangue teve uma redução de 53% ao longo dos 17 anos, sendo 34% convertido em florestas. A classificação digital supervisionada juntamente com a análise multitemporal se mostraram adequadas para o monitoramento e detecção de mudanças no uso do solo.

**Palavras-chave** — Classificação digital, Máxima verossimilhança, Landsat.

## ABSTRACT

*The objective of the study was to perform a land use change analysis for the municipalities of the state of Paraná with presence of the mangrove ecosystem. Two images were acquired, dated 2000 (Landsat 5) and 2017 (Landsat 8). After the sampling of the regions of interest, digital classifications were performed. The minimum distance, maximum likelihood (MAXVER) and K-means classifiers were used for all bands of Landsat 5 image, and after evaluation by the Kappa index, the best classifier was applied in other combinations of bands and also for Landsat 8 image. A best rating was with MAXVER using all bands. The area with mangroves had a reduction of 53% over the 17 years, with 34% being converted into forests. Supervised digital classification along with multitemporal analysis proved adequate for monitoring and detecting changes in land use.*

**Key words** — Digital classification, maximum likelihood, Landsat.

## 1. INTRODUÇÃO

O litoral paranaense possui 126 km de extensão linear (Angulo, 1996) [1] e é dotado de riquezas naturais, e com uma diversidade e contrastante realidade social, devido à variedade de ecossistemas e das populações de origem que realizam atividades econômicas com diferentes graus de desenvolvimento (Estades, 2003) [2].

Uma das tipologias de relevância presentes no litoral do Paraná é o mangue, caracterizado como um ecossistema costeiro de transição entre os meios terrestre e marinho, possibilitando uma ampla gama de inter-relações ambientais e sujeito ao regime das marés (Schaffer-Novelli, 1995) [3]. É composto por espécies vegetais típicas, as quais se associam a outros componentes vegetais e animais e são classificados como uma Formação Pioneira de Influência Fluviomarinho (IBGE, 1992) [4].

No decorrer de toda a urbanização do litoral paranaense houve uma preocupação com os manguezais, pois refere-se à um ecossistema essencial à conservação de toda uma cadeia de relações ecológicas específicas, que está suscetível a diferentes impactos resultantes das atividades humanas (MMA, 2010) [5]. Em 1998, Lana [6] afirmou que as regiões de manguezais no Paraná não apresentavam um alto grau de degradação quando comparado aos outros estados do país, porém acreditava que esses dados iriam mudar devido as pressões causadas pela expansão urbana e pelo desenvolvimento gerado pelo porto de Paranaguá.

Segundo o Observatório do Clima (2017) [7] entre o período de 2001 a 2016 a área com mangue no Brasil teve uma redução de 20% no país, sendo o Paraná o estado com maior diminuição de áreas, com aproximadamente 23%. Em 2010 os mangues representavam 0,15% do estado com uma área de 310 km<sup>2</sup> (MMA, 2010) [5].

De acordo com o MMA (2010) [5] a destruição dos manguezais tem sido ocasionada principalmente pelo avanço do mercado imobiliário nas regiões litorâneas, turismo sem conscientização ambiental, poluição através do lançamento de lixo e efluentes, dragagens, aterros para construção de vias de acesso, caça e desmatamento e tanques para aquicultura.

O sensoriamento remoto é aplicado em estudos de manguezais, pois suas técnicas levam a uma resposta

espectral característica da vegetação que auxiliam na classificação desse ambiente (Silva, 2011) [8]. Diante do exposto o presente trabalho tem o objetivo de classificar e avaliar as mudanças temporais ocorridas nos manguezais do litoral paranaense no período de 2000 a 2017.

## 2. MATERIAIS E MÉTODOS

A região de estudo corresponde as áreas compostas pelo ecossistema mangue pertencentes ao litoral paranaense, situadas nos municípios de Guaratuba, Guaraqueçaba, Matinhos, Paranaguá, Pontal do Paraná, Morretes e Antonina.

### 2.1 Características e Processamento das imagens

Foram adquiridas imagens do satélite Landsat 5 (sensor TM - Thematic Mapper) e Landsat 8 (sensor OLI - Operational Land Imager) com órbita/ponto 220/78, disponíveis na plataforma USGS (United States Geological Survey). As imagens são datadas em 31 de maio de 2000 e 14 de maio de 2017.

Primeiramente foi realizada a correção geométrica da imagem Landsat 8 utilizando como base a imagem Landsat 5. Para tanto foram coletados pontos de controle distribuídos de forma a abranger toda a imagem, esses pontos foram apanhados de lugares com fácil identificação, como um cruzamento de estrada ou vértice de um polígono. O erro quadrático médio (Root Mean Square) aceitável para correção geométrica foi definido em até 0,5 pixel. As imagens foram processadas e analisadas pelo software Envi 5.1.

### 2.2 Confeção dos índices de vegetação

Os índices de vegetação segundo Jensen (2009) [9] e Viganó (2011) [10] evidenciam informações referentes a quantidade de biomassa, crescimento e desenvolvimento da floresta, assim como o teor de clorofila e Índice de Área Foliar (IAF), além de minimizarem os efeitos da declividade, iluminação e geometria de aquisição de uma cena.

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um dos índices mais utilizados e é baseado na razão de bandas utilizando a reflexão do vermelho (0,6 micrômetros) e infravermelho próximo (0,8 micrômetros). O NDVI varia de 0 a 1, e é obtido pela Equação 1.

$$NDVI = \frac{IVP - VER}{IVP + VER} \quad (1)$$

Em que:

IVP= refletância na região do Infravermelho próximo; VER= reflectância na região do vermelho.

O SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) é um índice de vegetação que foi desenvolvido por Huete (1988)

[11] com o objetivo de diminuir as influências do solo nas características da vegetação. Utilizando em sua equação a banda vermelha e infravermelha, além do fator de ajuste para o solo (L) (Equação 2).

$$SAVI = \frac{IVP - VER}{(IVP + VER) * (1 + L)} \quad (2)$$

O fator de ajuste ao solo (L) pode variar de 0,25 à 1, é adotado com valores de 0,25 em situações de alta cobertura vegetal, com valor de 0,5 em regiões de vegetação intermediária e com valor de L igual a 1 quando a vegetação for de baixa densidade (Huete, 1998) [11]. Nesse estudo foi empregado um fator de ajuste para o solo (L) com valor de 0,3.

### 2.3 Classificação digital das imagens

A classificação consiste no processo de atribuir conteúdo a um pixel, levando em consideração as suas propriedades numéricas, ou seja, atribuem uma informação em função das características espectrais e/ou espaciais (Novo, 2008) [12]. A classificação digital supervisionada é aplicada quando se tem conhecimento prévio das informações contida nos alvos de cada classe, pois os algoritmos empregados necessitam de um treinamento para realizarem uma classificação adequada (Ponzoni et al., 2012) [13]. Na classificação não supervisionada o algoritmo classificador não utiliza nenhum conhecimento sobre a imagem, sendo necessário apenas informar o número de classes a ser adotado.

Para a classificação das imagens foram coletadas aproximadamente 12 polígonos de amostras das regiões de interesse para as 6 classes de uso do solo, sendo elas: mangue, água, solo exposto, construção, sombra e floresta.

Para realizar a classificação foi utilizado três algoritmos classificadores, sendo eles: Distância Mínima e Máxima Verossimilhança (MAXVER) como classificação supervisionada e o algoritmo K-Means empregado como classificação não supervisionada. Essas classificações foram aplicadas para todas as bandas da imagem do Landsat 5 e posteriormente avaliadas qualitativamente pelo índice Kappa (equação 3).

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (3)$$

Em que:

P0= Concordância Total

Pe= Concordância Esperada

O índice Kappa é um coeficiente de concordância para escalas nominais que considera todos os elementos da matriz de erros, assumindo que as unidades são independentes, que as classes da escala nominal são independentes e que o classificador e os pontos de referência também atuam de forma independente (Cohen, 1960) [14]. O valor do Índice Kappa pode variar de 0 a 1, de modo que 0 significa uma péssima classificação e 1 significa excelente.

O método de classificação que apresentou o maior índice Kappa foi adotado para classificar as bandas do visível, uma composição infravermelha (falsa cor), uma composição com o índice de vegetação NDVI e outra com o índice de vegetação SAVI gerados para a imagem Landsat 5. Como os índices de vegetação já utilizam em sua equação as bandas do vermelho e infravermelho próximo, na composição para a classificação foram utilizadas outras bandas do infravermelho. O melhor resultado entre as classificações acima mencionadas, foi aplicado na imagem do Landsat 8. Foi realizada uma matriz de confusão por pixel para a classificação das imagens, em que revela a relação existente entre a classificação e as amostras coletadas na imagem.

## 2.4 Análise Multitemporal

No envi foi verificado as mudanças ocorridas para cada uma das classes entre as duas imagens de 2000 e 2017, com a área modificada em metros quadrados e porcentagem. Essas mudanças foram levadas para o Software Arcmap 10.3 onde foram transformadas de raster para polígono para posterior confecção do mapa de mudanças.

## 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 3.1 Classificação digital

Dentre os algoritmos empregados para classificar todas as bandas da imagem Landsat 5 a que obteve melhor resultado foi a MAXVER (Tabela 1), portanto esse mesmo classificador foi utilizado para classificar as outras combinações de bandas. A classificação com todas as banda manteve o maior Índice Kappa, sendo então o MAXVER aplicado para todas as bandas do Landsat 8. De acordo com a Índice Kappa, a classificação obteve resultados excelentes.

Tabela 1: Resultados para as classificações supervisionadas e não supervisionada para as imagens Landsat 5 e Landsat 8

Sensor	Classificador	Bandas	Kappa (K) %
L5	DM	Todas as bandas	84,50
	MAXVER	Todas as bandas	99,04
	MAXVER	B1, B2, B3	80,04
		B2, B3, B4	91,50
		NDVI, B5, B7	91,80
		SAVI, B5, B7	91,51
K- means	Todas as bandas	32,03	
L8	MAXVER	Todas as bandas	99,88

É possível identificar que a classificação que contemplou apenas as bandas do visível obteve resultado inferior aos demais, isso é explicado pela presença de ruídos, influência atmosférica e difícil distinção entre os alvos. Também é

possível verificar que o valor do Kappa para as classificações com as bandas com infravermelho (falsa cor), e os índices de vegetação NDVI e SAVI foram excelentes, além de terem uma mínima diferença entre si.

Na classificação digital supervisionada com o método de máxima verossimilhança o algoritmo de classificação é um princípio estatístico paramétrico, o qual considera as classes envolvidas em uma função de densidade de probabilidades gaussianas (Pereira et al. 1995) [15], ou seja, assume que todas as bandas têm distribuição normal, e cada pixel é destinado a uma classe que possui maior probabilidade (Meneses, 2012) [16].

### 3.2 Análise multitemporal

Na análise temporal foi possível identificar as variações ocorridas no período estudado de 17 anos. As classes que tiveram maiores áreas com mudança foram a floresta (25.400 ha) e mangue (22.913 ha) respectivamente.

No resultado apresentado é possível destacar o grande incremento em área para a classe construção. Um valor superior a 8.000 ha de mangue foi convertido para construções, assim como a perda de 13.000 ha de floresta para construção e uma perda significativa da classe água.

Outro resultado de destaque são os quase 10.000 ha de floresta convertidos em solo exposto, os quais provavelmente são provenientes do desmatamento, para conversão de terras agricultáveis. As conversões de florestas para outras classes representam uma mudança de 7% da vegetação (Tabela 2).

Tabela 2: Resultado das mudanças no uso do solo em % para o litoral paranaense, com as diferentes classes atribuídas.

	%	Landsat 5 (2000)					
		M	A	C	F	S	SE
Landsat 8 (2017)	M	41.1	0.01	0.26	0.51	0	1.65
	A	0.01	84.11	0.39	0.01	0.01	0.04
	C	20.7	15.20	46.9	3.66	3.44	43.4
	F	34.8	0.46	16.1	92.8	55.7	13.8
	S	0.01	0.01	0.01	0.12	40.5	0.01
	SE	3.30	0.17	36.3	2.76	0.01	40.7
	Total	100	100	100	100	100	100
Mudanças	58.8	15.9	53.0	7.09	59.4	59.6	
Diferenças	-53	-15.6	33.3	-0.1	-53.4	276	

Em porcentagem, a área de mangue foi reduzida em 53%, valores bem superiores aos 23% detectados pelo Observatório do Clima para o mesmo período. As imagens foram adquiridas para a mesma época do ano, de forma a evitar influências sazonais, visto que os manguezais sofrem interferências das marés. Porém foi detectada uma grande área de mudança da classe mangue para floresta (34%), onde regiões de mangue dão lugar a outro tipo de vegetação,

podendo esse não necessariamente ser uma floresta e sim uma vegetação rasteira classificada como floresta, devido ao comportamento espectral ser semelhante (Figura 1).

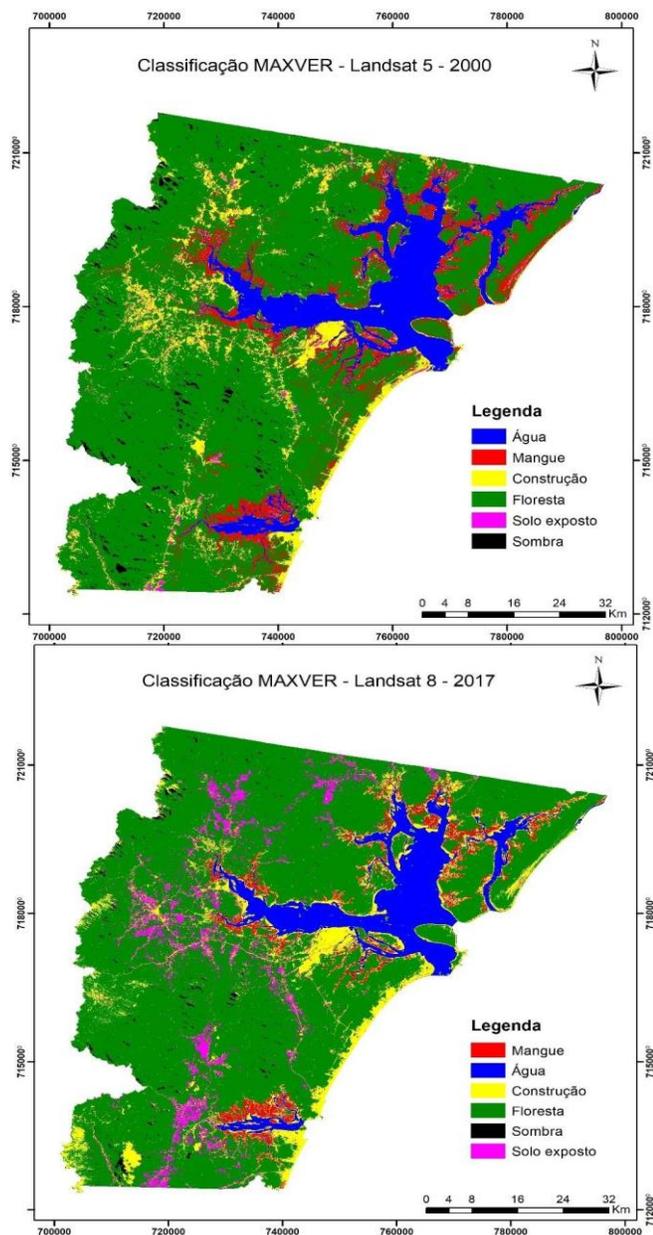


Figura 1. Classificações pelo método de verossimilhança para todas as bandas com as imagens do Landsat 5 e Landsat 8

#### 4. CONCLUSÕES

A classificação supervisionada MAXVER foi a que apresentou o melhor resultado para as combinações de bandas testadas.

Houve uma redução de 53% nas áreas de manguezais do litoral paranaense, porém cabe realçar que 34% correspondem a uma mudança para a classe floresta.

A classificação aplicada e a análise multitemporal se mostraram ferramentas adequadas para detectar e monitorar mudanças no uso do solo.

#### 5. REFERÊNCIAS

- [1] Angulo, R.J.; Araujo, A.D. Classificação da costa paranaense com base na sua dinâmica, como subsídio à ocupação da orla litorânea. *Boletim Paranaense de Geociência*. n. 44, pp. 1-17, 1996.
- [2] Estades, N.P.O. *O litoral do Paraná: entre a riqueza e a pobreza social*. In: Andriquetto, J.M. (Ed.) *Desenvolvimento e Meio Ambiente – Dinâmicas naturais dos ambientes costeiros: usos e conflitos*, Editora Universidade Federal do Paraná, pp. 25-41, 2003.
- [3] Schaffer-Novelli, Y. *Grupo de ecossistemas: manguezal, marisma e apicum*. São Paulo: Caribbean Ecological Research. pp. 119. 2000.
- [4] IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Manual Técnico da Vegetação Brasileira*. Série Manuais Técnicos em Geociências. Rio de Janeiro: IBGE. pp. 9- 38. 1992.
- [5] MMA - Ministério do Meio Ambiente. *Série Ecossistemas Paranaenses*. v. 2. 2010. Disponível em: [http://www.meioambiente.pr.gov.br/arquivos/File/cobf/V2\\_Manguezal.pdf](http://www.meioambiente.pr.gov.br/arquivos/File/cobf/V2_Manguezal.pdf). Acesso em: 25 de agosto de 2018.
- [6] Lana, P. C. *Manguezais: diagnóstico, conflitos e prognósticos*. In: Lima, R. E.; Negrelle, R. (Eds.). *Meio Ambiente e desenvolvimento no litoral do Paraná. Diagnóstico*. Curitiba: Editora Universidade Federal do Paraná. pp. 105-118. 1998.
- [7] Observatório do Clima. Map biomas. Disponível em: <http://mapbiomas.org/map#coverage>. Acesso em: 17 de agosto de 2017.
- [8] Silva, C.D.P. *Caracterização dos manguezais do complexo estuarino de paranaguá a partir de imagens SPOT*. Monografia (Gestão Pesqueira) – Universidade Federal do Paraná . Curitiba. pp. 31, 2011.
- [9] Jensen, J.R. *Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres*. Tradução da 2ª edição por (pesquisadores do INPE): Epiphany, J.C.N.; Formaggio, A.R.; Santos, A.R.; Rudorff, B.F.T; Almeida, C.M; Galvão, L.S.. São José dos Campos: Parêntese, pp. 672, 2009.
- [10] Viganó, H.A.; Borges, E.F.; França-Rocha, W.J.S. *Análise do desempenho dos índices de vegetação NDVI e SAVI a partir de imagens Aster*. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Anais...Curitiba, pp. 1828-1834, 2011.
- [11] Huete, A.R. *Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)*. *Remote Sensing of Environment*, v. 25, n. 3, pp. 205-309, 1988
- [12] Novo, E.M.L.M. *Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações*. São Paulo, SP: Editora Blucher, pp. 333, 2008.
- [13] Ponzoni, F.J.; Shimzbukuro, Y.E.; Kuplich, T.M. *Sensoriamento Remoto da Vegetação*. 2. Ed. São Paulo, SP: Oficina de textos, v.1, pp. 176, 2012.
- [14] Cohen, J.A. *Coefficient of Agreement for Nominal Scales. Educational and Measurement*. Vol XX, n. 1, pp.37-46, 1960.
- [15] Pereira, R.S.; Madruga, P.R.A.; Hasenack, H. *Geoprocessamento aplicado ao planejamento de uso de recursos naturais*. Santa Maria: UFSM/DER/FATEC, pp. 40. 1995.
- [16] Meneses, P.R.; Almeida, T. *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto*. UnB, Brasília, 2012.