

Modelagem da Ocupação e Uso do Solo na Zona Costeira do Município de Mangaratiba-RJ e suas Implicações Utilizando a Ferramenta LCM e Imagens Orbitais Modeling of Occupation and Land Use in the Coastal Zone of the Municipality of Mangaratiba-RJ and its Implications Using the LCM Tool and Orbital Images

Anderson dos Santos Passos¹; Leandro Andrei Beser de Deus²; Paulo Roberto Alves dos Santos¹ & Fábio Ferreira Dias¹

¹Universidade Federal Fluminense – UFF, Instituto de Geociências, Departamento de Análise Geoambiental R. Passo da Pátria, 152-470, 24210-240, Niterói, Rio de Janeiro, Brasil ²Universidade do Estado do Rio de Janeiro – UERJ, Instituto de Geografia R. São Francisco Xavier, 524, 20550-900, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil E-mails: andersonpassos@id.uff.br; leandrobeser@gmail.com; paulorobertoalvess@gmail.com; fabioferreiradias@id.uff.br Recebido em: 10/09/2019 Aprovado em: 21/11/2019 DOI: http://dx.doi.org/10.11137/2020 1 346 354

Resumo

A zona costeira do Rio de Janeiro constitui um sistema geoecológico frágil e vulnerável, sendo amplamente ocupada pelo homem, pois possui condições favoráveis em seu entorno para assentamento. É uma área particularmente sensível, onde as praias estão sob pressão de atividades e intervenções antrópicas. Assim, a urbanização inadequada pode levar a uma série de impactos, causando degradação ambiental dos ecossistemas costeiros. Atualmente, o município de Mangaratiba tem sido alvo de intensa especulação imobiliária, como objeto de disputa entre a expansão urbano-industrial-portuário e as atividades de pesca artesanal e turismo, historicamente associadas ao patrimônio natural. Neste contexto, o presente trabalho testou uma rotina metodológica que analisa dados de sensoriamento remoto ao longo de um período de 30 anos, considerando os instantes de 1984 - uma década após a construção da Rodovia Rio-Santos (BR-101) e dois anos após a construção do Porto de Sepetiba (atual Porto de Itaguaí), no ano de 1982 - e prorrogação para a inauguração do Arco Metropolitano do Rio de Janeiro, em 2014, como base para a construção da Matriz de Transição de Markov para o ano de 2034 Os resultados incluem simulações e estabelecimentos dos cenários de desenvolvimento, bem como um diagnóstico da expansão urbana no município, a espacialização dessas áreas. **Palavras-chave:** Geoprocessamento; sensoriamento remoto; linha de costa

Abstract

The coastal zone of Rio de Janeiro constitutes a fragile and vulnerable geoecological system, being largely occupied by man, because it possesses favorable conditions in his surroundings for settlement. It is a particularly sensitive area, where the beaches are under pressure from anthropic activities and interventions. Thus, inadequate urbanization can lead to a series of impacts, causing environmental degradation of coastal ecosystems. Currently, the municipality of Mangaratiba has been target of intense real estate speculation, as an object of dispute between the urban-industrial-port expansion and the tourism and artisanal fishing activities, historically associated with natural heritage. In this context, the present work tested a methodological routine that analysis remote sensing data over a period of 30 years, considering the instants of 1984 – one decade after the construction of the Rio-Santos Highway (BR-101) and two years after the construction of the Port of Sepetiba (current Port of Itaguaí), in the year 1982 – and extending to the inauguration of the Metropolitan Arc of Rio de Janeiro, in 2014, as basis for the construction of the Transition Matrix of Markov for the year 2034. The results include simulations and establishments of the development scenarios, as well as a diagnosis of the urban expansion in the municipality, the spatialization of these areas.

Keywords: Geoprocessing; remote sensing; coastal line



1 Introdução

A ocupação urbana na zona costeira gera uma série de impactos que vão desde a intensificação dos serviços e infraestrutura urbana, até a alteração das propriedades físicas e naturais do meio ambiente, tais como as mudanças climáticas, a degradação do meio ambiente com a ocupação de ecossistemas costeiros – dunas, estuários, mangues, etc. (Rodrigues & Maia, 2003).

Os impactos ambientais induzidos pela pressão humana são extremamente significativos nas áreas costeiras, trazendo sérios problemas, sendo muitas vezes superior à capacidade de assimilação dos sistemas naturais, exercendo pressões no ambiente ou produzindo vários impactos negativos, como a locação de materiais impróprios, suporte da infraestrutura e modificação do escoamento superficial e a drenagem subterrânea, e desmatamento de áreas naturais (Cavalcanti & Camargo, 2000).

O incremento das atividades econômicas e sociais que se desenvolvem nas zonas costeiras pode resultar em processos de degradação, com perdas ambientais significativas, o que aponta para a necessidade premente de ordenamento das atividades que se desenvolvem nas zonas costeiras (Farinaccio & Tessler, 2010).

A zona costeira representa cerca de 20% da superfície terrestre e apresenta ocupação de aproximadamente 50% da população mundial. A densidade média da população residente em áreas costeiras é de 80 hab./km², duas vezes o valor da densidade média global. Aproximadamente 70% das cidades com mais de oito milhões de pessoas estão localizadas na zona costeira (Belfiori, 2003).

O Brasil é o sétimo país do mundo em número de habitantes na zona costeira e o sétimo em maior proporção da zona costeira em área de baixa altitude (Mcgranahan *et al.*, 2007). Sua longa faixa de costa, em torno de 7.408 km, acarreta uma concentração da população no litoral provocando assim, uma sobrecarga ambiental e humana nessa faixa (Rodrigues & Maia 2003). Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2011), aproximadamente 26,6% da população brasileira vive na região litorânea, sendo equivalente a 50,7 milhões de habitantes. Seguindo a essa tendência, a orla continental da Baía de Sepetiba (sobretudo no município de Mangaratiba) apresentou no último censo demográfico números que demandam atenção: entre 2000 e 2010, a população de Mangaratiba cresceu a uma taxa média anual de 3,89%, portanto mais que o dobro da taxa brasileira de 1,17%, no mesmo período – a taxa de urbanização do município passou de 79,76% para 88,11% (IBGE, 2011).

Atualmente, os avanços tecnológicos em sensoriamento remoto, altimetria a laser, levantamentos de dados espaciais usando um Sistema de Posicionamento Global (GPS) em seu modo cinemático e dados de marés locais têm sido usados para mapear com precisão as características morfológicas e indicadores na linha de costa (Amaro *et al.*, 2012).

O uso de imagens de satélites permite a classificação das mesmas, permitindo estudos de uso e ocupação da terra, sendo necessárias checagens de campo em áreas amostrais para a verificação da correlação da classificação com a realidade no terreno (Novo, 2010). Tal classificação de padrões das paisagens possibilita a realização de um monitoramento, valendo-se da característica temporal das mesmas.

Desta forma, a análise ambiental pode ser feita através de comparações de uma mesma paisagem entre dois ou mais períodos de tempo (Grigio, 2003). Vários estudos sobre análise multitemporal em áreas costeiras utilizaram o LCM nesse contexto, tais como: Gholamalifard *et al.* (2013), Mishra *et al.* (2014), Mirhosseini *et al.* (2016) e Yirsaw *et al.* (2017).

Neste contexto, o presente trabalho objetivou o mapeamento e a análise da expansão urbana na linha de costa no município de Mangaratiba, propondo uma rotina metodológica baseada na análise de dados históricos (multitemporais) de sensores remotos, integrados em ambiente de Sistema de Informação Geográfica (SIG).

1.1 Área de Estudo

Mangaratiba é um dos municípios que compõem a Macrorregião da Costa Verde, no litoral sul do estado do Rio de Janeiro. Ocupa área de 347,68 km² e apresenta uma linha de costa muito recortada, limitando-se a leste com o município de Itaguaí, ao norte com o município de Rio Claro e a oeste com o município de Angra dos Reis, sendo banhado ao sul pela Baía de Sepetiba e pelo Oceano Atlântico (Figura 1).

Segundo IBGE (2011), a orla continental da Baía de Sepetiba no território do município de Mangaratiba vem sendo alvo de intensa especulação imobiliária, como objeto de disputa entre a expansão urbano-industrial-portuária e as atividades de turismo e pesca artesanal, historicamente associadas ao patrimônio natural que ainda abriga. Por outro lado, na orla oceânica do município, a Restinga da Marambaia constitui uma área bastante preservada.

A área costeira de Mangaratiba exibe características fisiográficas que retratam grande diversidade de ambientes deposicionais e processos evolutivos. Essa linha de costa foi classificada por Suguio (2003) como costa em submersão, dadas as características de litoral afogado e muito recortado, onde predominam os relevos associados ao embasamento cristalino da Serra do Mar e estreitas planícies costeiras encaixadas em pequenas depressões e alvéolos erodidos.

De acordo com Silva (2002), a distribuição percentual em área do relevo no município de Mangaratiba é de: 14,54% de planícies costeiras, 0,22% de colinas, 2,81% de morros e 82,43% de serras. Existe, portanto, predomínio de serras locais, com amplitudes altimétricas entre 200 e 400 m e de serras escarpadas com altitude acima de 400 m, na vertente voltada para a Baía de Sepetiba (Bastos & Napoleão, 2010).

As planícies costeiras são muito estreitas e formadas por depósitos marinho-praiais, estuarinos e fluviais, de idade essencialmente holocênica (Silva, 2002). Tais ambientes foram formados e afetados pelas oscilações eustáticas e climáticas durante o Quaternário superior. A fisiografia costeira da região foi também, controlada pela neotectônica, refletindo uma costa com características de submersão.



Figura 1 Localização do município de Mangaratiba

Também se destaca na paisagem a Restinga da Marambaia, um pontal arenoso estreito (largura máxima de 5.000 m e mínima de 20 m) ancorado no embasamento (Morro de Guaratiba), e que se prolonga para leste em direção à Pedra do Telégrafo por Borges (1998). Essa formação é marcada pela presença de cordões arenosos e dunas, e foi caracterizada como área altamente vulnerável às variações climáticas e passiva a intensos processos erosivos (Bastos & Napoleão, 2010).

Os ventos mais frequentes e de maior velocidade na região são os de direção sul/sudoeste (Signorini, 1980a; Borges, 1998). Os dados climatológicos da estação meteorológica da Ilha Guaíba, na entrada Baía de Sepetiba, mostram que os ventos de quadrante sul são bem mais frequentes e energéticos que os de quadrante norte (Fragoso, 1995).

As correntes geradas pelos gradientes de densidade existentes na região possuem velocidades bastante reduzidas, tendo como seu principal mecanismo de geração, a maré. Além disso, existe uma defasagem da onda de maré entre a entrada e o interior da baía, o que gera acentuados gradientes de elevação do NM (Signorini, 1980a, b; Fragoso, 1995).

2 Metodologia 2.1 Processamento Digital de Imagens (PDI)

A seleção das imagens levou em consideração parâmetros como a menor cobertura de nuvens na área e a qualidade geométrica das mesmas. Além disso, a escolha das datas de imageamento também a seguiu critérios: 1984, dez anos após a construção da Rodovia Rio-Santos (BR-101), em 1974 e dois anos após a construção do Porto de Sepetiba (atual Porto de Itaguaí), em 1982 – marcos importantes para o crescimento urbano da área de estudo; e 2018, quatro anos após a inauguração do Arco Metropolitano do Rio de Janeiro, em 2014, outro marco relevante para a expansão urbana da região.

Assim, o desenvolvimento metodológico deste trabalho prosseguiu com a aquisição de imagens orbitais dos satélites Landsat 5 (sensor TM) e Landsat 8 (sensor OLI), ambas com resolução espacial de 30 metros, junto ao *site* da *United States Geological*

Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ ISSN 0101-9759 e-ISSN 1982-3908 - Vol. 43 - 1 / 2020 p. 346-354 *Survey* (USGS) – para as seguintes datas e horários: 30/05/1984 (Landsat 5) às 12:20:13 e 29/06/2018 (Landsat 8) às 12:51:18, respectivamente. As coordenadas dos centros das imagens são Latitude 23°06'13.32"S / Longitude 43°27'47.56"W e Latitude 23°06'45.29"S / Longitude 43°24'58.43"W.

Após a aquisição, conforme salientado na literatura por Santos *et al.* (2014), foi necessária uma reprojeção das imagens para o hemisfério sul, pois originalmente foram disponibilizadas pelo USGS na Projeção WGS1984 UTM Zone 23 N, ou seja, projetadas para o hemisfério norte. Não foram necessárias técnicas de calibração radiométrica da imagem ou remoção de ruídos.

Por seguinte, foram realizados os seguintes passos: empilhamento e posterior composição de bandas, classificação e pós-classificação digital das imagens, além do recorte da área de estudo. Para todas as etapas foi utilizado o *software* ArcGIS 10.5.

A fase de processamento das imagens consistiu inicialmente no empilhamento das bandas espectrais: para a imagem do satélite Landsat 5 TM foram utilizadas as bandas de resolução espacial de 30 metros (1, 2, 3, 4, 5 e 7), sendo a banda termal (6) descartada. Para o empilhamento das bandas do satélite Landsat 8 OLI foram descartadas as bandas coastal aerossol, pancromática, cirrus e termais (1, 8, 9, 10 e 11), sendo utilizadas as bandas de resolução espacial de 30 metros (2, 3, 4, 5, 6 e 7).

Após a composição das bandas, foi efetuada a classificação digital das imagens. Inicialmente, foi necessário eleger as classes do uso do solo, onde foram indicados polígonos representativos dos seguintes usos: floresta, solo exposto, restinga, cordões arenosos, água, área rural, área urbana, nuvem e sombra. Então, através da ferramenta de criação de amostras foram coletadas as amostras de treinamento (nomeadas de acordo com seu uso), em áreas homogêneas. Durante a amostragem, foi realizado o agrupamento das mesmas para criar uma única classe baseada em todas as amostras obtidas (foram coletadas quinze para cada classe). Em seguida foi criado um arquivo de registro com as assinaturas espectrais no disco local. Ajustado o número de amostras, procedeu-se a classificação supervisionada. O algoritmo utilizado foi o da máxima verossimilhança – o mesmo usa um pixel associado com um vetor X que define os atributos observados (Liu, 2006). Assim, as classificações com base no pixel são realizadas a partir de seus valores digitais, determinando a relação entre os valores dos pixels e as feições mapeadas (Centeno, 2009). Cada pixel no conjunto de dados é comparado numericamente com cada categoria da chave de interpretação e classificada com o nome da categoria mais semelhante (Lillesand *et al.*, 2007). Após o processamento, obteve-se o arquivo de saída, com o resultado prévio da classificação.

A pós-classificação foi necessária, devido ao intuito de aprimorar o resultado da classificação supervisionada: para tal, foi utilizado o recurso do filtro majoritário, com a finalidade de limpar artefatos e pixels isolados prejudiciais à visualização da imagem. O passo seguinte foi realizar o recorte da área de estudo.

Para validar os resultados das classificações, foram geradas matrizes de confusão, sendo expressas por meio da análise das amostras de treinamento juntamente com os dados classificados. O coeficiente Kappa (Cohen, 1960) foi a variável quantificada (no *software* Excel) após construir a matriz de confusão e seu desempenho levou em consideração o agrupamento qualitativo de Fonseca (2000).

Finalizada a etapa de pós-classificação das imagens, foram realizadas algumas etapas para preparar os dados a ser imputado no *software* IDRISI Selva 17.0, de acordo com sua demanda: comparação das classes de uso do solo, conversão da imagem raster para dados vetoriais, refinamento manual da classificação e, finalmente, o uso de ferramentas de análise espacial de generalização de dados com base em valores atributos.

2.2 Análise dos Dados e Predição Através do Land Change Modeler (LCM)

Para realizar esta etapa, foi feito um detalhamento da metodologia proposta por Eastman (2006) e Beser de Deus (2013). Utilizaram-se como entrada as imagens classificadas dos anos de 1984 (T1) e 2018 (T2) para realizar a predição para o ano de 2034 (T3) – escolhida por representar uma margem de 20 anos após a construção do Arco Metropolitano e 60 anos após a construção da Rodovia Rio-Santos).

O processamento dos dados no módulo LCM foi elaborado a partir da utilização dos arquivos raster dos dois períodos analisados, criados na etapa anterior. Foram gerados como produtos do LCM, como gráficos de ganhos e perdas, modelos de detecção de mudanças e de análise cúbica e mapa de tendência espacial (de mudança).

O último produto gerado foi uma matriz de transição (MT) com as probabilidades de mudança de uma classe para outra, em um instante estimado (T3), referente ao intervalo de dezesseis anos, através das Cadeias de Markov, cujas probabilidades de transição são derivadas de amostras relativas ao instante de tempo T1 e T2. A seleção desses instantes é fundamental, pois ela vai definir os futuros, a partir da amostra apresentada. Através da alteração observada no tempo "t" e no tempo "t+1" faz-se a previsão para o futuro (Soares-Filho, 1998; Baca *et al.*, 2007; Ruhoff *et al.*, 2010; Beser de Deus, 2013).

Especificamente sobre as Cadeias de Markov, pode-se dizer que são uma formalização, como uma máquina de mudança de estados, de modelagem empírica de sistemas que descrevem o mesmo como um processo estocástico (em teorias de probabilidade). A MT, baseada em Markov, é uma matriz quadrada MxM, estocástica, em que os elementos representam a probabilidade de mudança de um tema para outro. A MT compreende uma representação matemática das cadeias de Markov. (Markov, 1971; Briassoulis, 2000; Baca, 2002; Constantinou, 2007; Grigoletti, 2012).

Para a Cadeia de Markov, as probabilidades de transição não mudam com o tempo, o que o caracteriza como um processo estacionário. As principais vantagens das Cadeias de Markov são a simplicidade operacional e matemática do modelo aliadas à facilidade com que podem ser aplicadas a dados provenientes de sensoriamento remoto e implementadas em GIS (Soares-Filho, 1998; Ruhoff *et al.*, 2010). Assim, a predição de mudanças para o ano de 2034 fez uso das Cadeias de Markov – assumindo que os estados anteriores são irrelevantes para a predição dos estados seguintes, desde que o estado inicial seja conhecido (Markov, 1971).

3 Resultados e Discussão

Durante as análises referentes à classificação das imagens, foi calculada a área para os anos de 1984 e 2018, conforme mostrado na Tabela 1: observou-se que tanto no ano de 1984 quanto em 2018. Com a posterior geração das matrizes de confusão, obtiveram-se como resultados das classificações realizadas, os valores dos coeficientes Kappa equivalentes a 82,02 (1984) e 93,08% (2018), que podem ambas ser enquadradas segundo Fonseca (2000) como excelentes. Assim, o maior percentual de cobertura é a floresta, perfazendo 67% do total e sem alterações relevantes - corroborando com o mapa de uso do solo elaborado pelo Instituto Estadual do Ambiente (Bastos & Napoleão, 2010). Entretanto, é importante destacar no mesmo período, o aumento na área urbana (8,69 km²), uma diminuição da área rural (22,96 km²) e de solo exposto (6,64 km²) – sendo esses últimos, junto à floresta, os maiores contribuidores para mudanças líquidas na área urbana (Figuras 2 e 3).

Classe	Área (km²) 1984	Percentual de Cobertura (%)	Área (km²) 2018	Percentual de Cobertura (%)
Sombra	15,92	4,34	33,28	9,08
Área Urbana	16,40	4,47	24,93	6,80
Floresta	246,58	67,27	248,63	67,83
Água	10,55	2,88	10,83	2,95
Solo Exposto	18,62	5,08	11,98	3,27
Nuvem	5,19	1,42	5,65	1,54
Área Rural	39,41	10,75	16,45	4,49
Cordões Arenosos	1,09	0,30	1,07	0,29
Restinga	12,78	3,49	13,72	3,74

Tabela 1 Áreas ocupadas por cada classe de uso do solo.







Figura 3 Contribuidores para mudança líquida na área urbana entre os anos de 1984 e 2018.

De acordo com o IBGE (2011), a área urbana do município vem aumentando seu percentual anualmente, o que demonstra que a mudança ocorrida na área, segue a tendência nacional de expansão urbana em municípios costeiros.

Segundo Villaça (1978), o fenômeno da dispersão urbana no Brasil está ligado ao uso do automóvel e as vias possuem vínculo direto com a expansão urbana. Além disso, todas as cidades brasileiras onde há portos na zona costeira atraem diversas indústrias em seu entorno, e com isso, uma crescente urbanização (Abreu *et al.*, 2017).

Fica claro que, no caso de Mangaratiba, existe uma materialização das afirmações supracitadas, já que a construção da Rodovia Rio-Santos (BR-101) em 1974, a construção do Porto de Sepetiba (atual Porto de Itaguaí) em 1982 e a inauguração do Arco Metropolitano do Rio de Janeiro, em 2014 foram grandes impulsionadores na expansão urbana.

A diminuição da área rural pode ser explicada pelo fato da urbanização horizontal se apropriar de áreas periurbanas onde antes se constituía uma produção agrícola ou áreas remanescentes de vegetação nativa (Sandoval, 2014). Na Figura 4 estão inseridos produtos do LCM que apontam transição da área rural para urbana: um mapa de transição para no período de 1994-2018 e um mapa de tendência cúbica, que aponta o sentido que a transição de área rural e para urbana aumenta (na porção continental, em direção à linha de costa próxima ao centro do município; enquanto na Restinga da Marambaia, se mantém estagnada) – tendência que corrobora com os dados de crescimento populacional disponibilizados pelo IBGE (2011).

As previsões de mudanças para 2034 foram apresentadas pelo algoritmo de Markov em formato de tabela (Tabela 2). Essa tabela indica que a probabilidade de uma classe se transformar em outra ou então de continuar a ser a mesma para uma data futura previamente indicada. No caso da análise de transição para área urbana, a tabela destacou como classes com maior probabilidade, a área rural, com indicação de 12% e o solo exposto, com 10,8%.

É importante destacar que as Cadeias de Markov assumem que o estado futuro do sistema depende apenas do seu estado presente e das possibilidades de transição, sendo independente da trajetória que o levou àquele estado. Segundo Soares-Filho (1998) este modelo não ignora o passado, mas assume que toda a informação do passado está concentrada no presente estado do sistema. Assim, as interações são instantâneas, sendo irrelevante o

	Sombra	Área Urbana
Sombra	0,9357	0,0003
Área Urbana	0,0000	0,7509
Floresta	0,0405	0,0141
Água	0,0000	0,0055
Solo Exposto	0,0000	0,1084
Nuvem	0,0699	0,0000
Área Rural	0,0000	0,1201
Cordões Arenosos	0,0000	0,0317
Restinga	0,0000	0,0498

Tabela 2 Recorte da grade de probabilidade de transições, com ênfase nos valores de maior percentual em relação à área urbana.

tempo de permanência das variáveis em cada estado. Além disso, uma vantagem das Cadeias de Markov é o fato de não necessitar de grande quantidade de dados antigos para prever o futuro.

4 Conclusões

O uso de imagens de satélite junto ao método de classificação digital utilizando o algoritmo da máxima verossimilhança foi eficaz, já que apresentou um resultado próximo à realidade da área de trabalho: evidenciou uma expressiva mudança no que diz respeito à expansão urbana em Mangaratiba. Além disso, a classificação corrobora com o mapa de uso do solo disponibilizado pelo INEA (Bastos & Napoleão, 2010) e, tal expansão urbana foi apontada pelo IBGE (2011), no último censo populacional.

O módulo LCM apontou as alterações condizentes com a área de estudo (comprovadas durante



Figura 4 A Mapa de transição de área rural para urbana entre 1984 e 2018; B Mapa de tendência cúbica da área rural para área urbana.

expedições de campo, visando a validação do mapeamento realizado em laboratório), destacando a transição da área rural e de solo exposto para área urbana, num período proporcional às diversas mudanças na infraestrutura do município – construção de rodovias e do porto.

O apontamento das áreas com potencial de expansão visa subsidiar o município, no que diz respeito ao planejamento urbano. Entretanto, é necessário um alinhamento entre do poder público junto às instituições de pesquisa, visando adoção de políticas públicas e técnicas que favoreçam a criação de condições adequadas para o uso do solo, sobretudo por se tratar de um município localizado na zona costeira do Rio de Janeiro.

5 Agradecimentos

Os autores agradecem à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo incentivo e suporte financeiro, ao Núcleo de Estudos Geográficos (NEGEO/UERJ) e ao Núcleo de Estudos em Ambientes Costeiros (NEAC/UFF) pelo incentivo e suporte para execução deste trabalho.

6 Referências

- Abreu, F. L.; Vasconcelos, F. P. & Albuquerque, M.F.C. 2017. A Diversidade no Uso e Ocupação da Zona Costeira do Brasil: A Sustentabilidade como Necessidade. *Conexões-Ciência e Tecnologia*, 5(11): 8-16.
- Amaro, V.E.; Santos, M.S.T. & Souto, M.V.S. 2012. Geotecnologias aplicadas ao monitoramento costeiro: sensoriamento remoto e geodésia de precisão. Natal, 118p.
- Baca, J.F.M. 2012. Dinâmica da Paisagem: métodos analíticos, modelos de classificação e simulação prognostica, sob a ótica geoecológica. Programa de pós-graduação em Geografia, Universidade Federal Fluminense, Rio de Janeiro, Tese de Doutorado.
- Bastos, J. & Napoleão, P. 2010. O estado do ambiente: indicadores ambientais do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, SEA, INEA, 156p.
- Belfiori, S. 2003. The growth of Integrated Coastal management and the Role of Indicators in Integrated Coastal Management: Introduction to the Special Issue. Ocean & Coastal Management. 46(3): 225-34.

Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ ISSN 0101-9759 e-ISSN 1982-3908 - Vol. 43 - 1 / 2020 p. 346-354

- Beser de Deus. 2013. Espaço e Tempo como Subsídios à Construção de Cenários de Uso e Cobertura da Terra para o Planejamento Ambiental na Amazônia: O Caso da Bacia do Rio Acre. UFRJ/COPPE, Rio de Janeiro, Tese de Doutorado, 384p.
- Borges, H.V. 1998. Holocene Geological Evolution of Sepetiba Bay and Marambaia Barrier Island, Brazil. Tese (PhD Thesis) - State University of NewYork, 145p.
- Briassoulis, H. 2000. "Analysis of Land Use Change: Theoretical and Modeling Approaches". *In:* The Web Book of Regional Science, editor S. Loveridge, Regional Research Institute, West Virginia University, June 2000. http://www.rri.wvu.edu/ WebBook/Briassoulis/contents.htm
- Cavalcanti, A.P.B. & Camargo, J.C.G. 2000. Impactos e condições ambientais da zona costeira do Estado do Piauí. *In*: Geraldi, L.H. & Mendes, I.A. (ed.) *Do Natural, do Social e de suas interações: visões* geográficas organizadoras. Rio Claro, USP/DGH, p.59-78.
- Centeno, J.A.S. 2009. Sensoriamento Remoto e Processamentos de Imagens digitais, Curitiba: Ed. Curso de Pós Graduação em Ciências Geodésicas, Universidade Federal do Paraná, 219p.
- Cohen, J. 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. Educational and Psychological Measurement, 20:37-46.
- Constantinou, E. 2007. Dinâmica Intra-Urbana: Aleatoriedade e Emergência de Padrões Espaco-Temporais. Cadeias de Markov.
- Eastman, J.R. 2006. *IDRISI Manual. IDRISI Andes Guide to GIS and Image Processing. Manual Version 15.00.* Clark University, Worcester, USA, 327p.
- Farinaccio, A. & Tessler, M.G. 2010. Avaliação de Impactos Ambientais no Meio Físico decorrentes de Obras de Engenharia Costeira - Uma Proposta Metodológica. *Revista da Gestão Costeira Integrada*, 10(4): 419-434.
- Fonseca, L.M.G. 2000. *Processamento digital de imagens*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). 105p.
- Fragoso, M.R. 1995. Estimativa do Padrão de Circulação da Baía de Sepetiba (RJ) Através de Modelagem Numérica. Departamento de Oceanografia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Monografia de Graduação, 84p.
- Grigio, A.M. 2003. Aplicação de sensoriamento remoto e sistema de informação geográfica na determinação da vulnerabilidade natural e ambiental do Município de Guamaré (RN): simulação de risco às atividades da indústria petrolífera. Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Dissertação de Mestrado, 253 p.
- Grigoletti, P.S. 2012. Cadeias de Makov. Escola de Informática – Universidade Católica de Pelotas (UCPel). Disponível em: http://www.ufjf.br/epd042/files/2009/02/cadeia-Markov.pdf. Acesso em 15 jul. 2018.
- Gholamalifard, M.; Shooshtari, S.; Hosseini Kahnuj, S.H. & Mirzayi, M. (2013). Land cover change modeling of coastal areas of mazandaran province using LCM in a GIS Environment. *Journal of Environmental Studies*. 38: 109-124.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2011. Sinopse do Censo Demográfico 2010. Rio de Janeiro. Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão.

- Liu, W.T.W. 2006. Aplicações de Sensoriamento Remoto. Campo Grande: Ed. UNIDERP.
- Lillesand, T.M.; Kiefer, RW. & Chipman, J.W. 2007. Remote Sensing and Image Interpretation, John Wilwy & Sons, Inc. 756p.
- Markov, A.A. 1971. Extension of the limit theorems of probability theory to a sum of variables connected in a chain. Reimpresso no Apêndice B de: R. Howard. Dynamic Probabilistic Systems, Vol. I: Markov Chains. John Wiley and Sons.
- Mcgranahan, G.; Balk, D. & Anderson, B. 2007. The rising tide: assessing the risks of climate change and human settlements in low elevation coastal zones. Environment and Urbanization, 3: 17-37.
- Mirhosseini, S.M., Jamali, A.A., & Hosseini, S.Z. (2016). Investigating and Predicting the Extension of Dunes Using Land Change Modeler (LCM) in the North West of Yazd, Iran. Desert, 21(1), 76-90.
- Mishra, V.N.; Rai, P.K. & Mohan, K. (2014). Prediction of land use changes based on Land Change Modeler (LCM) using remote sensing: a case study of Muzaffarpur (Bihar), India. Journal of the Geographical Institute 'Jovan Cvijic 'SASA, 64(1).
- Novo, E.M.L.M. 2010. Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações. São Paulo, 4. Ed. Edgard Blucher. 308p.
- Rodrigues, R.A. & Maia, L.P. 2003. Impactos ambientais na zona costeira e a qualidade de vida das comunidades. In: IX Congresso da Associação Brasileira de Estudos do Quaternário (ABEQUÁ), CD-ROM.
- Ruhoff, A., Fantin-Cruz, I. & Collischonn, W. 2010. Modelos de simulação dinâmica do desmatamento na Amazônia. Caminhos de Geografia. Uberlândia, 36(11): 258-268. Sandoval, C.C. 2014. *Cadê o horizonte? A ocupação urba-*
- na ao longo da Rio-Santos em São Sebastião, 1964-

2000. 2014. Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, Dissertação de Mestrado, 288 p.

- Santos, A.R.; Eugenio, F.C.; Soares, V.P.; Moreira, M.A.; Ribeiro, C.A.A.S. & Barros, K.O. 2014. SR Landsat 8. Conjunto de Ferramentas para o Processamento de Imagens Orbitais do Satélite Landsat 8. Disponível em: http://www.mundogeomatica. com.br/livroSR102.htm.> Acesso em 01 jul.2018.
- Signorini, S.R. 1980a. A Study of The Circulation in Bay of Ilha Grande and Bay of Sepetiba Part I, A Survey of the Circulation Based on Experimental Field Data. Bolm Inst. oceano gr., 29(1): 41-55.
- Signorini, S.R. 1980b. A Study of the Circulation in Bay of Ilha Grande and Bay of Sepetiba Part II, An Assessment to the Tidally and Wind-Driven Circulation Using a Finite Element Numerical Model. Bolm Inst oceano gr., 29(1): 57-68.
- Silva, T.M. 2002. A estruturação geomorfologia do Planalto Atlântico no Estado do Rio de Janeiro. Depto. Geografia, IGEO/UFRJ, Rio de Janeiro, Tese de Doutorado, 265p.
- Soares Filho, B.S. 1998. Modelagem dinâmica de paisagem de uma região de fronteira de colonização amazônica. Universidade de São Paulo, São Paulo, Tese de doutorado, 299p.
- USGS. United State Geological Survey. 2018. EarthExplorer. Disponível em: <http://earthexplorer.usgs. gov>. Acesso em: 25 jun. 2018.
- Villaca, F. 1978. Uso do solo urbano. Fundação Prefeito Faria Lima, São Paulo, Nobel.
- Yirsaw, E.; Wu, W.; Shi, X.; Temesgen, H. & Bekele, B. (2017). Land use/land cover change modeling and the prediction of subsequent changes in ecosystem service values in a coastal area of China, the Su--Xi-Chang Region. Sustainability, 9(7), 1204.