

FOLHARINI, SAULO

*Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Geociências,
Departamento de Geografia*
Rua Carlos Gomes, 250, CEP: 13083-855, Campinas, São Paulo, Brasil
sfolharini@gmail.com

OLIVEIRA, REGINA

*Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Geociências,
Departamento de Geografia*
Rua Carlos Gomes, 250, CEP: 13083-855, Campinas, São Paulo, Brasil
reginacoliveira@ige.unicamp.br

Utilização do Land Change Modeler® na modelação prospetiva do uso e cobertura do solo na microrregião de Santos, Brasil para o ano de 2022

Land use and land cover model for the Santos microregion in 2022, Brazil, using the Land Change Modeler

Referência: Folharini, Saulo; Oliveira, Regina (2020). Utilização do Land Change Modeler® na modelação prospetiva do uso e cobertura do solo na microrregião de Santos, Brasil para o ano de 2022. *Revista de Geografia e Ordenamento do Território (GOT)*, n.º 19 (Junho). Centro de Estudos de Geografia e Ordenamento do Território, p. 57-73, [dx.doi.org/10.17127/got/2020.19.003](https://doi.org/10.17127/got/2020.19.003)

RESUMO

A análise da dinâmica de uso e cobertura do solo deve ser uma etapa fundamental nos procedimentos de ordenamento territorial. No presente estudo apresenta-se o resultado da aplicação de um processo de modelação prospetiva da ocupação do solo na microrregião de Santos (Brasil) tendo como horizonte temporal o ano de 2022. Os dados de referência utilizados no modelo dizem respeito a classificações da ocupação do solo para os anos de 2010 e 2016, elaboradas a partir de imagens de satélite LANDSAT 5 (TM) e 8 (OLI). A etapa de modelagem foi desenvolvida no *Land Change Modeler* do IDRISI®. Como resultados foram obtidos o mapeamento de tendência espacial de mudança indicando as principais alterações de uso e cobertura e onde elas se concentram espacialmente, além do mapeamento síntese de uso e cobertura do solo para 2022.

Palavras-chave: Modelação prospetiva; Uso e Cobertura; LANDSAT; Santos.

ABSTRACT

The analysis of the land use and land cover change is a fundamental step of territorial planning. The present study presents the result of the application of a prospective modeling process of land occupation in the Santos microregion (Brazil) with the time horizon of the year 2022. The reference data used in the model refer to land use classification for 2010 and 2016, based on LANDSAT 5 (TM) and 8 (OLI) satellite images. The modeling step has been developed in IDRISI's Land Change Modeler. As results were obtained the mapping of spatial

trend of change, which indicates the main changes of use and cover and where they are spatially concentrated, in addition to the mapping of land use and land cover for 2022.

Key words: Prospective Modeling; Land and Cover; LANDSAT; Santos.

1. Introdução

A mudança no uso e cobertura do solo é o processo resultante das modificações no território, causadas por fatores naturais, como a desertificação e a erosão ou antrópicos, como o desmatamento e o crescimento das cidades (Adepoju; Millington; Tansey, 2006; Lohberger et al., 2017).

Essas alterações resultam em processos físico-ambientais diversos, como o aumento da erosão dos solos, perda da biodiversidade e modificação de habitats, assoreamento de rios, poluição da água e ar, além de modificação das características climáticas (Folharini; Oliveira; Furtado, 2017; Sant'anna Neto; Nery, 2005).

Com o aumento do consumo dos recursos naturais as alterações nos processos físico-ambientais também se intensificaram e o devido monitoramento destes processos por sensores orbitais, Técnicas de Sensoriamento Remoto e Geotecnologias com a identificação e quantificação da mudança de uso e cobertura torna-se uma importante etapa de gestão do território (Crosta, 1992; Maia, 2002; Moreira, 2011).

A análise de imagens de satélite de datas passadas permite obter registos momentâneos do uso e cobertura do solo e constituem dados importantes para propor modelos de previsão de mudança. Esse tipo de análise tornou-se amplamente aplicado nas últimas décadas em pesquisas na temática de mudanças ambientais globais, propondo possíveis tendências de mudanças no uso e cobertura.

Neste contexto, o litoral do Estado de São Paulo evidencia uma intensa pressão com mudança nos tipos de ocupação do solo e expansão da sua área urbana, especialmente na microrregião de Santos, formada pelos municípios de Bertioga, Cubatão, Guarujá, Praia Grande, Santos e São Vicente (Figura 1).



Figura 1 – Localização da área de estudo.
Fonte: IBGE

A microrregião de Santos integra a Região Metropolitana da Baixada Santista (RMBS), importante polo econômico constituído durante o século XX com atividades relacionadas aos setores portuário e de siderurgia. A dinâmica econômica atraiu importante contingente de mão de obra que fixou residência nos municípios da área de estudo, característica que influenciou o crescimento e densidade populacional (Afonso, 2006; Marandola et al., 2013; Vedovello; Macedo, 2007).

O século XX foi marcado, nesta região, por um processo de crescimento econômico acentuado devido à sua localização estratégica, sendo responsável por escoar a produção advinda de indústrias instaladas no planalto, aumento do número de loteamentos turísticos e consequente expansão do espaço edificado para veraneio e incentivos para implantação do polo industrial de Cubatão. Esse polo, instalado na década de 1970, teve como objetivo aumentar a produção de combustíveis porque a indústria automobilística estava em crescimento no país (Souza e Mendes, 2015). Concomitantemente a esse processo, o governo paulista implementou políticas estaduais incentivando a descentralização industrial da capital.

Os setores da economia que prosperaram na Baixada Santista desde o início possuíam forte dependência das demandas e consumo da metrópole São Paulo. O polo petroquímico de Cubatão se desenvolveu nas áreas de petroquímica e siderurgia produzindo bens consumidos pelas indústrias instaladas no planalto, delimitando dessa forma a intrínseca relação entre metrópole e Baixada Santista. Outro setor importante é o do turismo, caracterizado como de segunda residência e final de semana, maioritariamente associado a residentes na cidade de São Paulo e região metropolitana.

Neste contexto, o presente estudo tem por objetivo propor através da análise temporal de uso e cobertura do solo da microrregião de Santos dos anos 2010 e 2016 um mapa de uso e cobertura potencial para o ano de 2022, utilizando para isso o “*Land Change Modeler (LCM)*” do IDRISI® 17 (Selva).

2. Metodologia

A proposição de mapas futuros de uso e cobertura do solo considera a elaboração de classificações de uso e cobertura anteriores para sua elaboração. No presente trabalho foram utilizadas imagens LANDSAT-5 (TM) e LANDSAT-8 (OLI), órbita/ponto: 218/76 e 218/77, obtidas no sistema *Earth Explorer* do *United State Geological Survey (USGS)* e captadas nas datas apresentadas na tabela 1:

Tabela 1 – Datas das imagens de satélite.

Data		Órbita/Ponto
02-09-2010	17-08-2016	218/76
06-02-2010	17-08-2016	218/77

Fonte: Elaborada pelos autores.

O pré-processamento das imagens de 2010 e 2016 foi realizado no software ENVI considerando as seguintes etapas: empilhamento de bandas, reprojeção, mosaico e recorte da área de estudo. Na sequência, foram utilizadas as classes propostas por Gigliotti (2010): mata atlântica, restinga, mangue, área urbana, água, solo exposto e agricultura para o procedimento de classificação. O autor definiu áreas de cobertura vegetal natural (mata atlântica, restinga, mangue), unidades antrópicas (área urbana, solo exposto, agricultura) e água para a região da Baixada Santista, onde se insere a área de estudo do presente estudo.

A etapa de classificação, também realizada no ENVI, utilizou o método OBIA (*Object Based Image Analysis*) que considera as características espectrais das bandas, forma dos objetos e textura na análise das imagens, tornando o resultado da classificação mais preciso em relação aos métodos supervisionados que consideram apenas a informação espectral de cada pixel, como é o caso do método máxima verossimilhança, distância mínima e paralelepípedo (Blaschke, 2010; Yan et al., 2006). Os dois algoritmos utilizados no método OBIA, *Support Vector Machine (SVM)*, apresenta melhor desempenho e qualidade na classificação porque sua aprendizagem no processo de reconhecimento das classes

necessita de pequeno número de amostras, determinando limites ótimos entre as classes (Cortes; Vapnik, 1995; Huang; Davis; Townshend, 2002; Steinwart; Christmann, 2008).

O resultado da classificação foi validado através do cálculo de índice *Kappa*, obtendo a nota 0,848 para 2010 e 0,858 para 2016. Esses valores são calculados através de uma matriz de confusão, arranjo numérico que verifica erros na atribuição dos pixels a determinada classe. Os valores de índice *Kappa* variam de 0 a 1, quando a classificação recebe nota acima de 0,8 é considerada excelente, valores próximos a zero indicam baixa qualidade da classificação, ou seja, as classes associadas a cada um dos pixels têm baixa correspondência com a realidade espacial representada por esses pixels (Cohen, 1960; Congalton, 1991).

Na sequência, os resultados da classificação para os anos de 2010 e 2016 foram inseridas no “*Land Change Modeler (LCM)*” do IDRISI® 17 (Selva) para o procedimento de modelação de uso e cobertura no ano 2022, data escolhida para manter o mesmo período histórico de análise, ou seja, 2010, 2016 e 2022. Desenvolvido pelo *Clark Labs*, este módulo do software IDRISI® oferece um conjunto de ferramentas para analisar mudanças no uso e cobertura do solo (Mas et al., 2014). Estudos de Weng (2002), Mishra et al. (2014), Assaf (2016), Hamdy et al. (2017) e Ansari e Golabi (2019) utilizam o módulo LCM em suas análises de predição de mudança de uso e cobertura. Os autores ainda apontam a limitação do método pelo modelo ser baseado apenas em estados pretéritos do uso e cobertura. Entretanto, os autores também enfatizam a importante contribuição do método para a pesquisa geográfica de modelação futura e o desempenho satisfatório em modelar tendências em matrizes de transição.

Outro ponto importante a considerar é que sua implementação no software IDRISI® possibilita a condução do processo de modelação por analistas de órgãos de governo que trabalham com planejamento. No presente estudo foram utilizadas as seguintes ferramentas do módulo LCM (Figura 2):

1. Análise de Mudanças (*Change Analysis*)
 - a. Tendências Espaciais de Mudanças
2. Potencial de Transição (*Transition Potentials*)
 - a. Estrutura de transição dos sub-modelos
 - b. Sub-modelo Redes Neurais Artificiais
3. Predição de Mudanças (*Change Prediction*)

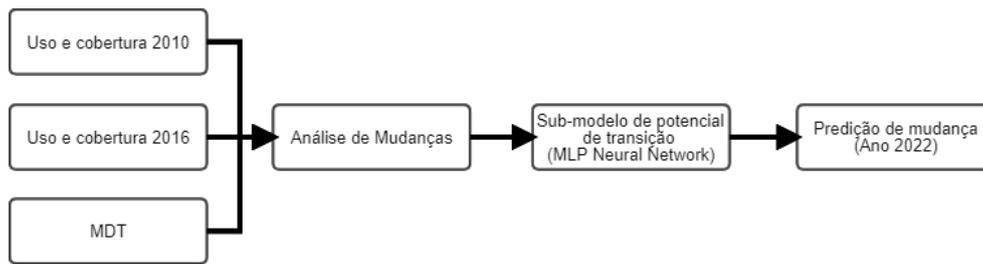


Figura 2 – Fluxograma de etapas do trabalho.

Fonte: Elaborada pelos autores.

No processo de modelagem são mensuradas mudanças, considerando perdas e ganhos de área por classe de uso e proposta uma previsão de uso e cobertura identificando as áreas com persistência e de transição de uma classe n para uma p (Eastman, 2016; Uddin et al., 2015).

Na primeira etapa do processamento, realizada na ferramenta *Análise de Mudanças* foram inseridos os planos de informação: classificação de uso e cobertura dos anos de 2010 e 2016 e o Modelo Digital do Terreno (MDT). A análise das mudanças em dois momentos passados, 2010 e 2016 identifica as transições entre as classes de uso e cobertura, quantificando as perdas, ganhos e persistência entre elas (Eastman, 2016; Uddin et al., 2015).

Com a quantificação de perdas e ganhos de área, ainda na etapa de *Análise de Mudanças* são processadas as Tendências Espaciais de Mudanças. Nesse momento são analisadas as possíveis mudanças das classes de uso: Mata Atlântica para Área Urbana, Restinga para Área Urbana, Mangue para Área Urbana e Solo Exposto para Área Urbana. Esse conjunto de mudanças de uso e cobertura foi definido por evidenciar a transformação da paisagem em decorrência de ações antrópicas. Por exemplo, expansão de áreas urbanas e supressão de vegetação nativa. A análise dos padrões de mudança de uso e cobertura pode ser complexa e difícil de interpretar, para tanto é fornecida uma análise de superfície de tendência polinomial que se ajusta aos padrões de mudanças. Foi utilizada uma função polinomial de 9ª ordem que forneceu uma superfície contínua de resolução espacial detalhada das mudanças de uso e cobertura analisadas. (Eastman, 2016; Uddin et al., 2015).

No segundo conjunto de ferramentas utilizadas, *Potencial de Transição*, utiliza-se um dos seguintes modelos: *Logistic Regression*, *Multi-Layer Perceptron (MLP) Neural Network* ou *SimWeight*. De acordo com Eastman (2016) o modelo *MLP Neural Network* é o mais

indicado por não requerer intervenções do usuário, fornecer informações detalhadas sobre a contribuição das variáveis explicativas e também pelo processamento mais rápido ao ser comparado ao *SimWeight* ou *Logistic Regression* (Olmedo et al., 2013; Eastman, 2016; Estoque et al., 2019).

Esta ferramenta agrupa as transições entre os dois mapas de uso e cobertura em um conjunto de sub modelos identificados por variáveis explicativas. Para cada transição possível é identificado um índice de potencial de transição que varia de 0 a 1, quanto mais próximo de 1 maior o potencial de transição.

Em seguida, na etapa de Estrutura de transição dos sub modelos foram inseridas as variáveis dinâmicas Mapa de Mudanças e Distância da Área Urbana, esta última elaborada no ArcGIS com a ferramenta Distância Euclidiana que identifica a distância em linha reta de cada pixel com área urbana 2016. As duas variáveis são consideradas dinâmicas porque alteram no tempo, sendo recalculadas durante o processamento de potencial de mudança.

A última etapa, do segundo conjunto de ferramentas é o Sub Modelo de Potencial de Transição utilizando o algoritmo de Rede Neural (*MLP Neural Network*), selecionada por ser o único modelo entre os três algoritmos disponíveis que executa até nove transições. Enquanto o *SimWeight* e *Logistic Regression* executam apenas uma transição. A figura 3 mostra os parâmetros de entrada do modelo.

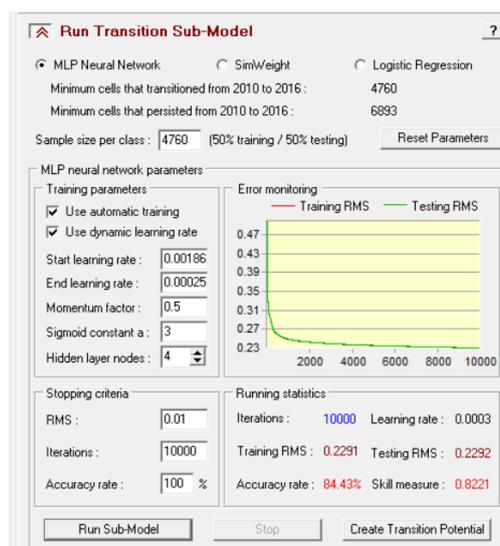


Figura 3 – Parâmetros do Sub modelo de transição.

Fonte: Fonte: IDRISI Selva.

Os valores dos parâmetros do Sub Modelo de Potencial de Transição foram definidos por representarem uma exatidão de 84,43% na classificação. Esse valor indica a proximidade da classificação com o valor verdadeiro dos pixels no processo de validação, sendo calculado em função do número de transições modeladas com o número de classes de persistência do modelo.

No terceiro conjunto de ferramentas, *Predição de Mudança*, é realizada a etapa final da modelação. Inicialmente são quantificadas as alterações de cada transição por meio de uma Cadeia de Markov, processo estocástico onde variáveis aleatórias (classes de uso) têm a probabilidade de mudar entre um momento t1 e um momento t2 (Eastman, 2016).

De acordo com levantamento na literatura realizado por Ghosh et al. (2017) as limitações na implementação de análises baseadas em Cadeia de Markov está na falta de previsão da influência humana no processo, como ações pessoais e políticas. Entretanto, essas ações também são difíceis de prever em uma análise que considera diferentes anos. Os autores ainda consideram que mesmo com limitações do processo baseado em Cadeia de Markov, sua utilização pode ajudar planejadores na modelagem prospectiva de mudança de uso e cobertura do solo.

Em seguida a Alocação de Mudança parametriza e inicia o processo de previsão do uso e cobertura para o ano de 2022, identificando alterações e restrições à previsão. Essa etapa é baseada nos agrupamentos de transições mensurados na etapa de Potencial de Transição e na data de previsão definida no início da *Predição de Mudança* (Uddin et al., 2015).

A validação do modelo de predição (2022) foi a última etapa. O resultado é um *raster* representando a Exatidão do Modelo que deve ser interpretado da seguinte maneira: cor verde confirma as previsões de uso que o modelo previu, amarelo as áreas onde foi prevista mudança e o uso persistiu e vermelho onde foi prevista persistência de uso e houve alteração.

3. Resultados

Os primeiros resultados apresentados referem-se ao processamento de classificação do uso e cobertura do solo dos anos 2010 e 2016 (Figura 4).

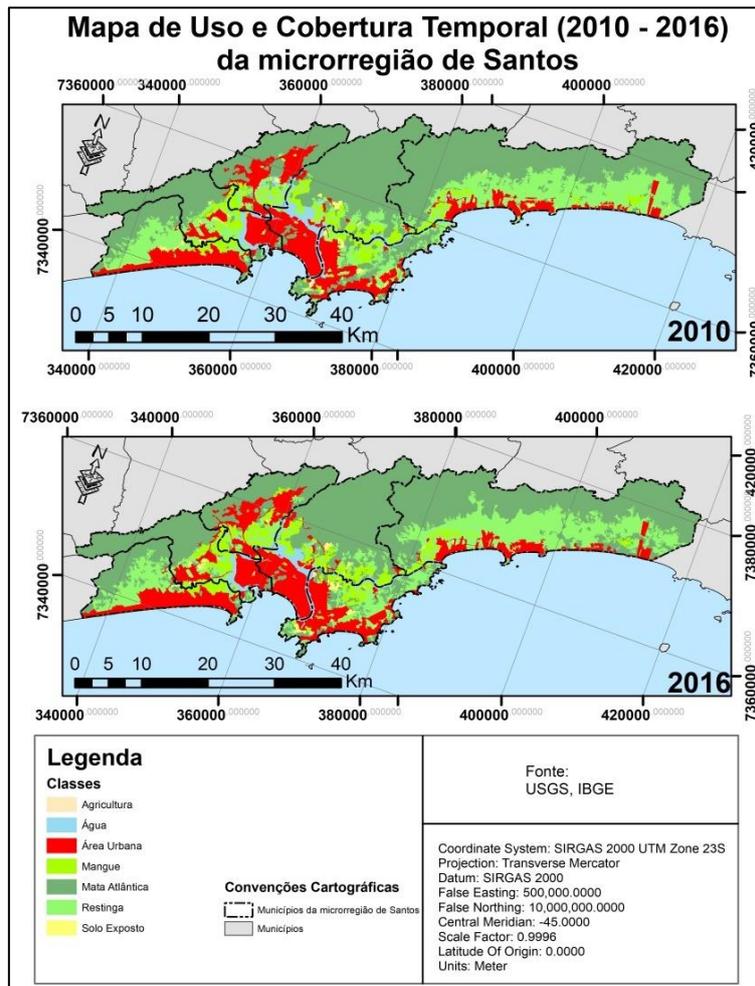


Figura 4 – Mapa de Uso e Cobertura de 2010 e 2016.

Fonte: Elaborado pelos autores.

As mudanças no uso e cobertura do solo observada demonstram que apenas a área urbana teve aumento de área na relação entre ganhos e perdas de área no período analisado. Nas outras classes foram observadas diminuição de áreas quando comparado os ganhos e perdas totais, demonstrando que a expansão urbana é o principal indicador de alteração no uso e cobertura do solo.

Os resultados das mudanças entre 2010 e 2016 são utilizados para propor um modelo de predição para 2022. Para tanto durante a primeira etapa, *Análise de Mudanças*, são elaborados os modelos de Tendências Espaciais de Mudanças, apresentados na figura 5.

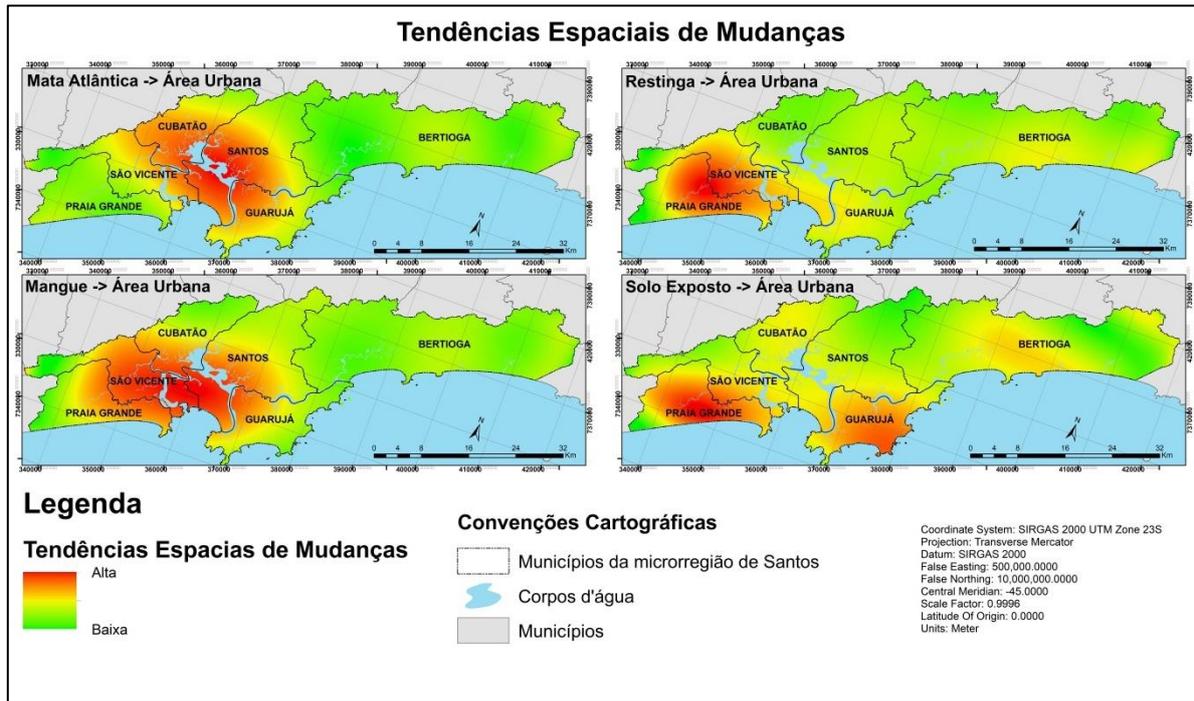


Figura 5 – Tendências Espaciais de Mudanças.

Fonte: Elaborado pelos autores

Na tendência espacial de mudança, Mata Atlântica -> Área Urbana, a área central possível de ocorrer se concentra nos municípios de Cubatão, Guarujá, Santos e São Vicente, com direção predominante de expansão urbana a Serra do Mar, principalmente nos municípios de Cubatão e Santos.

A tendência espacial de mudança, Restinga -> Área Urbana, tem área central de expansão nos municípios de São Vicente e Praia Grande, os dois contam com grandes áreas de restinga ainda preservadas, mas que sofrem pressões devido a expansão urbana. Tal ocupação é favorecida pela presença da Rodovia Mário Covas, importante via de ligação com o litoral sul. Outra área, com média intensidade de mudança se localiza no município de Bertioga e está relacionada à expansão de bairros e condomínios fechados de alto padrão, tipo de ocupação recorrente no município.

Por sua vez, a tendência espacial de mudança, Mangue -> Área Urbana, tem sua mudança influenciada em áreas do estuário, abrangendo os municípios de Cubatão, Guarujá, Praia Grande, Santos e São Vicente. Essa mudança está relacionada ao avanço de ocupações irregulares e pelo aumento da área do porto de Santos, planejada para ocupar diferentes ilhas do estuário, suprimindo o manguezal.

A tendência espacial de mudança, Solo Exposto -> Área Urbana, ocorre em todos os municípios da área de estudo e se relacionam as primeiras áreas de retirada da vegetação nativa que serão convertidas em loteamentos para a expansão urbana. Entretanto é importante destacar que os municípios de Guarujá e Praia Grande são os que concentram a maior tendência de mudança por possuírem ainda grandes áreas planas desocupadas.

Este conjunto de dados é a base para a segunda etapa da modelagem, denominada *Potencial de Transição*, um modelo estatístico de transição baseado em Redes Neurais. O resultado intermediário apresentado nesta etapa consiste em índices que variam de 0 a 1 indicando o potencial de transição ou persistência da classe de uso, de acordo com a tabela 2.

Tabela 2 – Índices de potencial de transição ou persistência.

Transições	
Mata Atlântica para Área Urbana	0.9861
Restinga para Área Urbana	0.9995
Persistência	
Mata Atlântica	0.6451
Restinga	0.3458
Área Urbana	1.0000
Solo Exposto	0.5967

Fonte: Elaborado pelos autores

As classes com maior potencial de transição são Mata Atlântica e Restinga, ambas com transição para a classe área urbana. As áreas de Restinga por ser o tipo de vegetação predominante na planície costeira, onde se concentra a ocupação urbana. Por sua vez as áreas de Mata Atlântica mais afetada se localizam nas baixas vertentes da Serra do Mar, com declividades de até 30° que possibilitaram a ocupação por bairros periféricos.

Por sua vez a persistência de 0.6451 da Mata Atlântica ocorre porque a floresta localiza-se majoritariamente em áreas de difícil acesso com declividades acima de 45°, dificultando a ocupação. A persistência da Restinga de 0.3458 é um valor baixo por ser a vegetação mais afetada pela expansão da ocupação urbana. Já a Área Urbana tem uma persistência de 1.00, ou seja, não há transformação prevista de Área Urbana em outra classe de uso e cobertura e o Solo Exposto tem persistência de 0.5967 indicando que 0.4033 sofrerá algum tipo de transição, sendo a área urbana a conversão mais usual neste processo.

No terceiro conjunto de ferramentas, denominado *Predição de Mudança*, foi gerado o mapa final que corresponde a proposta de mapa de Uso e Cobertura potencial para o ano de 2022 (Figura 6).

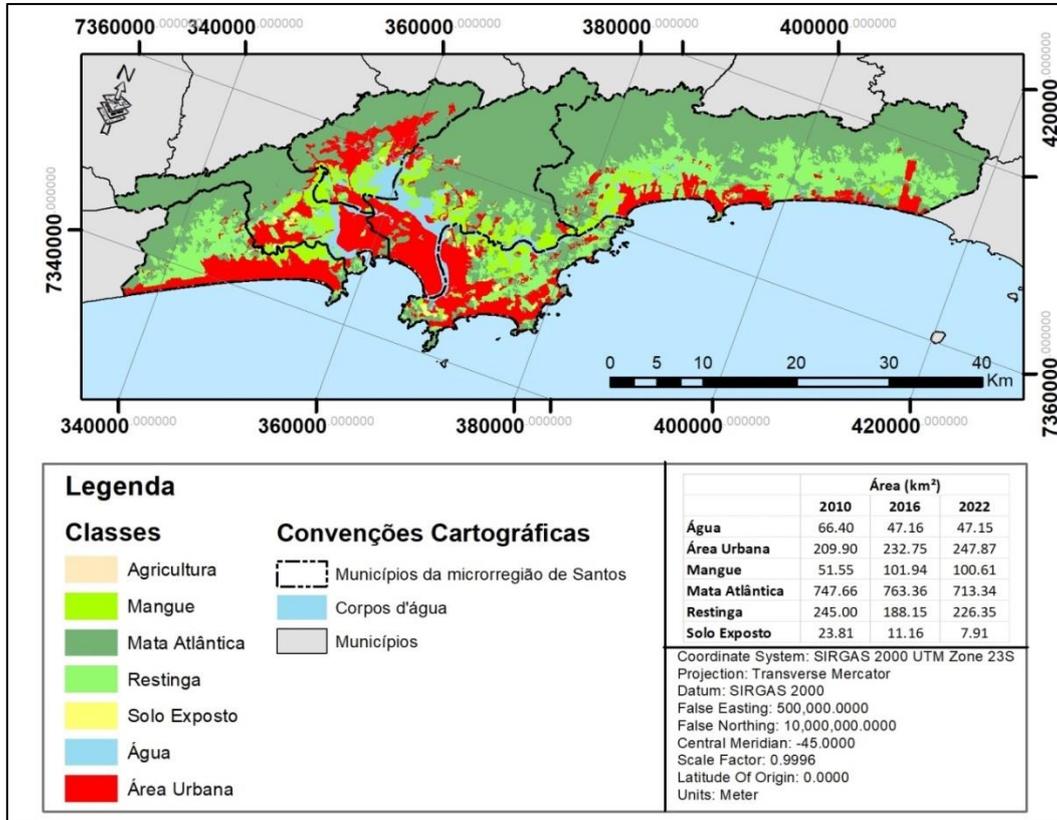


Figura 6 – Proposta de Uso e Cobertura potencial para 2022.

Fonte: Elaborado pelos autores

Para compreender as mudanças de uso e cobertura modeladas serão analisados abaixo os dados da tabela de área (km²) do mapa de Uso e Cobertura em 2022.

As classes “Água”, “Mangue” e “Solo Exposto” apresentam as menores mudanças, nesta ordem, -0,01 km², -1,33 km² e -3,25 km². Enquanto as classes “Restinga” e “Área Urbana” apresentam os maiores aumentos de área, respectivamente, 38,2 km² e 15,12 km². Por sua vez a classe “Mata Atlântica” registra perda de 50,02 km².

As classificações das imagens de satélite do presente estudo foram validadas com cálculo do índice Kappa, obtendo valores de 0,848 (2010) e 0,858 (2016), considerados excelentes de acordo com Congalton (1991). Os valores de índice Kappa das imagens 2010 e 2016 ajudam a validar a precisão do modelo de classificação de 2022.

As mudanças nas classes observadas são compatíveis com estudos anteriores, como exemplo, Afonso (2005), Mello et al. (2013), Santos e Cunha (2008), Young e Santos (2008) que mapearam a área de estudo e discutiram as principais causas das alterações da paisagem que se relacionam, predominantemente, a expansão urbana sobre áreas de vegetação nativa, ocupação de áreas de risco de deslizamentos nas encostas e alagamentos nos manguezais, dinâmica de ocupação resultante do processo de industrialização em Cubatão e o porto de Santos que atraíram grande contingente populacional durante o século XX em busca de oportunidades de emprego e renda.

Os últimos resultados do processamento são os mapas de validação do modelo, que correspondem à Alocação de Mudança e Exatidão do Modelo apresentados na figura 7.

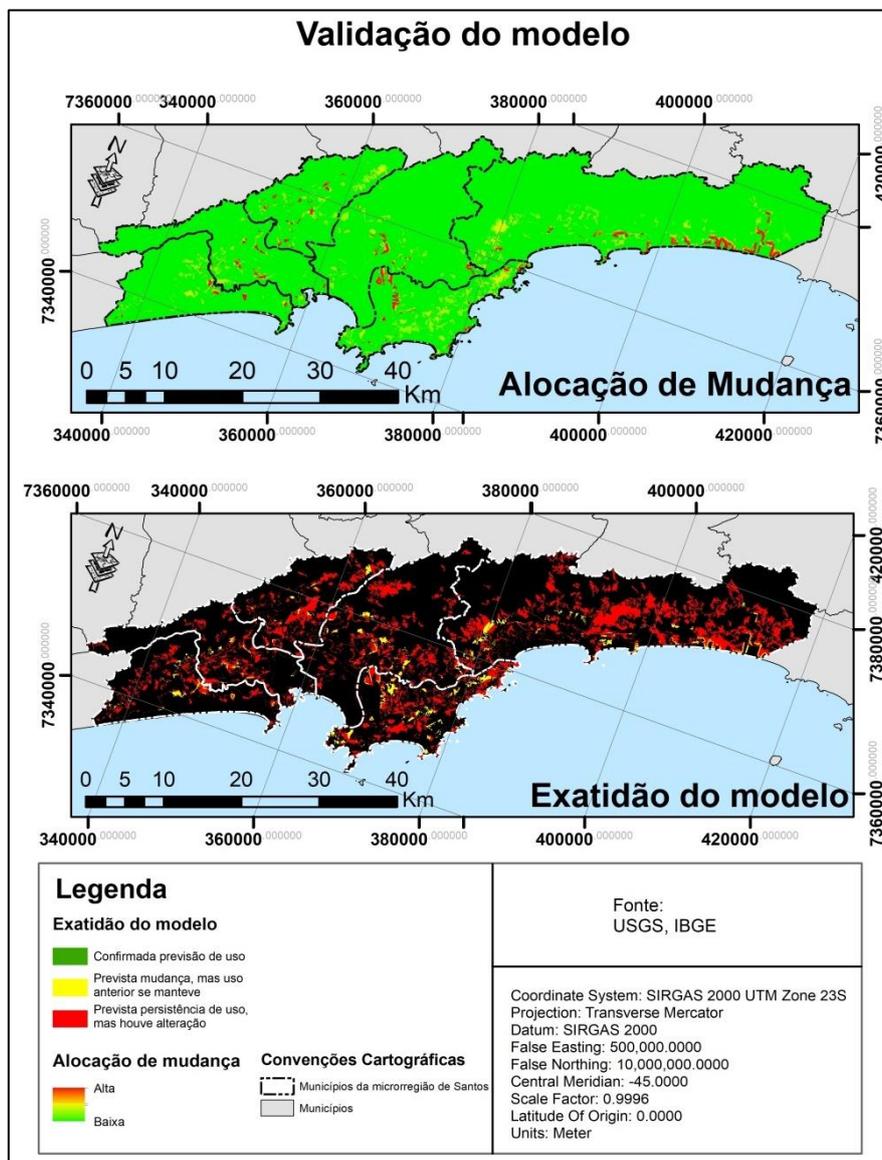


Figura 7 – Validação do modelo.

Fonte: Elaborado pelos autores

Na Alocação de Mudança são identificadas as áreas de baixa a alta probabilidade de alteração de seu uso. Esses locais se relacionam a áreas naturais próximas a áreas urbanas. Outro ponto que esse mapeamento evidencia é que os municípios de Bertioga e Cubatão, concentram as maiores áreas de Alocação de Mudança relacionadas, basicamente, à expansão urbana.

Na exatidão são definidas três classes, de acordo com a tabela 3:

Tabela 3 – Área de cada classe de potencial de transição ou persistência

	Classe	Área (km ²)
1	Confirmação das previsões de uso	0,22
2	Prevista mudança, mas uso anterior se manteve	24,87
3	Prevista persistência de uso, mas houve alteração	205,21

Fonte: Elaborado pelos autores

Entre as três classes a (3) prevista persistência de uso, mas houve alteração é a de maior ocorrência (205,21 km²) indicando alta probabilidade de mudança no uso e cobertura do solo para o período 2016-2022.

As etapas desenvolvidas demonstraram boa capacidade de modelagem indicando a confiabilidade da ferramenta empregada. Desta forma, a ferramenta LCM do IDRISI® é uma possibilidade a ser adotada em estudos sobre ordenamento do território.

4. Considerações Finais

A mudança de uso e cobertura do solo é um processo dinâmico que deve ser interpretado e quantificado para elaborar análises e diagnósticos que identificam alterações e padrões, planejando a ocupação do território.

O desenvolvimento tecnológico na segunda metade do século XX influenciou também na criação de novas técnicas e tecnologias de análise que na Geografia são empregadas nos estudos sobre o território. A modelação espacial é um dos principais processos empregados e o módulo LCM do IDRISI® é um exemplo, com funcionalidades importantes para entender possíveis mudanças no uso e cobertura do solo.

Neste contexto, o presente trabalho propõe um modelo de uso e cobertura do solo para 2022. Os procedimentos e técnicas empregados no seu desenvolvimento projetaram aumento de 15,12km² de área urbana. Historicamente há registos de ocupação de áreas de risco a deslizamentos e alagamentos na microrregião de Santos, como já estudado por Afonso (2005), Mello et al. (2013), Santos e Cunha (2008), Young e Santos (2008).

A análise utilizada pode suportar estudos de planeamento da microrregião de Santos, norteando a atuação de órgãos planeadores. As imagens LANDSAT são compatíveis com a elaboração de cartografia na escala de 1:100.000, indicada para planeamento a nível regional. Com esta escala também é possível detetar as alterações e vetores de expansão da mancha urbana, o que auxilia os órgãos planeadores a identificar áreas prioritárias ao planeamento.

5. Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

6. Bibliografia

Adepoju, M. O.; Millington, A. C.; Tansey, K. T. Land Use/Land Cover Change Detection in Metropolitan Lagos (Nigeria): 1984-2000. *AASPRS 2006 Annual Conference*, Reno Nevada, May 1-5, 2006, Maryland: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing. p. 1-7.

Afonso, C. M. *A paisagem da Baixada Santista: urbanização, transformação e conservação*. 1ª ed.. São Paulo: Edusp, 2006.

Afonso, C. M. Transformação ambiental e paisagística na Baixada Santista, SP. *Paisagem Ambiente: ensaios*. 2005, n 20, p. 85-130.

Ansari, A.; Golabi, M. H. Prediction of spatial land use changes based on LCM in a GIS environment for Desert Wetlands – A case study: Meighan Wetland, Iran. *International Soil and Water Conservation Research*, 2019, v. 7, n.1, p. 64-70. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2018.10.001>.

Assaf, C. C. *Modelagem do uso e cobertura da terra como ferramenta de análise de políticas de conservação da natureza – estudo do caso Juréia-Itatins*. Dissertação (mestrado) - Universidade de São Paulo, Escola de Artes, Ciências e Humanidades, São Paulo, SP, 2016.

Blaschke, T. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, January 2010, v. 65, n. 1, p. 2–16. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>.

Cohen, J. A coefficient of agreement of nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 1960, n. 20, p. 37–46.

Congalton, R. G. .A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 1991, v. 49 n. 12, p. 1671-1678.

- Cortes, C.; Vapnik, V. Support-Vector Networks. *Machine Learning*, September 1995, n. 20, p. 273–297.
- Crosta, A. P. *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*. 1ª ed. Campinas: IG/UNICAMP, 1992. ISBN 858-5-369-027.
- Eastman, J. R. *TerrSet: Geospatial Monitoring and Modeling System - Manual*, Clark Labs - Clark University, 2016.
- Estoque, R. C.; Ooba, M.; Avitabile, V.; Hijioaka, Y. Dasgupta, R. Togawa, T.; Murayama, Y. The future of Southeast Asia's forests. *Nature Communications*. 2019, v. 10, Article number: 1829.
- Folharini, S. O.; Oliveira, R. C.; Furtado, A. L. S. Vulnerabilidade à perda de solo do Parque Nacional da Restinga de Jurubatiba: contribuição para uma proposta de atribuição de peso. *Boletim Goiano de Geografia*, Maio 2017, v. 37, p. 341–359. DOI: <https://doi.org/10.5216/bgg.v37i2.49159>.
- Gigliotti, M. S. *Zoneamento geoambiental da região da baixada santista-SP como subsídio ao uso e ocupação das terras*. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Geociências, Campinas, SP, 2010.
- Ghosh, P.; Mukhopadhyay, A.; Chanda, A.; Mondal, P.; Akhan, A.; Mukherjee, S.; Nayak, S. K.; Ghosh, S.; Mitra, D.; Ghosh, T.; Hazra, S. Application of Cellular automata and Markov-chain model in geospatial environmental modeling - A review. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2017, v. 5, p. 64-77. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2017.01.005>.
- Hamdy, O.; Zhao, S.; Salheen, M. A.; Eid, Y.Y. Analyses the Driving Forces for Urban Growth by Using IDRISI®Selva Models Abouelreesh - Aswan as a Case Study. *International Journal of Engineering and Technology*, 2017, v. 9, n. 3. DOI: 10.7763/IJET.2017.V9.975.
- Huang, C.; Davis, L. S.; Townshend, J. R. G. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, November 2002, n. 23, p. 725–749. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431160110040323>.
- Lohberger, S.; Stängel, M.; Atwood, E. C.; Siegert, F. Spatial evaluation of Indonesia's 2015 fire-affected area and estimated carbon emissions using Sentinel-1. *Global Change Biology*, July 2017, v. 24, n. 2, p. 644–654. DOI: <https://doi.org/10.1111/gcb.13841>.
- Maia, A. G. *Valoração de recursos ambientais*. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Economia, Campinas, SP, 2002.
- Marandola, E.; Marques, C.; Paula, L. T.; Cassaneli, L. B. Crescimento urbano e áreas de risco no litoral norte de São Paulo. *Revista Brasileira de Estudos Populacionais*, January 2013, v. 30, n. 1, p. 35–56.
- Mas, J. F.; Kolb, M.; Paegelow, M.; Olmedo, M. T. C.; Houet, T. Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages. *Environmental Modelling & Software*, 2014, v. 51, p. 94-111, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.09.010>.
- Mello, K.; Toppa, R. H.; Abessa, D. M. S.; Castro, M. Dinâmica da expansão urbana na zona costeira brasileira: o caso do município de São Vicente, São Paulo, Brasil. *RGCI [online]*. 2013, v.13, n.4, p. 539-551. <https://doi.org/10.5894/rgci432>.
- Mishra, V.N.; Rai, P. K.; Mohan, K. Prediction of land use changes based on land change models (LCM) using remote sensing: a case study of Muzaffarpur (Bihar), India. *J. Geogr. Inst. Cvijic*. 2014, v. 64, n. 1, p. 111-127. DOI: 10.2298/IJGI1401111M.
- Moreira, M. A. *Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação*. 3ª ed. Viçosa: Editora da UFV, 2011. ISBN 978-8-572-69381-3.
- Olmedo, M. T. C.; Paegelow, M.; Mas, J. F. Interest in intermediate soft-classified maps in land change model validation: suitability versus transition potential. *International Journal of Geographical Information Science*, 2013, v. 27, n. 12, p. 2343-2361, DOI: <https://doi.org/10.1080/13658816.2013.831867>.
- Sant'anna Neto, J. L. S.; Nery, J. T. Variabilidade e mudanças climáticas no Brasil e seus impactos regionais. In SOUZA, C. R. G.; SUGUIO, K.; OLIVEIRA, A. M. S.; OLIVEIRA, P. E. (Eds.). *Quaternário do Brasil*. Ribeirão Preto: Editora Holos, 2005.

Santos, A. P. R.; Cunha, J. M. P. Uma periferia, dois centros: mobilidade populacional e expansão urbana em Praia Grande, RM da Baixada Santista. In *XVI Encontro Nacional de Estudos Populacionais*, ABEP, realizado em Caxambú, MG – Brasil, de 29 de setembro a 03 de outubro de 2008.

Souza, A. V.; Mendes, A. A. A indústria química no Estado de São Paulo: concentração e distribuição geográfica do ramo químico no período de 1980-2009. In GALLO, F.; SILVA, T. S. F.; ZACHARIAS, A. A.; GUIMARÃES, S. T. L. (Eds.). *Leituras do espaço geográfico: dinâmicas e processos em áreas urbanas e rurais*. Rio Claro: UNESP - IGCE - Programa de pós-graduação em Geografia, 2015. p. 7–26.

Steinwart, I.; Christmann, A. *Support Vector Machines*. 1ª ed. New York: Springer. 2008. ISBN 978-0-387-77242-4

Uddin, K.; ChaudharY, S.; Chettri, N.; Kotru, R.; Murthy, M.; Chaudhary, R. P.; Ning, W.; Shrestha, S. M.; Gautam, S. K. The changing land cover and fragmenting forest on the Roof of the World: A case study in Nepal's Kailash Sacred Landscape. *Landscape and Urban Planning*, 2015, v. 141, p. 1-10, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2015.04.003>.

Vedovello, R.; Macedo, E. S. De. Deslizamentos de encostas. In SANTOS, R. F. *Vulnerabilidade ambiental*. Brasília: MMA, 2007. ISBN 978-85-7738-080-0.

Yan, G.; Mas, J. F.; Maathuis, B. H. P.; Xiangmin, Z.; Van Dijk, P.M. Comparison of pixel based and object oriented image classification approaches – a case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China. *International Journal of Remote Sensing*, May 2006, v. 27, p. 4039–4055. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431160600702632>.

Young, A. F.; Santos, A. P. R. Desigualdade social, dinâmica populacional e meio ambiente: uma abordagem sobre o processo de urbanização da Região Metropolitana da Baixada Santista. In *XVI Encontro Nacional de Estudos Populacionais*, ABEP, realizado em Caxambu, MG – Brasil, de 29 de setembro a 03 de outubro de 2008.

Weng, Q. Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modeling. *Journal of Environmental Management*, 2002, v. 64, n. 3, p. 279-284.