

## Classificação baseada em objetos na bacia hidrográfica do rio Caceribu-RJ, e validação a partir de pontos aleatórios e imagens de alta resolução

Rafael Cardão Augusto <sup>1</sup>  
Evelyn de Castro Porto Costa <sup>1</sup>  
Vinicius da Silva Seabra <sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ/FFP  
Rua Francisco Portela 1470 - 24435-005 - São Gonçalo - RJ, Brasil  
rafaelcardao@hotmail.com; {evelynportocosta, vinigeobr}@yahoo.com.br

**Abstract.** The interpretation of satellite images allows the generation of maps, through the computational tools of geoprocessing, where it is possible to extract quantitative data on a particular topic. One of the main applications of this technology is in the characterization of human activities on the earth's surface, and the land use and land cover an essential information for the understanding human manifestations. The aim of this study is mapping the land use and land cover of the Caceribu watershed, in the state of Rio de Janeiro, using modeling and object-based classification, followed by validation by random points using high-resolution images from Google Earth, and Global Accuracy Index, to analyze the quality of the classification. The results showed the agriculture and pasture class as the dominant in the watershed, and the materials and methods used met the objectives, reinforcing the importance of geotechnology in environmental studies. The validation indicated a good result of the classification, but indicated the limitations of classes modeling, revealing that the samples with error were particularly associated with some specific classes. The results obtained in this study may help in the future development of management plans that aim to make the environmental recovery of the watershed, and the validation results can help perform others modeling.

**Palavras-chave:** object-based classification, validation by random points, high-resolution images, classificação baseada em objetos, validação por pontos aleatórios, imagens de alta resolução

### 1. Introdução

A bacia hidrográfica, definida como a área drenada por um determinado rio ou por um sistema fluvial (Christofoletti, 1980), caracteriza-se como uma unidade organizada complexa, formada por subsistemas, cujas interações resultam na organização do sistema como um todo integrado (Mattos & Perez Filho, 2004). As condições climáticas, a cobertura vegetal e a litologia são fatores que controlam a morfogênese das vertentes e, por sua vez, o tipo de carga detrítica a ser fornecida aos rios, influenciando todo o sistema. Desta maneira, podemos afirmar que quaisquer impactos gerados em um ponto da bacia, resultarão em consequências que surtirão efeitos em toda a bacia (Coelho Netto, 1998).

A falta de percepção da maior parte da população sobre o papel da natureza, conjugada ao uso do solo desordenado e ao desmatamento, tem provocado sérias consequências ambientais, como poluição, erosão, assoreamento dos rios e inundações, que afetam diretamente a sociedade. Sendo assim, por suas características, a bacia hidrográfica emerge como um recorte espacial de grande relevância para estudos ambientais, sobretudo no que diz respeito ao estado de conservação da vegetação, fator determinante na preservação do equilíbrio do sistema natural.

Por trabalharem com um grande conjunto de variáveis, os estudos ambientais necessitam de metodologias e ferramentas que possibilitem a realização de análises espaciais. Desta forma, o tratamento digital de dados por meio do Geoprocessamento torna-se um grande potencial para auxiliar nesta função. O Geoprocessamento, envolvendo os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) e o processamento de imagens de sensoriamento remoto, é capaz de realizar o tratamento de dados até a geração de informações georreferenciadas que auxiliam na busca de objetivos em diversos estudos (Florenzano, 2011).

Fazendo parte das técnicas de Sensoriamento Remoto, a classificação digital é uma das principais funções do processamento de imagens de satélite. A classificação é empregada para

a geração de mapas, podendo ser entendida o processo de extração das informações contidas nas imagens de satélite, com o objetivo de reconhecer e segmentar os padrões homogêneos. Os métodos de classificação de imagens criam representações temáticas de feições dispostas sobre a superfície terrestre. Segundo Fitz (2008), estes métodos delimitam porções em que a resposta espectral dos alvos apresenta as mesmas características, e que tendem a se tornar unidades de área no mapeamento.

O método de classificação baseado em objetos possibilita o uso de diferentes atributos dos objetos para a sua diferenciação e classificação, se distinguindo dos métodos de classificação tradicionais, já que integra no processo outras origens, e não somente os atributos espectrais dos alvos (Cruz et al, 2007). Este tipo de classificação define objetos dispostos sobre a superfície terrestre a partir de um complexo conjunto de dados, como forma, textura, medida, contexto, e relações de vizinhança, agrupando-os em classes temáticas mais precisas, e evitando longas etapas posteriores de edição manual (Cruz et al, 2007). Uma das principais aplicações desta técnica está na identificação e classificação da cobertura vegetal e uso da terra, que constituem informações básicas para o entendimento das manifestações humanas.

De grande relevância para medir a confiabilidade de um mapa, a validação mensura e indica a compatibilidade de suas informações com a superfície real. Esta validação pode ser feita através da consulta a diferentes dados, como imagens de satélite e trabalhos de campo, e utilizando diferentes coeficientes (Figueiredo & Vieira, 2007). Utilizar imagens de alta resolução, como as do Google Earth, para validar uma classificação obtida a partir de métodos mais precisos, pode trazer ainda mais credibilidade aos resultados.

Diante do exposto, o presente estudo tem o objetivo de realizar o mapeamento de uso e cobertura da terra da Bacia Hidrográfica do Rio Caceribu (BHRC), no estado do Rio de Janeiro, localizada à leste da Baía de Guanabara, e que abrange em sua maior parte os municípios de Itaboraí, Tanguá e Rio Bonito (Figura 1).

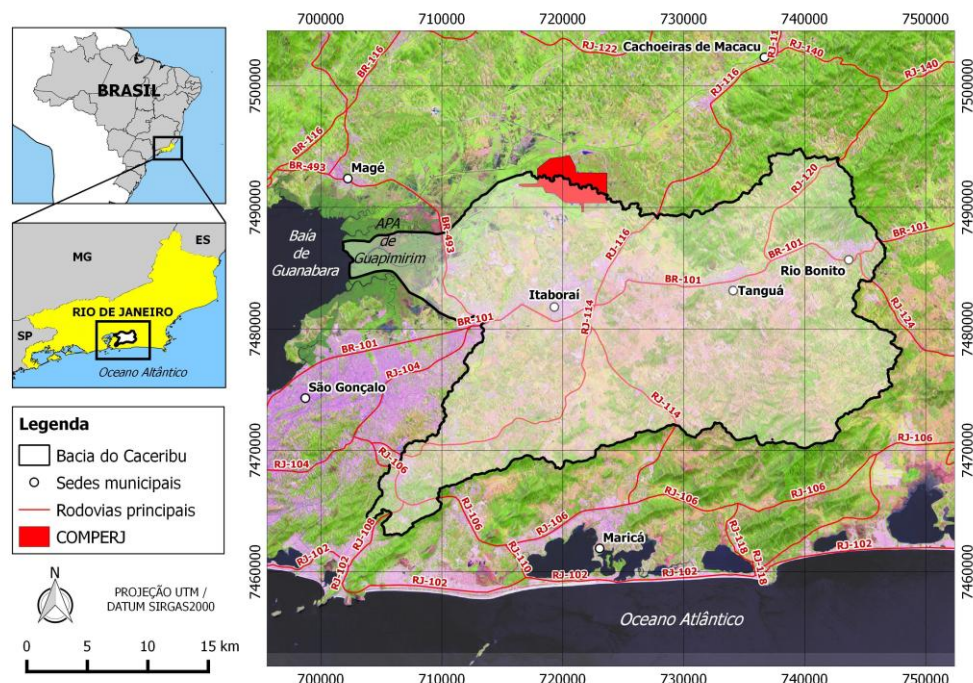


Figura 1. Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Caceribu (BHRC).

O levantamento feito utilizou modelagem em classificação orientada a objetos, seguida da validação utilizando imagens do Google Earth e coeficiente de Exatidão Global. O trabalho tem como objetivo a geração de um produto que dê subsídios à tomada de decisão, bem como de avaliar a qualidade da classificação. A importância da área de estudo deve-se a sua

localização na Região Metropolitana, residindo na bacia cerca de 300 mil habitantes segundo o último censo (IBGE, 2010), e por ser local de construção do Pólo Petroquímico do Rio de Janeiro (COMPERJ).

## 2. Metodologia de Trabalho

A primeira etapa da metodologia consistiu na aquisição das imagens Landsat 8 sensor OLI, órbita 217 ponto 076, de 13 de fevereiro de 2015, na página da *U.S. Geological Survey* (USGS, 2015), sendo selecionadas as que possuem maior nitidez e menor quantidade de nuvens para o referido período. Foram selecionadas das bandas 2 à 7 (Tabela 1) para aquisição, e ambas foram submetidas ao processo de correção atmosférica.

Tabela 1. Características das bandas espectrais da imagem Landsat OLI 2015.

Nº da banda	Faixa espectral	Sensores	Resolução
2	0.45 - 0.51 (blue)	OLI	30m
3	0.53 - 0.59 (green)	OLI	30m
4	0.64 - 0.67 (red)	OLI	30m
5	0.85 - 0.88 (NIR)	OLI	30m
6	1.57 - 1.65 (SWIR-1)	OLI	30m
7	2.11 - 2.29 (SWIR-2)	OLI	30m

Os efeitos causados por conta da absorção e do espalhamento atmosférico, devido à interferência das partículas presentes na atmosfera sobre a energia eletromagnética que chega a Terra, produzem a alteração do brilho da cena e a diminuição de contraste entre os alvos (Antunes et al, 2012). Por isso, é fundamental a execução da correção atmosférica nas imagens de satélite.

Para tal, um pré-processo de correção atmosférica foi realizado nas imagens, utilizando o algoritmo 6S e os parâmetros presentes nos metadados da imagem. Após isso, um projeto foi criado no software *eCognition Developer 64*, com a projeção UTM e o referencial geodésico WGS84, mesmos parâmetros das imagens Landsat. As imagens não passaram por processo de georreferenciamento já que estas já são fornecidas ortorretificadas pela USGS. No ato da criação do projeto, as imagens foram recortadas com uma máscara *shapefile* da área da bacia.

Feito isso, as imagens foram segmentadas utilizando o algoritmo *multiresolution segmentation*, com parâmetros de escala 40, forma 0.1 e compacidade 0.5. Os referidos parâmetros foram definidos após uma série de testes até que a segmentação mais satisfatória fosse atingida, em relação à homogeneidade da resposta espectral dos pixels contidos em cada segmento. Após a segmentação, foram definidas as classes – floresta, mangue, agropasto, urbanização, solo exposto, água – segundo as chaves de interpretação contidas na Figura 2. Cerca de quinze amostras foram coletadas para cada classe em toda a área da bacia.

A floresta compreende a vegetação aluvial e demais coberturas naturais arbóreas, exceto mangue, abarcando nesta classe também os estágios evoluídos de recomposição florestal. Na área da bacia, a vegetação natural original é a Floresta Ombófila Densa (INEA, 2010), sendo esta uma vegetação perenifólia, com dossel de até 50m (IBGE, 2012). A classe de mangue compreende a vegetação natural associada às margens de baías, enseadas, barras, desembocaduras de rios, lagunas e reentrâncias costeiras, onde haja encontro de águas de rios com a do mar; O agropasto, envolvendo as áreas de vegetação rasteira e áreas de capoeiras, também chamadas de pasto sujo, utilizadas para criação de gado, abarcando nesta classe também as ocorrências de cultivos agrícolas em pequena escala, como os cultivos familiares,

e os solos preparados para cultivo, quando houver. A urbanização compreende a ocupação urbana caracterizada por construções envolvendo nesta classificação os seus diferentes estágios: rarefeito (menor ocupação, envolvendo lotes vazios intercalando com residências); médio (ocupação contínua, com poucas interrupções, entre um e dois pavimentos); intensa (ocupação contínua, sem interrupções, com presença de variados tipos de construções acima de um pavimento), assim como diferentes tipos de urbanização, como complexos industriais.

O solo exposto considera as áreas de exploração de saibro, pedreiras, e solos preparados para construção civil em áreas urbanas ou industriais. Por fim, a classe de água envolve os espelhos d'água das lagoas ou de rios, incluindo áreas alagadas temporárias que estejam presentes na imagem, como afloramentos de lençol freático, e os lagos provenientes de extração em atividades mineradoras. Após as amostras coletadas, foi definida uma hierarquia de classes, e cada classe foi modelada utilizando lógica booleana nos descritores das médias (*mean*) das bandas onde a resposta espectral apresentou maior particularidade (Figura 3).

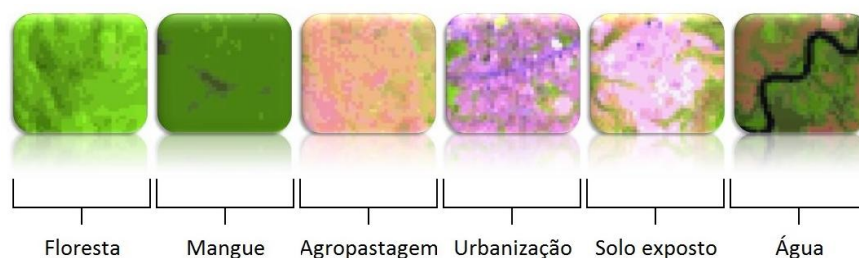


Figura 2. Chaves de interpretação das classes.

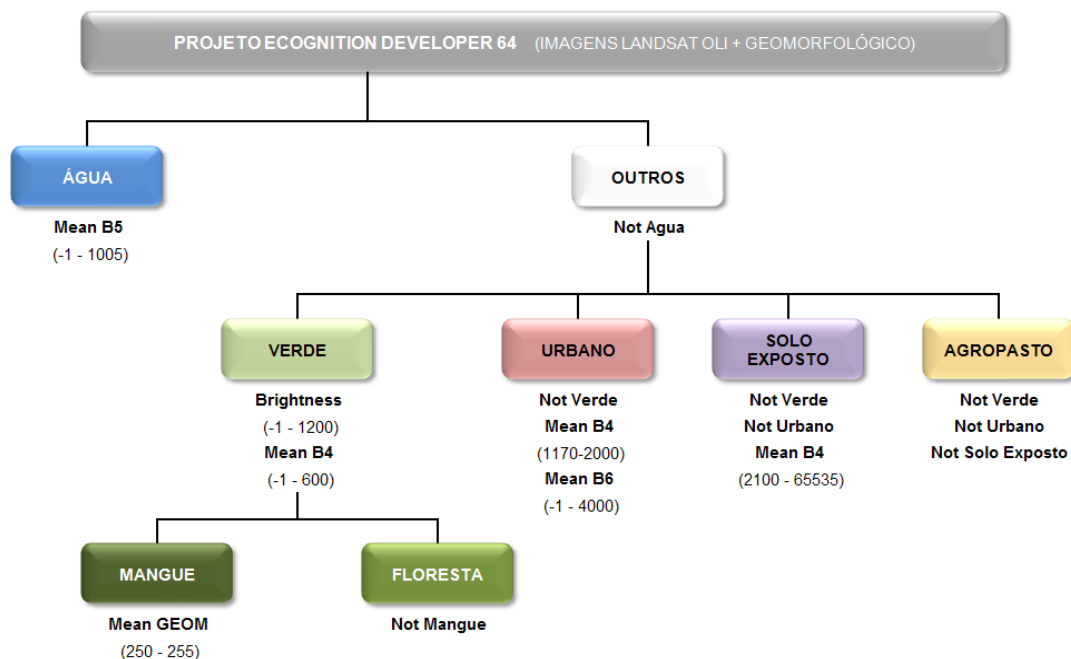


Figura 3. Modelagem das classes de uso e cobertura da terra.

As primeiras classes modeladas foram as de água e outros, sendo esta dividida em verde, urbano, solo exposto e agropasto. Uma imagem temática de geomorfologia da área da bacia foi adicionada ao projeto, e utilizada como descritor para definir que áreas verdes na classe de planícies aluviais e fluvio-marinhas pertenciam à classe de mangue, diferenciando-a da classe de floresta.

Após a conclusão da modelagem, três processos de classificação prévia foram executados, seguindo a hierarquia da modelagem, e utilizando o algoritmo *classification*.

Primeiro foram classificadas água e outros; em seguida as diferentes classes de outros; e por fim as seis classes finais. A classificação foi submetida à edição manual baseada em dados coletados em campo. Com o fim da edição manual, o mapa de classificação de uso e cobertura da terra foi concluído, com objetivo de escala 1:100.000.

A metodologia abordada para atestar a qualidade do mapeamento é a de validação por amostragem aleatória e estratificada (Landim, 2003), fazendo uso das imagens do Google Earth. A geração de pontos aleatórios para validação de mapeamento já foi utilizada por outros autores, como Silva et al. (2011) e Nascimento et al. (2013). Lopes (2009) atestou a fidelidade geométrica das imagens do Google Earth em comparação com bases de dados utilizadas em mapeamentos, estando passíveis de serem utilizadas para validação.

Diante da possibilidade de utilização da base de imagens do Google Earth para validação, o resultado da classificação foi incorporado em formato vetorial ao *software ArcGIS 10.1*, onde os centróides dos polígonos foram extraídos, gerando 4.365 pontos. Em seguida, os pontos foram submetidos à função *subset features*, do módulo *Geostatistical Analyst*, onde passaram por uma redução percentual de 10%, restando 436 pontos aleatórios. Os pontos, que portam em seus atributos os nomes das classes a quem pertencem, foram importados no *software Google Earth Pro*, e sobrepostos a imagens de alta resolução, onde cada um foi validado (Figura 4). Os pontos com usos compatíveis ou incompatíveis por classes a que pertencem foram descritos e somados em uma planilha contendo a matriz de confusão.

Por fim, como método de avaliação da classificação, foi utilizado o Índice de Exatidão Global a partir do resultado da matriz de confusão. Este índice é um dos coeficientes que determinam a precisão de mapeamentos, e é calculado a partir da divisão da soma da diagonal principal da matriz de confusão pelo número total de amostras (Figueiredo & Vieira, 2007).



Figura 4. Validação de pontos aleatórios no Google Earth.

### 3. Resultados e Discussão

Após a conclusão da edição, o mapa temático de uso e cobertura foi gerado, conforme a Figura 5, e as áreas das classes foram calculadas em km<sup>2</sup>. Os resultados apresentaram a classe de agropasto como a dominante na área da bacia, com 436km<sup>2</sup>, ou cerca de 54,37% da área total. Esta classe encontra-se representada em toda a área da bacia, porém mais concentrada na parte oeste, sobretudo no município de Itaboraí, onde grandes quantidades de propriedades apresentam rebanhos bovinos, caracterizando a pecuária como a principal atividade rural da bacia. Estes dados foram observados em trabalhos de campo realizados em 2015 e evidenciados nos resultados da classificação.

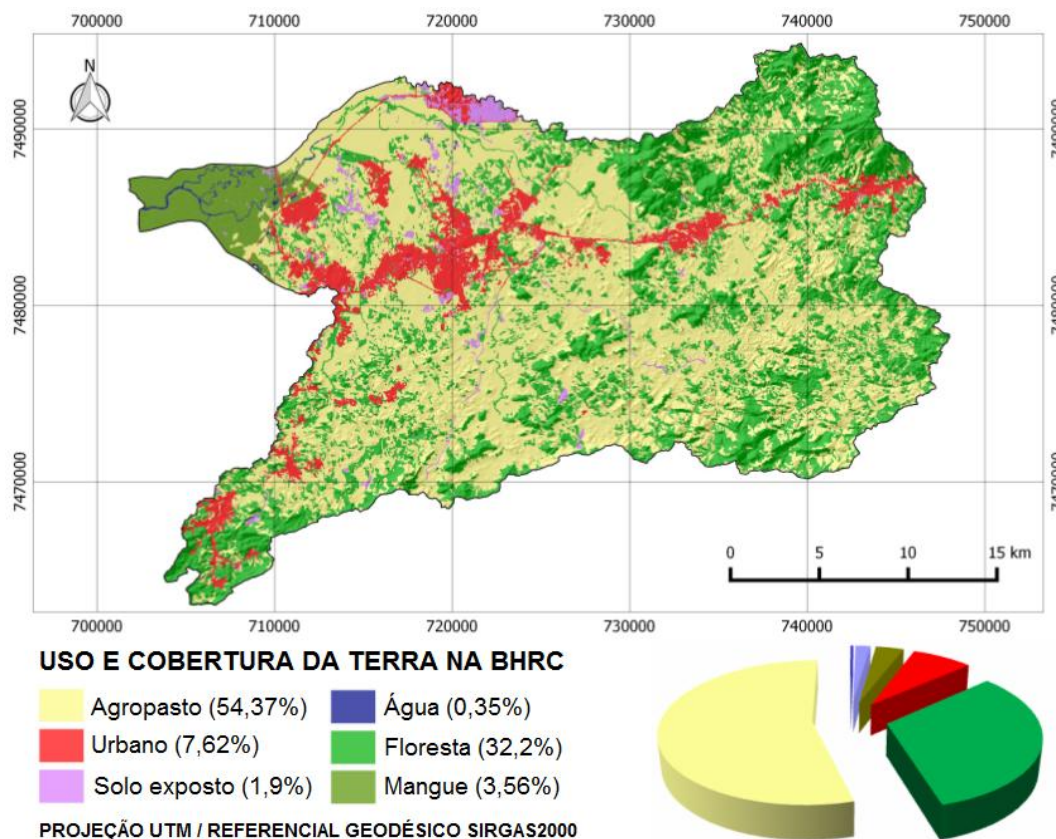


Figura 5. Uso e cobertura da terra na Bacia Hidrográfica do Rio Caceribu (BHRC).

A classe com a segunda maior área apresentada foi a de floresta, com 258km<sup>2</sup> ou cerca de 32,2% da área total, estando esta mais concentrada na parte leste da bacia, com maior presença nas vertentes e divisores de água da bacia, nos municípios de Tanguá e Rio Bonito. Seguida da floresta, a área urbana apresentou 61km<sup>2</sup> ou cerca de 7,62% da área da bacia, tendo maior representatividade nos perímetros urbanos de Rio Bonito e Tanguá, à leste, e sobretudo no perímetro urbano de Itaboraí, à oeste, e distritos de Itaboraí, como Venda das Pedras, Porto das Caixas, Visconde de Itaboraí, Itambi e Cabuçu.

Também mais concentrada à oeste, mais precisamente na Área de Proteção Ambiental (APA) de Guapimirim, onde encontra-se a foz do rio Caceribu, a classe de mangue apresentou 28km<sup>2</sup>, ou cerca de 3,56% da área total. Por se tratar de uma unidade de conservação, esta classe de vegetação natural apresentou considerável contigüidade espacial, refletindo uma relativa preservação deste ecossistema fluvio-marinho.

Apresentando áreas bem menores, as classes de solo exposto e de água completam a classificação. O solo exposto apresentou 16km<sup>2</sup>, ou cerca de 1,9% da área total, estando mais concentrado na parte norte da bacia, onde encontram-se as obras de construção do Complexo Petroquímico do Rio de Janeiro (COMPERJ), além de áreas menores espalhadas sobretudo em volta do perímetro urbano de Itaboraí. Estes dados refletem a intensificação da construção civil no município de Itaboraí desde o início da construção do COMPERJ. Seguida do solo exposto, a classe de água, mais representada na APA de Guapimirim, à oeste da bacia, apresentou 2,7km<sup>2</sup>, ou cerca de 0,35% da área total. A água apresenta-se na forma da foz do rio Caceribu e de alguns afluentes na rede hidrográfica da APA de Guapimirim.

A matriz de confusão (Tabela 2) representa o resultado da validação da classificação feita no Google Earth, onde os pontos de cada classe temática foram analisados e tiveram suas classes reais indicadas na tabela, de acordo com as imagens do Google Earth. As imagens do Google Earth foram ajustadas para 06/01/2015, data mais próxima da imagem Landsat. Dos

pontos aleatórios gerados pelo ArcGIS, 169 foram de floresta, onde 151 confirmaram a classe no Google Earth, representando 89,35% de acertos. Todos os 18 pontos da classe floresta que foram classificados equivocadamente eram compatíveis com a classe de agropasto. A classe de agropasto apresentou 81,16% de acertos, e os pontos classificados errados se apresentaram mais compatíveis com as classes de floresta e de urbanização. A classe com maior acerto percentual foi a de mangue, com 90%, onde 9 de seus pontos estavam compatíveis com a classe, e 1 se enquadrava mais com a classe de agropasto.

As classes com menores índices de exatidão foram as de urbanização, com 74,07%, e de solo exposto, com 75,75%. Os pontos errados nestas duas classes apresentaram grande confusão entre elas e entre a classe de agropasto, segundo a interpretação da imagem. O percentual total de acerto foi de 82,06%, enquanto que o Índice de Exatidão Global foi 0,828.

Tabela 2. Matriz de confusão obtida a partir de validação no Google Earth

<b>Classes</b>	Agropasto	Floresta	Mangue	Urbanização	Solo exposto	<b>Total</b>	<b>Acertos</b>
Agropasto	<b>112</b>	9	0	17	0	138	81,16%
Floresta	18	<b>151</b>	0	0	0	169	89,35%
Mangue	1	0	<b>9</b>	0	0	10	90%
Urbanização	6	0	0	<b>40</b>	8	54	74,07%
Solo exposto	6	0	0	10	<b>50</b>	66	75,75%
<b>Total</b>	143	160	9	67	58	<b>437</b>	<b>82,06%</b>

#### 4. Conclusões

A classificação orientada a objetos, através da modelagem do conhecimento com utilização de descritores, mostrou resultados satisfatórios, que refletiram num menor esforço de edição dos mapas finais. O mapeamento dos tipos de usos e coberturas possibilitou espacializar as ocorrências, nas quais se verificou o domínio da classe de agropasto, apresentando considerável presença também de florestas, áreas urbanas e de mangue.

A validação do mapa final, utilizando pontos aleatórios em imagens do Google Earth, revelou as limitações da modelagem dos descritores utilizados na classificação. Os pontos que representaram erros em todas as classes apresentaram particular tendência à pertencerem a classes exclusivas, como no caso da floresta, onde todos os pontos incompatíveis com a classe pertenciam à classe de agropasto. Esta particularidade, exibida na matriz de confusões, aponta em quais limites de classes ocorreram as incongruências da modelagem.

Além disso, cabe destacar as limitações da própria técnica de validação, como o problema da escala, a data e a subjetividade da interpretação. Com um nível de detalhamento muito maior no Google Earth, alguns possíveis erros podem estar relacionados a objetos que podem não ser observados na escala do mapeamento, cabendo destacar a simplificação deste. Sobre a data, fator significativo, cabe elencar que a da imagem era cerca de três meses anterior à da data mais próxima disponível no Google Earth, fato que pode contribuir para algumas imprecisões da validação. Além disso, o fator subjetividade da interpretação está agregado tanto no processo de classificação, como no de validação. Quanto à geometria das imagens, apesar das possíveis variações de precisão, os pontos aleatórios apresentaram compatibilidade com a localização do centro dos fragmentos das diferentes classes.

A classificação na BHRC configura-se como um importante resultado desta pesquisa, uma vez que não só gerou subsídios para a determinação da distribuição do uso e cobertura da terra, como também abriu uma série de possibilidades de investigação relacionadas à análise e gestão ambiental, auxiliando assim na tomada de decisão. É importante ainda salientar que

todos os resultados encontram-se disponíveis em ambiente SIG, e poderão ser utilizados em outros estudos na área.

### **Agradecimentos**

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa, que tornou possível a realização da pesquisa.

### **Referências Bibliográficas**

- Antunes, M. A. H.; Debiassi, P.; Costa, A. R. da & Gleriani, J. M. Correção Atmosférica de Imagens Alos/Avnir-2 Utilizando o Modelo 6S. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 4, n. 64, p.531-539, 2012.
- Coelho Netto, A. L. Hidrologia de Encosta na Interface com a Geomorfologia. In: Cunha, S. B.; Guerra, A. J. T. (Org). **Geomorfologia: Uma Atualização de Bases e Conceitos**. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 1998. cap.3, p93-148.
- Cruz, C. B. M., Vicens, R. S., Seabra, V.S., Reis, R. B., Faber, O. A., Richter, M., Arnaut, P. K. E., Araújo, M. Classificação orientada a objetos no mapeamento dos remanescentes da cobertura vegetal do bioma Mata Atlântica, na escala 1:250.000. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. Artigos, p. 5691-5698. CD-ROM, On-Line. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2007/>>. Acesso em: out. 2015.
- Figueiredo, G. C.; Vieira, C. A. O. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. Artigos, p. 5755-5762. CD-ROM, On-Line. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2007/>>. Acesso em: out. 2016.
- Fitz, P.R. **Cartografia Básica**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008. 143p.
- Florenzano, T.G. **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. 3ª Edição. São Paulo: Oficina de Textos, 2011. 128p.
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual Técnico da Vegetação Brasileira**. Número 1. 2ª Edição. Rio de Janeiro: IBGE, 2012. 271p.
- INEA – Instituto Estadual do Ambiente. **O Estado do Ambiente**. Rio de Janeiro: SEA, 2010. 160p.
- Landim, P.M.B. **Análise Estatística de Dados Geológicos Multivariados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2003. 208p.
- Lopes, E. E. **Proposta metodológica para validação de imagens de alta resolução do Google Earth para a produção de mapas**. 2009. 115p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis. 2009.
- Mattos, S.H.V.L.; Perez Filho, A. Complexidade e Estabilidades em Sistemas Geomorfológicos: Uma introdução ao tema. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 5, p.11-18, 2004.
- Nascimento, A. F.; Rubim, I. B.; Pereira, E. G. S.; Barros, R. S.; Richter, M.. Classificação da cobertura da terra, utilizando os programas livres: InterImage, WEKA e QuantumGIS. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. Artigos, p. 2258-2265. CD-ROM, On-Line. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/>>. Acesso em: set. 2016
- Silva, A. R.; Tomasiello, D. B.; Prado, B. R.; Vieira, M. A.; Barbarisi, B. F.; Ortiz, M. J. Extração da cobertura vegetal de áreas urbanas utilizando imagens do satélite GeoEye-1. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. Artigos, p. 1576-1583. CD-ROM, On-Line. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/>>. Acesso em: set. 2016
- USGS – United States Geological Survey. Landsat Data Access. Disponível em: <[http://landsat.usgs.gov/landsat\\_search\\_and\\_download.php](http://landsat.usgs.gov/landsat_search_and_download.php)>. Acesso em mai. 2015.