

Análise da eficiência dos índices Built-up e NDBI para classificação de áreas urbanas em imagens Landsat 8 OLI

Evelyn de Castro Porto Costa¹
Rafael Cardão Augusto¹
Vinicius da Silva Seabra¹

¹Universidade do Estado do Rio de Janeiro -UERJ
Faculdade de Formação de Professores - FFP
Rua Francisco Portela 1470 – Patronato, São Gonçalo – RJ
{evelynportocosta, vinigeobr}@yahoo.com.br {rafaelcardao@hotmail.com}

Abstract. The classification of images in an automated way has difficulties that can affect in the reliability of the mapping results. To solve these limitations, there are software and methodologies that allow the application of different parameters to perform image classification, such as algorithmic compositions between bands, resulting in an image that detects vegetation, water or urban areas, facilitating the classification. The urban areas are seen as more complex areas to be classified, especially in large urban areas or with diversity of urban classes. To give subsidies to the mappings of the occupied areas, it is fundamental to test the efficiency of applying these indices and to discuss the limitations encountered. In this study, we adopted as a methodology to the comparison between a classification using NDBI and Built-Up, and a validated map, in the same study area, obtaining as results the comparison between the most underestimated and overestimated classes by the indicators. Even with some limitations in some classes, the indices presented expressive efficiencies in their performances.

Palavras-chave: GEOBIA, NDBI, BuiltUp, Landsat8, urbano

1. Introdução

A GEOBIA (*Geographic Object Based Image Analysis*) se diferencia das demais técnicas de classificação de imagens por apresentar a possibilidade de se realizar multisegmentações, gerando níveis hierarquizados, incluindo ainda aspectos de multiresolução. Esse processo de classificação considera muitos tipos de descritores, tratando-os como parâmetros caracterizadores dos objetos, tais como: cor, textura, tamanho, forma, padrão, localização, contexto, indicadores, etc. Portanto, a inserção destes elementos, ou seja, do conhecimento do intérprete no processo, consiste em uma alternativa para a distinção de alvos que espectralmente apresentam dificuldades de serem mapeados. A caracterização dos objetos da imagem não pode limitar-se apenas a atributos espectrais, pois estes, muitas vezes, não conseguem delimitar objetos complexos (Definiens, 2010).

A classificação de imagem baseada em objetos (GEOBIA) permite a aplicação de indicadores para o auxílio da classificação de imagens, sendo importante descobrir e avaliar o desempenho e as formas de aplicações dos descritores para as áreas tradicionalmente mais complexas e dinâmicas para a classificação. Segundo Zha et al. (2003), as coberturas de terra em áreas urbanas tendem a mudar mais drástica sobre um período de tempo curto do que em outra parte devido à urbanização incessante. Estas alterações são idealmente monitoradas e detectadas a partir de imagens de sensoriamento remoto, uma vez que estão relativamente atualizadas e dão uma vista panorâmica.

Índices radiométricos são medidas capazes de identificar em imagens digitais a abundância relativa e a atividade de determinados tipos de informações, tais como áreas edificadas, cobertura vegetal, áreas inundadas, área foliar, entre outros. (Françuet al, 2012). Os usos de descritores como o NDBI e o *Built-up* servem de elementos fundamentais na classificação da imagem, pois facilitam na identificação das áreas urbanas sem muitos esforços.

O Índice diferença normalizada para áreas construídas (NDBI), calculado por Zhaet al. (2003), tem grandes aplicações para a identificação de áreas urbanas, enquanto o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), criado por Rouse et al (1974) aplica-se na identificação de áreas verdes ou em áreas em que a presença de vegetação é escassa. Muitos profissionais trabalham com assuntos relacionados com áreas urbanas e periurbanas, e desta forma, estão interessados no monitoramento da distribuição espacial e no crescimento de áreas urbanas (Jensen, 2009).

O *Built-up* (BU) é abordado por Jensen (2009), como uma composição que auxilia na classificação do urbano, tal como o NDBI. O resultado desses índices é uma imagem que contém somente pixels das áreas construídas e estéréis que apresentam valores positivos, ao passo que todas as outras classes de cobertura terrestre apresentam valores de zero ou -254. Esta técnica apresentou uma precisão de 92% (Jensen, 2009).

Há uma série de trabalhos que fazem uso da composição algorítmica do NDBI para mapeamento de áreas urbanas. Alguns outros trabalhos como o de Lovisi (2014), Lourenço (2014) e Santos (2016) também utilizaram do índice *Built-up* para realização de classificação de áreas urbanas, sendo estes descritores critérios diferenciais para se obter resultados satisfatórios na classificação de áreas ocupadas.

Sendo assim, o objetivo desse trabalho não é criar uma metodologia de classificação do urbano a partir dos indicadores *Built-up* e NDBI, mas sim, analisar a eficiência dos mesmos, de modo a contribuir significativamente no processo de identificação de áreas urbanas na classificação GEOBIA no uso e cobertura da terra. A escolha da área de estudos está relacionada com a diversidade de classes encontradas e a expressiva urbanização ao longo do litoral. Voivodic (2007) aponta que ao longo do litoral, são encontradas áreas para onde convergem intensa urbanização, atividades industriais de ponta e atividades portuárias, bem como uma exploração turística em larga escala.

2. Metodologia de Trabalho

Como metodologia de trabalho, foi adotado o mapeamento de uso e cobertura da terra da Região dos Lagos (Figura 1), como verdade terrestre. Este mapa foi produzido pelo laboratório de pesquisa DAGEOP – UERJ/FFP, no mesmo laboratório que este trabalho se desenvolveu.

Para ser possível usar este mapeamento como verdade terrestre e avaliar o desempenho dos indicadores *Built-up* e *NDBI* na classificação do urbano, foi realizada a validação deste mapeamento, através de uma metodologia de pontos aleatórios. Foram extraídos pontos amostrais de forma aleatória pelo software *Arcgis 9.3*, na ferramenta *Subsetting*, do módulo *Geostatistical Analyst*, correspondendo a cerca de 20% da área do urbano. Cerca de 502 pontos amostrais foram inseridos no *Google Earth Pro*, com o objetivo de avaliar a compatibilidade da classificação com a imagem de alta resolução do *Google Earth*. Os resultados da validação apontaram 83% de acerto da classe do urbano, considerado um bom coeficiente de validação.

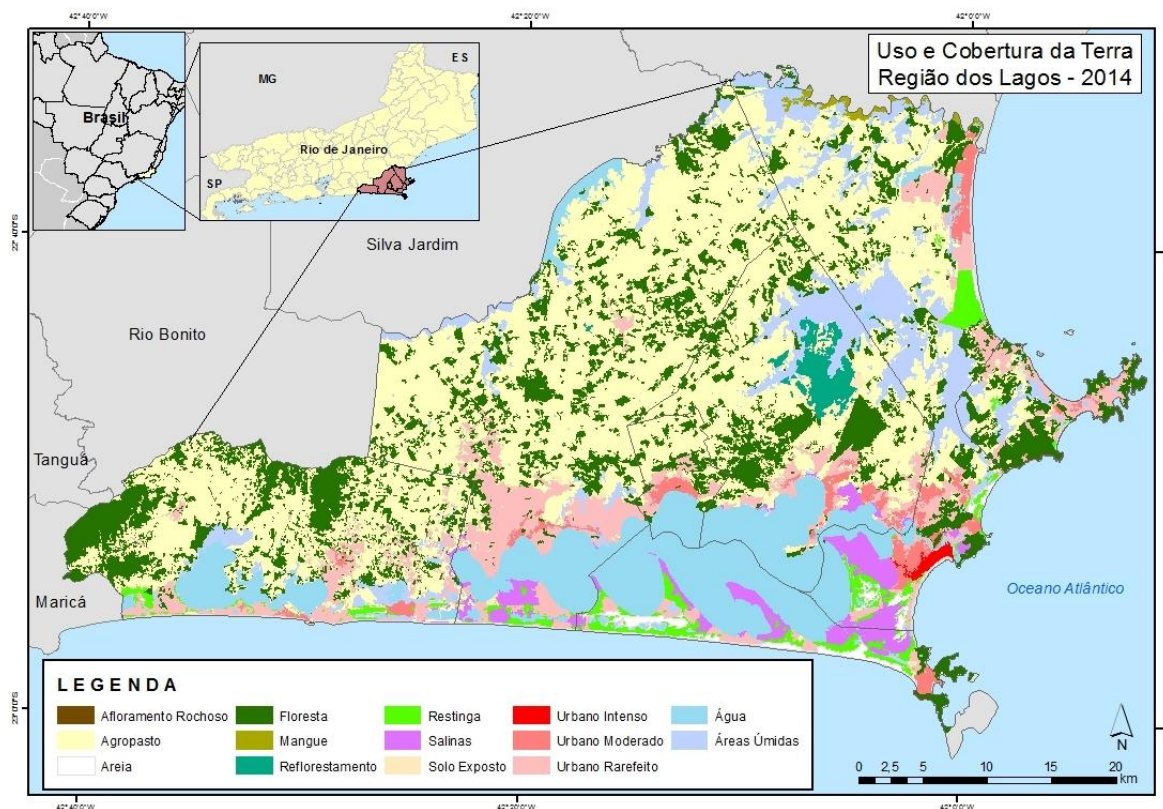


Figura 1. Mapeamento de uso e cobertura da terra nos municípios da Região dos Lagos.

A fim de avaliar o desempenho e a aplicabilidade dos indicadores *Built-up* e NDBI, foram solicitadas imagens Landsat 8 (sensor OLI), com correção atmosférica, na plataforma do Earth Explorer da Agência Geológica Americana (USGS). As imagens são datadas de 27 de junho de 2014, referente a mesma data das imagens utilizadas para realizar o mapeamento de uso e cobertura da terra de 2014 anteriormente validado.

Foi criado um projeto no software *Definiens*, no qual, além de todas as bandas serem inseridas, foram inseridas também três imagens formadas através de operações aritméticas no software QGIS: Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), *Built-up* e Índice de Diferença Normalizada para Áreas Construídas (NDBI) com o objetivo de facilitar na segmentação da imagem. As operações aritméticas foram realizadas a partir das fórmulas abaixo, desenvolvidas por Jensen (2009):

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

$$Built-up = \frac{(SWIR - NIR)}{(SWIR + NIR)}$$

$$NDBI = Built-Up - NDVI$$

A composição desses algoritmos foi realizada por Jensen (2005) para imagens do Landsat5. Para esse trabalho, os índices foram adaptados para imagens de Landsat 8, no qual o NDVI corresponde à razão entre a soma e a subtração do infravermelho próximo e o

vermelho, o *Built-up*, a razão entre a soma e a subtração do infravermelho médio e o infravermelho próximo, e o NDBI correspondendo à subtração do *Built-up* pelo NDVI.

Na síntese abaixo (Figura 2) foi realizado uma breve classificação, para ser possível analisar as diferenças entre as bandas do NDVI, NDBI e *Built-up*, sendo possível inferir que o NDBI e *Built-up* foram de suma importância para a classificação das áreas urbanas.

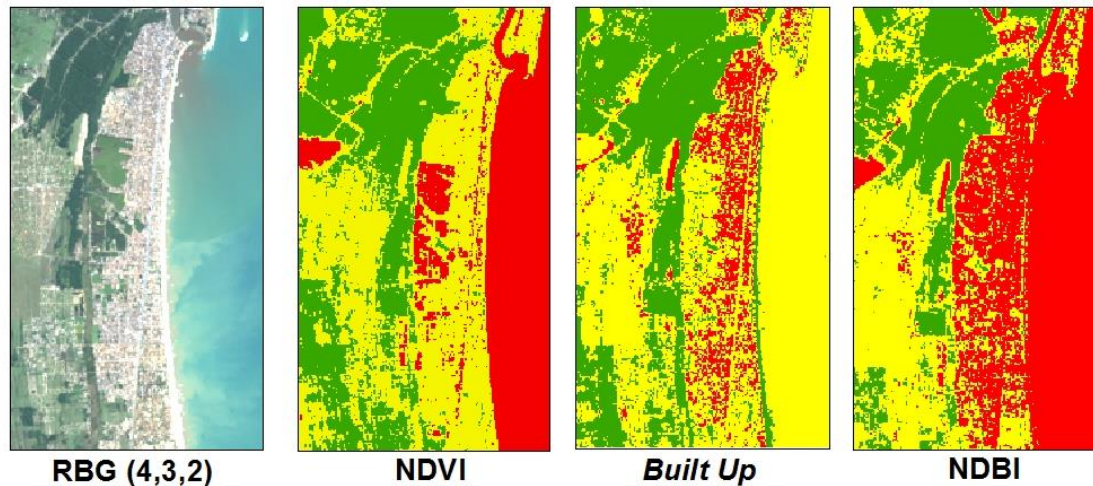


Figura 2. Comparação entre as composições de imagem utilizando os índices

Após a inserção das imagens no *software eCognition*, as imagens foram segmentadas na escala de parâmetro 150, com forma 0.1 e compacidade em 0.5. Foram dados pesos iguais para todas as bandas, inclusive as de composição aritmética. Em seguida, foi elaborada uma rede semântica em dois níveis hierárquicos, com o uso de diferentes descritores para a realização da modelagem, conforme demonstra o fluxograma de trabalho da Figura 3.

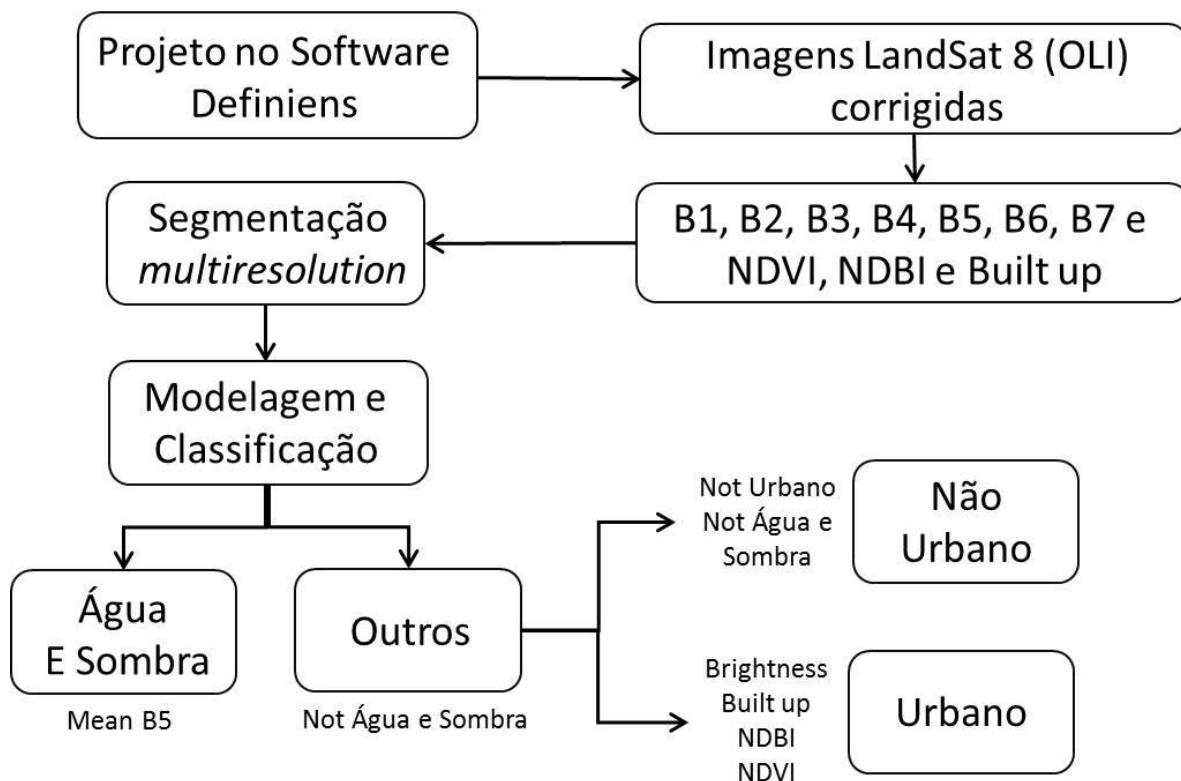


Figura 3. Fluxograma do Mapeamento do Urbano e não Urbano.

No processo da modelagem, a principal dificuldade foi encontrar parâmetros que se adequassem a classificação do urbano sem interferir nas classes com resposta espectrais próximas a do urbano. Os maiores esforços na modelagem foram para diminuir a incidência de salinas classificadas como urbano equivocadamente, pois sua resposta espectral se assemelhava muito ao do urbano.

Como produto, obtivemos o mapeamento com as classes urbano e não urbano, com ênfase na modelagem e classificação das áreas urbanas, devido aos descritores *Built-up* e NDBI ajudarem na modelagem dessas classes.

Para analisar os dados a partir do mapeamento validado foi usada a ferramenta *Intersect*, no software *Arcgis 10.1*, interceptando a nova classificação (Urbano e Não Urbano) ao mapa validado usado como verdade terrestre (uso e cobertura), com a finalidade de cruzar as informações e encontrar os equívocos ocorridos na nova classificação, principalmente no urbano, avaliando o desempenho dos descritores utilizados na classificação.

3. Resultados e Discussão

Como resultado, foi obtido um mapa que sintetiza os erros e acertos da classificação utilizando os indicadores *NDBI* e *Built-up* (Figura 4). Pelo mapa é possível analisar espacialmente a quantidade de acertos das classes do urbano e do não urbano, assim como os erros subestimados e superestimados do urbano, que aparecem distribuídos em pequenos fragmentos pelo mapa, e também demarcando áreas específicas da área de estudos.

Além do mapa, foi gerada uma tabela (Tabela 1) capaz de identificar as classes subestimadas e superestimadas pela classificação realizada e proporcionar uma análise a partir das classes que promoveram os maiores conflitos.

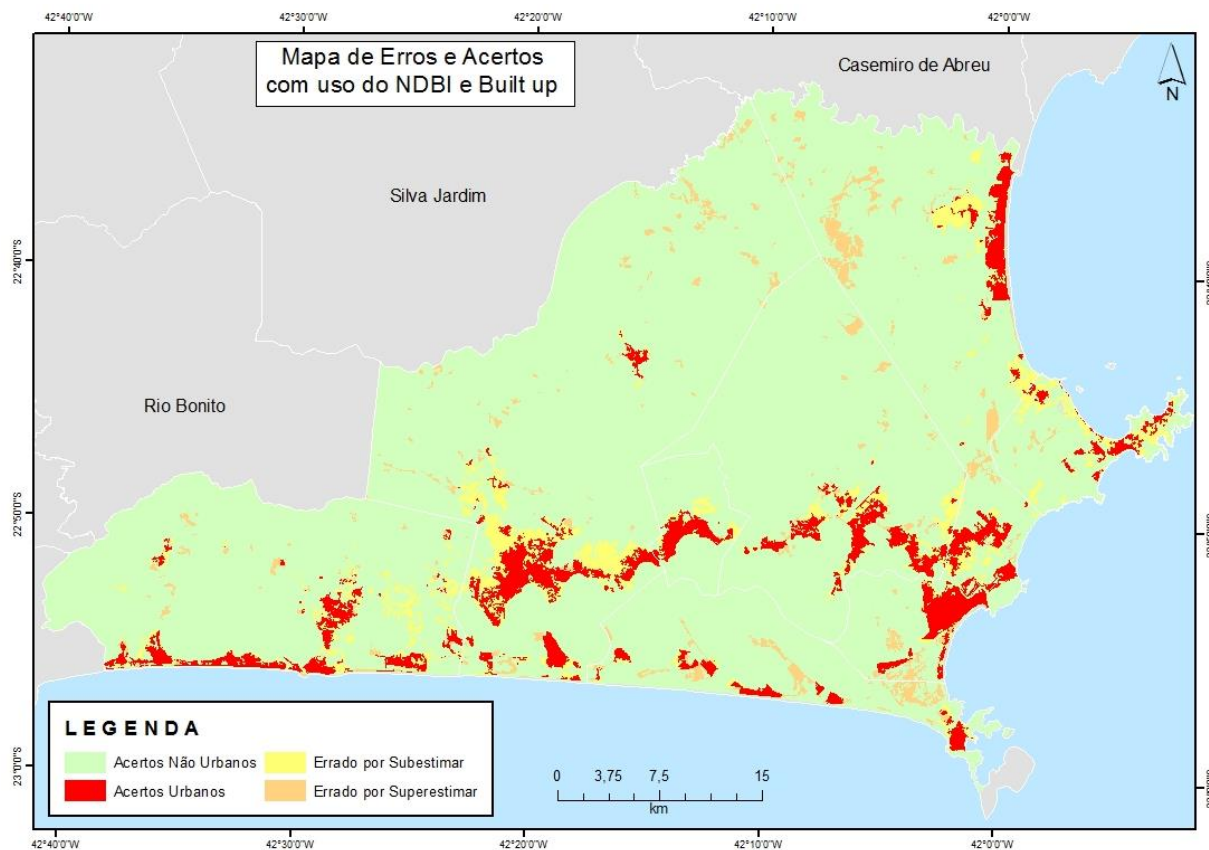


Figura 4. Mapa com o resultado da classificação utilizando os indicadores NDBI e Built-up

Na classificação do mapeamento validado (Figura 1), o urbano corresponde a cerca de 10% do mapa, que é dividido em três classes distintas: urbano rarefeito, urbano moderado e urbano intenso. Com a nova classificação (Figura 4), o urbano aparece em uma única classe (cerca de 9%) e nos permite fazer inferências a respeito das maiores dificuldades de classificação do urbano com o uso dos descritores.

Pela análise da Tabela 1, que indica os percentuais de classes confundidos na classificação é possível verificar que a classe do urbano rarefeito atinge 90 km² de erro, ou seja, o maior desafio na classificação do urbano utilizando os indicadores *Built-up* e NDBI compete a modelar as áreas de menor ocupação, com lotes vazios intercalando entre classes. Enquanto o urbano moderado e intenso, que respectivamente correspondem às áreas de ocupação contínua e ocupação vertical, alcançam uma pequena margem de erro.

Nessa área de estudos, a resposta espectral das salinas e de vegetação de restinga se assemelhava a resposta espectral do urbano. O que tornou fator limitante na modelagem do urbano, principalmente do urbano rarefeito. Além disso, como pode ser visto na Figura 5, as classes que mais foram classificadas equivocadamente como urbano foram a de agropasto, áreas úmidas e salinas. O erro da classe do agropasto pode ser explicado por ser a classe de maior quantidade na área de estudos, tendo seus fragmentos distribuídos principalmente no interior do mapa. Já as classes de áreas úmidas e de vegetação de restinga correspondem as classes com respostas espectrais próximas a classe do urbano, principalmente ao urbano rarefeito.

Quanto aos erros de superestimação (Tabela 1), que correspondem as classes que foram classificadas como urbano, mas que no mapa validado correspondiam a outras classes, obtivemos maiores índices de confusão nas classes de agropasto, áreas úmidas e salinas. O agropasto é a classe de maior quantidade nessa região, portanto, com maior possibilidade de ter extensões confundidas. Já as áreas úmidas e de vegetação de restinga correspondem as classes com respostas espectrais aproximadas a classe do urbano, principalmente ao urbano rarefeito.

Tabela 1. Análise do cruzamento do mapa validado e da classificação usando os índices

	Classes do Mapa Validado	Área (km²)	Percentual %
Urbano Validado Subestimado	Urbano Intenso	0,08	0,09
	Urbano Moderado	3,56	3,77
	Urbano Rarefeito	90,90	96,14
	Total	94,55	100,00
Urbano Validado Superestimado	Afloramento Rochoso	0,07	0,00
	Agropasto	27,93	40,71
	Água	0,93	1,36
	Áreas úmidas	14,68	21,40
	Areia	4,07	5,94
	Floresta	1,77	2,58
	Reflorestamento	0,05	0,08
	Restinga	4,58	6,67
	Salinas	10,70	15,60
	Solo Exposto	3,82	5,57
	Total	68,61	100,00

Numa análise generalizada no mapa validado, o urbano corresponde a cerca de 10% da área de estudos, enquanto, na nova classificação, o urbano foi classificado em cerca de 9% da área de estudo, o que sinaliza em um excelente índice de acertos. Entretanto, numa análise mais específica (Figura 5), verificando os erros da classificação, o urbano apresenta acerto de 6%, ou seja, mais da metade do urbano obteve êxito na classificação. Além disso, cerca de 8% da área de estudos obteve equívocos quanto a classificação do urbano, sendo 5% da área classificada de forma subestimada (referente as classes que são urbano e não foram classificadas como urbano) e 3% superestimada (classes que não são urbano, mas que foram classificadas como urbano).

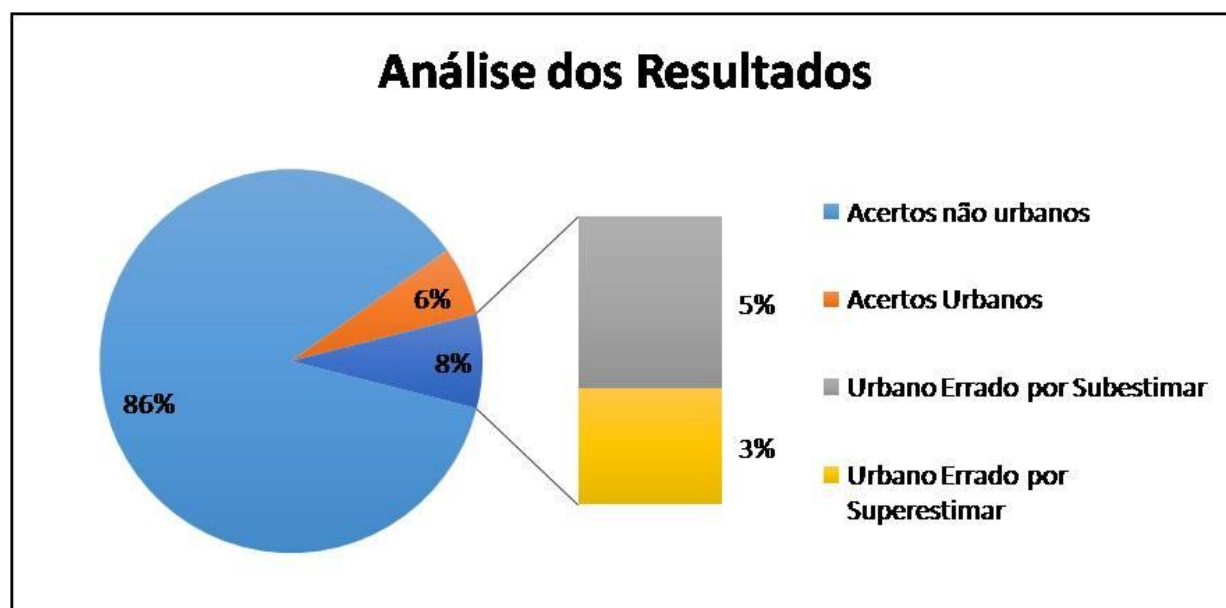


Figura 5. Análise Geral dos dados da classificação usando o NDBI e Built up

4. Conclusões

Levando em consideração que os índices aplicados ao trabalho foram desenvolvidos para imagens de Landsat5, eles tiveram excelente desempenho também para as imagens de Landsat 8. Além disso, a metodologia GEOBIA se mostrou bem-sucedida para a classificação da área de estudos, pois permitiu melhores análises a partir das aplicações dos descritores de maneiras distintas.

Os resultados do desempenho dos indicadores NDBI e *Built-ups* e apresentaram satisfatórios de acordo com o objetivo do trabalho. Foram obtidos cerca de 92% de acertos (86% de não urbano) e (8% de urbano). Numa análise estatística, levando em consideração o mapa utilizado como verdade terrestre, que possui cerca de 89,71% de classes não urbanas e 10,46% de classes urbanas, obteve-se uma margem de erro de 8% com a classificação e descritores utilizados.

De acordo com as análises foi possível verificar que os índices obtiveram expressivo desempenho na classificação do urbano, mesmo com os problemas específicos da área de estudos, tais como os conflitos das classes similares as respostas espectrais do urbano. No qual o urbano rarefeito foi subestimado e as classes de agropasto, área úmida e salinas foram as classes mais superestimadas pelos classificadores.

As limitações da análise realizada podem estar relacionadas ao parâmetro de segmentação adotado, assim como as combinações desses índices aos demais descritores utilizados. Portanto, testar novos parâmetros de segmentação e novas combinações desses índices com demais descritores podem proporcionar um resultado ainda melhor para a classificação do urbano.

Referências Bibliográficas

Definiens. *The Principles of Definiens Cognition Network Technology*. Disponível em: <http://earth.definiens.com/learn/technology>. Acesso em: jan. 2010.

França, A. F.; Tavares Junior, J. R.; Moreira Filho, J. C. C. Índices NDVI, NDWI e NDBI como ferramentas ao mapeamento temático do entorno da lagoa olho d'água, em Jaboatão dos Guararapes-PE. In: IV Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. **Anais...** Recife – PE.p. 001 – 009. 06- 09 de Maio de 2012. Acesso em: set. 2016

Jensen, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2ed. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 604 p

Lovisi, T. P.; Lourenço, J. S. Q.; Figueiredo, T. F.; Torres, C. D. ; Ribeiro, L. S. ; Seabra, V. S. . Caracterização da ocupação urbana dos bairros de Niterói a partir de mapeamento de uso e cobertura da terra e análise de dados censitários. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2015, João Pessoa - PB. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. Artigos, p 1352-1359. CD-ROM, On-Line. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2015/files/p0248.pdf>>. Acesso: set. 2016

Lourenço, J. S. Q. **Análise da distribuição espacial das áreas urbanas no eixo Niterói, São Gonçalo, Itaboraí e Tanguá fazendo uso de classificação baseada em objetos de imagens Landsat8**. Monografia de Especialização. Dinâmicas Urbano-Ambientais e Gestão do Território. Faculdade de Formação de Professores, UERJ-FFP. São Gonçalo, 2014.

Rouse, J.; Hass, R.H.; Schell, J. A.; Deering, D. W. Monitoring Vegetation System in the Great Plains with ERTS. Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, Greenbelt: NASA SP-351, 3010-3017. 2012.

Santos, A.A.B.; Costa, E.C.P; Seabra, V.S. Uso e Cobertura da Terra e a Diversidade de Ambientes da Região dos Lagos – RJ. In: XI Simpósio Nacional de Geomorfologia – SINAGEO, 2016, Maringá – PR. **Anais...** Artigos, p.153. CD-ROM, On-Line. Disponível em: <<http://sinageo.org.br/2016/trabalhos/6/6-153-1622.html>>. Acesso em: out. 2016.

Zha, Y., Gao, J., Ni, S. “Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery”. In: *International Journal of Remote Sensing*, 2003, vol. 24, nº 3, p. 583-594. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431160304987#.UMFePldVWY>. Acesso em agosto de 2014.