

MODELO DE CLASSIFICAÇÃO SEMIAUTOMÁTICA UTILIZANDO CONHECIMENTO GEOGRÁFICO:

Um estudo de caso na porção setentrional do Maciço da Tijuca – RJ

Rafael da Silva Nunesⁱ

Doutorando em Geografia
Pontifícia Universidade Católica
do Rio de Janeiro (PUC-Rio)

Resumo

As geotecnologias constituem-se como importante aparato técnico-científico ao possibilitar novas e diferentes formas do ser humano interpretar paisagens. Um dos produtos passíveis de serem gerados a partir desta interpretação é a classificação de uso e cobertura da terra. Entretanto, interpretar tais imagens é custoso devido a uma série de questões que variam desde a complexidade da realidade a ser representada até o volume de informação gerada continuamente pelos diferentes imageadores. Assim, o presente trabalho busca elaborar um modelo de classificação semi-automática baseada em conhecimento geográfico visando o levantamento de diferenciados padrões de uso e cobertura a partir de imagens de satélite de alta resolução, tendo-se como recorte uma área na porção setentrional no Maciço da Tijuca, no Rio de Janeiro. O modelo elaborado, quando confrontado com a classificação visual obteve elevada correspondência para imagens de diferentes anos (2009 e 2010), resultando também em valores elevados quando da comparação entre cada uma das classes analisadas individualmente. A elaboração do presente modelo contribuiu diretamente para a otimização da produção dos dados, assim como para a minimização de erros ocasionados pela subjetividade inerente ao próprio processo de classificação.

Palavras-chave: Uso e Cobertura da Terra; Geotecnologias, Imagem de Satélite, Classificação Semi-Automática.

AQUI ENTRA O TÍTULO EM LÍNGUA ESTRANGEIRA

Abstract

Geotechnologies are an important technical and scientific apparatus, enabling new and different ways for human beings to interpret landscapes. One of the products that can be generated from this interpretation is the classification of land use and coverage, which is configured as a central instrument for the analysis of territorial dynamics. However, interpreting such images is costly due to a series of issues ranging from the complexity of the reality to be represented to the volume of information generated continuously by the different imagers. Therefore, the presente work aims to develop a semi-

ⁱ *Endereço institucional:* Rua Marquês de São Vicente, n. 225. Edifício da Amizade, ala Frings, sl. F411. Gávea. Rio de Janeiro, RJ, Brasil. CEP: 22451-900.
Endereço eletrônico:
rsngeo@puc-rio.br

automatic classification model based on geographic knowledge, seeking for surveying different usage and coverage patterns from high resolution satellite images, with an area in the northern portion of Tijuca's Massif, in Rio de Janeiro. The model developed, when compared with the visual classification, obtained a high correspondence for images from different years (2009 and 2010), resulting also in high values when comparing each of the classes analyzed individually. The elaboration of this model contributed directly to the optimization of data production, as well as to the minimization of errors caused by the subjectivity inherent to the classification process itself.

Keywords:

Land Use and Coverage; Geotechnologies, Satellite Image, Semi-Automatic Classification

Introdução

Nas últimas décadas do século XX o ser humano se deparou com uma modificação estrutural na sua sociedade a partir do desenvolvimento tecnológico que propiciou a criação e o acesso à informação em níveis nunca antes vistos (Castells, 1999). A produção desenfreada de informações que se acumulam e, conseqüentemente, não são utilizadas pelo ser humano, configuram-se como uma preocupação sobre a contínua “perda” de informações (através da relação da existência dos dados e da capacidade de utilização, e interpretação, dos dados gerados). De acordo com a Pesquisa “The Expanding Digital Universe” produzida pelo Instituto de Pesquisas IDC:

a quantidade de informação digital criada, capturada e replicada foi de 1.288 x 10¹⁸ bits. Na linguagem computacional, isso seria 161 exabytes ou 161 bilhões de gigabytes. (...). Isso seria aproximadamente 3 milhões de vezes a informação contida em todos os livros já escritos (REINSEL et al., 2007, p.3)

O desenvolvimento da técnica (principalmente o da informática) contribuiu para que o ser humano passe a ter em suas mãos um cabedal de ferramentas para agir sobre o território e pensar o espaço geográfico a partir do momento em que tais técnicas passam a fornecer informações sobre o espaço de ação do próprio homem. Assim, as geotecnologias convergem para um ambiente no qual a análise do espaço geográfico pode se realizar a partir de inúmeras formas de representação. É exatamente neste sentido que o Sensoriamento Remoto se traduz como um conjunto

de técnicas que contribui para que o ser humano passe a entender e interpretar, a partir de outra perspectiva, as diversas informações na superfície terrestre. Corroboram, portanto para a coleta, o armazenamento, a recuperação, a análise e a apresentação de informações sobre os lugares, propiciando ainda simulações de eventos e situações complexas da realidade, tendo em vista a tomada de decisões deliberadas (Martinelli, 2003, p. 04, apud Bernaski e Watzlawick, 2007).

Forman (1995, p.35), ao discutir a importância da Ecologia da Paisagem, apresenta a ideia de que o sensoriamento remoto permitiu ao homem a observação do próprio dimensionamento e entendimento das parcelas espaciais quando afirma que: “imagens de satélite revolucionaram nossa percepção e abordagens no entendimento das paisagens e regiões. Pela primeira vez uma região como um todo pode ser examinada em uma única imagem”.Entretanto, ao longo do tempo, diferentes metodologias foram utilizadas para a análise destas imagens. Análises baseadas fundamentalmente nos pixels da imagem, nos seus sub-píxels, ou ainda através da metodologia *linear mixing model* e na utilização da *lógica fuzzy*, entre outros, tornaram-se tentativas metodológicas para a interpretação e consequente representação da paisagem geográfica (BLASCHKE et al., 2000). Porém, alguns destes métodos se apresentaram obsoletos com o avanço tecnológico dos sensores (melhoria progressiva da resolução espacial das imagens e subsequente aumento da complexidade inerente à própria paisagem geográfica). Em artigo publicado no Jornal de Fotogrametria e de Sensoriamento Remoto, Blaschke (2010), apresentando uma série de outros trabalhos, busca inclusive demonstrar alguns dos limites da metodologia da análise de imagens baseada unicamente nos pixels.

Conforme discutido por Blaschke (2010), com o já supracitado desenvolvimento de uma tecnologia voltada para a obtenção de imagens de satélite de alta resolução, o agrupamento dos pixels torna-se essencial para que seja levantada uma série de características e informações que podem ser derivadas deste objeto em comparação àquilo que poderia ser observado com a utilização dos pixels como unidade base. Para tal, a chamada segmentação de imagem pode ser entendida como uma operação que consiste na construção destes blocos a partir da aglutinação dos pixels que leva em consideração critérios de homogeneidade com uma ou múltiplas

dimensões de feições espaciais. Estes objetos gerados passam, então, a possuir informações não só de origem espectral (atributo central da análise baseada no pixel), mas passam também a possuir informações várias referentes a diversificadas características espaciais, como por exemplo, tamanho, forma, textura, entre outros¹.

Adotando-se um sistema que permeie um inter-relacionamento arco-nó, fundado em uma estrutura hierárquica (como será visualizado mais adiante), torna-se então possível estabelecer regras que possibilitem uma construção do geral ao particular, assim como do particular para o geral. É importante destacar que desta maneira, o modelo pode ser construído respeitando-se fundamentalmente dois procedimentos: “De cima para baixo” (*Top-Down*) e de “Baixo para cima” (*Bottom-Up*). Estes procedimentos visam permitir que os objetos sejam classificados de acordo com as regras estabelecidas por cada nó. Desta maneira, na operação TD os objetos tendem a ser retransmitidos para níveis cada vez mais baixos da rede semântica. Porém, este tipo de operação pode resultar em múltiplas hipóteses para cada objeto, podendo ocasionar um conflito interpretativo nos dados².

É exatamente a partir deste tipo de estrutura que se tornará possível estabelecer um modelo de classificação semi-automática mais eficaz, e que vise uma interpretação da paisagem cada vez mais dinâmica, mas também que leve em conta os processos, os conteúdos e a relação da forma-conteúdo, propiciando assim a tomada de decisões que visem contribuir para a própria gestão do espaço.

¹ Partindo-se desta ideia, Novack e Kux (2010) apontam a existência de várias potencialidades do estudo baseado no objeto em comparação com o baseado em pixels sendo eles: a) a utilização e exploração de uma série de atributos de descrição existentes nos objetos (e inexistentes nos pixels), tais como, a textura do objeto, o contexto sobre o qual se encontra geometria, entre outros; b) a possibilidade da utilização de dados de diferentes origens e resoluções espaciais, assim como a utilização de dados auxiliares (como por exemplo, dados geográficos); c) criação de descrições de classe associados à utilização de uma função específica como, por exemplo, a função baseada na lógica fuzzy; d) a possibilidade do estabelecimento de um arranjo hierárquico de valores de pertencimento, calculado para cada característica de descrição de determinada classe, utilizando operadores diferenciados, e por fim, e) a possibilidade de representação do conhecimento humano baseado em uma estrutura de hierarquia e rede semântica.

² . Em outras palavras, de acordo com Pahl (2008), existem duas estratégias (complementares) para que se torne possível a classificação automática destes objetos na qual se tenta “reconhecer as estruturas maiores de um problema e refiná-las, na expectativa de que os problemas parciais num certo momento serão tão pequenos que permitirão uma solução”, (TD) assim como se tenta escrutinizar “a solução de problemas parciais, na expectativa de que estas soluções parciais possam ser combinadas, mais adiante, numa estratégia de solução geral” (BU).

Procedimentos Metodológicos

A área de estudo utilizada para a elaboração da classificação localiza-se entre as áreas limítrofes dos bairros do Andaraí, Vila Isabel, Tijuca, Rio Comprido, Alto da Boa Vista e Santa Teresa, na vertente norte do Maciço da Tijuca. Este local foi selecionado pela multiplicidade de diferentes objetos geográficos (tipologias de cobertura e usos distintos) existentes na área de estudo, representada a seguir (Figura 1).

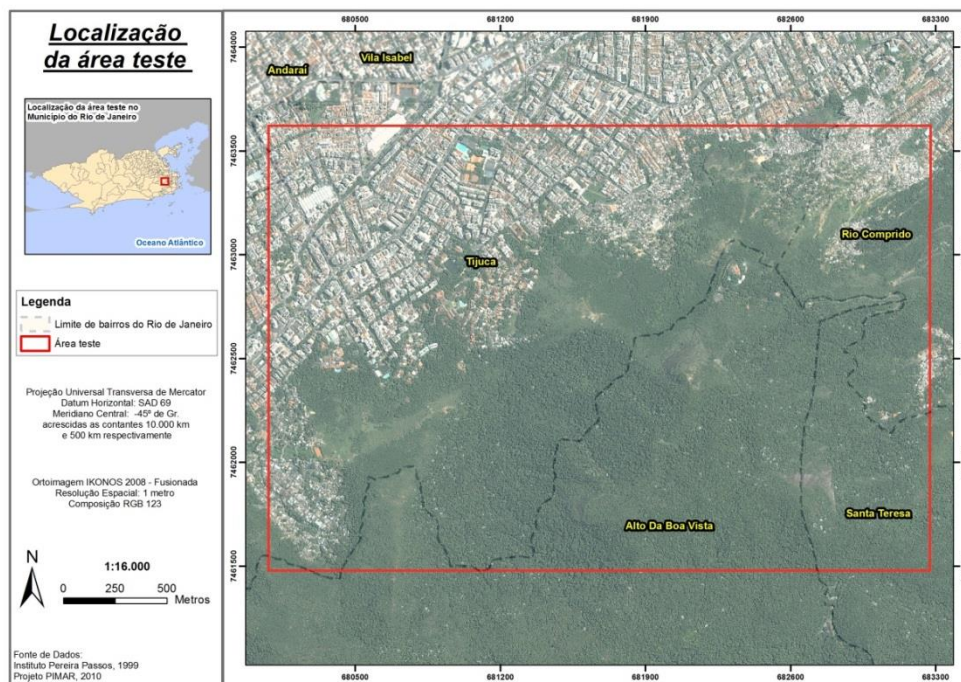


Figura 1: Localização da área teste no Maciço da Tijuca
Fonte: elaboração própria

Como exposto anteriormente, a metodologia de classificação baseada em objetos conflui para uma maior apreensão dos inúmeros correlacionamentos entre os mais variados objetos geográficos presentes no espaço. Neste sentido, a definição das classes a serem utilizadas identificadas a partir da interpretação depende diretamente do intérprete, e desta maneira, do conhecimento sobre o comportamento das mesmas. É exatamente neste sentido que Antunes (2003) apresenta um modelo esquemático (Figura 2) sobre os procedimentos relacionados ao tipo de classificação. A base de conhecimento é constituída por duas etapas fundantes: o conhecimento a priori (que está relacionada ao conhecimento do pesquisador sobre sua área de estudo e sobre aquilo que irá ser interpretado), assim como a própria interpretação da

imagem a ser trabalhada. A geração de objetos servirá para que o intérprete, a partir de seu conhecimento, estruture uma ordem semântica e hierárquica entre as classes definidas com o objetivo de realizar a classificação em múltiplos níveis de complexidade, ou seja, dos menos complexos (classes mais generalistas) aos mais complexos (classes mais particulares e menos generalistas).

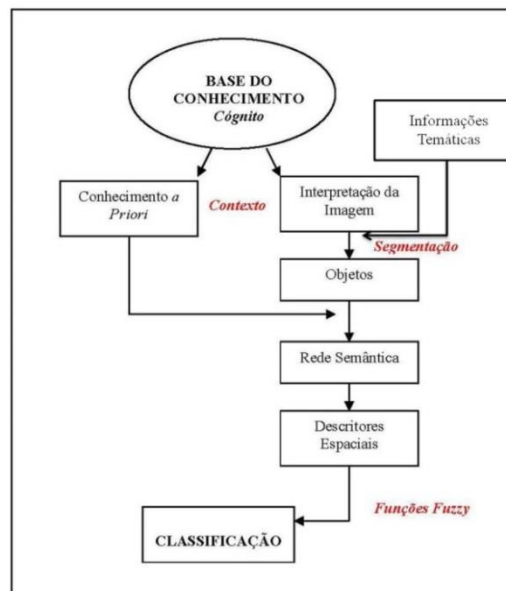


Figura 2: Modelo conceitual da classificação baseada em objetos
Fonte: Adaptado de Antunes (2003)

Para ambientar e realizar o modelo da classificação semi-automática, utilizou-se o software eCognition Developer 8 Trial, que permite a implementação de um sistema baseado em conhecimento a partir de uma rede semântica definida pelo usuário na qual a estrutura se define pela existência de uma relação arco-nó (Figura 3).

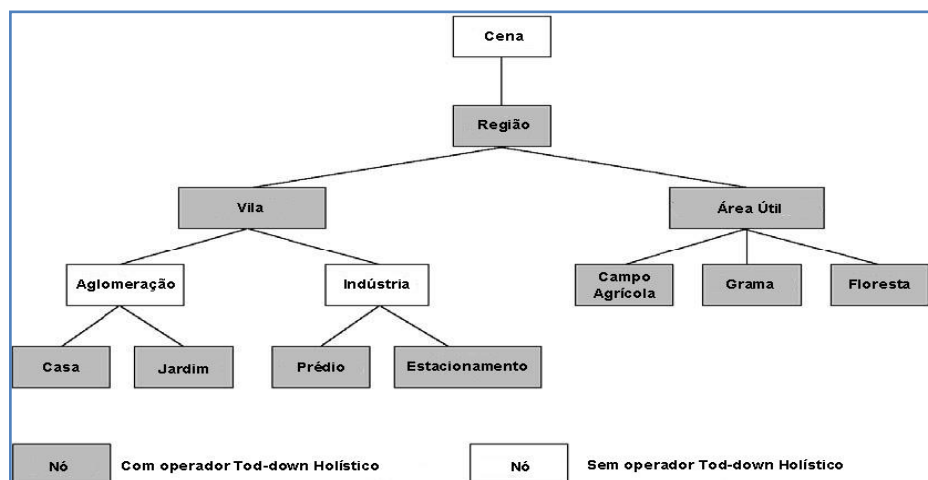


Figura 3: Exemplo de uma rede semântica conceitual
Fonte: (PAHL, 2010)

Utilizou-se também o software *Google Earth*, uma vez que o módulo *Street View* torna-se uma ferramenta capaz de contribuir de maneira decisiva à medida que apresente fotografias em 360º de pontos georeferenciados a partir de uma perspectiva horizontal.

Assim, o software foi utilizado para que se esclarecessem possíveis dúvidas resultantes do processo de classificação. Destaca-se, de maneira complementar, que se realizaram visitas de campo na área de interesse para que se pudesse gerar um entendimento pessoal (e não apenas remoto) dos elementos a serem especializados. A partir da utilização de diferentes perspectivas, tornou-se possível reconhecer diversos padrões (e seus objetos), bem como diversas características que podiam ser incorporadas no treinamento do modelo.

Com o intuito de se estabelecer os parâmetros ideais para a geração de um modelo capaz de prever e inferir as classes sobre a área de estudo, utilizou-se a Matriz de Confusão (ou a Matriz de Erro) como metodologia base para o levantamento e identificação da assiduidade entre a verdade terrestre (o plano real) e a classificação desenvolvida (plano representado). Esta matriz estabelece uma correlação entre linhas e colunas, nas quais as colunas participam como a representação da verdade (seja através da identificação em campo ou a partir de uma classificação base que representa a verdade de campo), enquanto que as linhas desta matriz se apresentam como classes “correlacionadas e previstas”. Sua utilização possibilita, portanto, que se estabeleça a acurácia das classes levantadas ao apresentar a porcentagem de assiduidade dos diversos elementos associados à determinada classe, assim como possibilita o entendimento e a quantificação dos elementos mal classificados. De acordo com Mangabeira (et al., 2003) a matriz contribui diretamente para a identificação dos resultados e de erros associados diretamente ao processo classificatório. Tais erros podem ser entendidos como erros de inclusão e erros de omissão.

o erro de omissão ocorre quando determinada feição espectral que deveria ser classificada em dada classe temática é classificada como pertencente a outra classe. Tem-se, então, um resultado subestimado. O erro de inclusão é exatamente o contrário, ou seja, a feição espectral é classificada como uma classe temática que não corresponde à realidade na superfície terrestre. Neste caso, a classe é superestimada. Por mais eficiente que seja o

classificador, esses dois erros sempre existirão. A magnitude de cada um depende do grau de complexidade da área. (MOREIRA, 2001, p.298)

Pensando-se a construção dos dados para aferir a validade (ou não) dos parâmetros a serem desenvolvidos para o modelo de classificação, o primeiro passo para a construção da matriz esteve relacionado ao levantamento randômico de um total de 1.000 pontos amostrais³ na área de interesse a partir da utilização do software ArcGis. Desta maneira, apesar do recorte adotado ser uma área relativamente pequena (377.66 hectares ou 3.776.689 m²), a utilização de um número elevado de classes levou ao levantamento de 1.000 pontos para serem utilizados na Matriz de Confusão (uma média de 76,9 pontos por classe). Assim, em ambiente SIG estabeleceu-se o cruzamento espacial entre a ‘Classificação Visual (Manual)’ do ano de 2010 a Classificação gerada a partir do modelo construído. O mesmo procedimento foi elaborado para os produtos desenvolvidos a partir da imagem de 2009.

Com o intuito de que se possibilite o levantamento dos resultados obtidos a partir da matriz de confusão, adotar-se-á inicialmente a ‘Exatidão Global’ dos resultados, isto é, a representatividade de asserção dos valores obtidos na classificação oriunda do modelo quando confrontada com a classificação utilizada como verdade terrestre. Apesar da validade associada à Exatidão Global, a utilização pura e simples deste cálculo corrobora para que o resultado final da classificação seja superestimado, já que o mesmo não considera a influência dos elementos de toda a matriz no cálculo (CONGALTON, 1991). Assim, dirimir o erro associado à utilização deste dado estatístico, utilizou-se também o índice Kappa na avaliação da classificação.

Outra etapa importante do processo refere-se à determinação das classes partícipes da classificação visual e semi-automática. Para tal, o conhecimento do intérprete e a determinação das várias características (Tabela 1) vinculadas aos objetos componentes de cada classe (forma, tamanho, estrutura, localização onde as mesmas

³ De acordo com Congalton (1991), o número de pontos não deve ser estabelecido de maneira aleatória. Isto porque a definição de um número muito pequeno de amostras para alimentar a matriz de confusão pode resultar em problemas de acurácia, o que por sua vez pode contribuir para a distorção entre resultados levantados. O autor, inclusive apresenta que devem ser utilizados no mínimo 50 pontos para cada classe utilizada. Além disso, no caso da área analisada ser maior do que 1 (um) milhão de hectares, ou ainda no caso de serem avaliadas mais do que 12 classes, o número de amostras deve se elevar para um mínimo de 75 amostras.

ocorrerem, contextualização espacial, entre outras) torna-se etapa fundamental para que se construa a legenda de classificação adotada.

Tabela 1: Legenda utilizada para a classificação

<i>Classe</i>	<i>Cor RGB</i>	<i>Localização e Contextualização</i>	<i>Forma e Estrutura das classes</i>
Indicadores de Degradação - Embaúba	Branco, Prateado.	• Espécie Cecropia Hololeuca. • Espécie com características de cores diferenciadas em relação ao restante do pacote arbóreo. • A presença de embaúbas-prateadas apresenta algum estágio de alteração (antrópico ou não) no local de sua ocorrência. • Condicionada à Vegetação Não Urbana.	Textura rugosa com formas naturais heterogêneas.
Vegetação do Tipo Arbóreo	Vede escuro com variações para o verde médio	• Relacionadas à vegetação secundária avançada formando um grande complexo florestal. • Associadas fundamentalmente à áreas verdes concetadas não circundadas pelo complexo urbano	Textura rugosa com formas naturais heterogêneas. Caracterizada pela presença maciça de vegetação arbórea, sendo caracterizada, principalmente pelo estágio sucessional secundário.
Vegetação do Tipo Gramínea	Verde musgo, verde claro, verde amarelado e amarelo	• Relacionadas à áreas com ausência de vegetação desenvolvida, ocorrendo também no contato direto de clareiras ou ainda associada à vegetação próxima à afloramentos rochosos e áreas de solo exposto. • Pode indicar um estágio inicial de recuperação em áreas com ausência de cobertura vegetal.	Textura lisa com formas irregulares. Possui vegetação rasteira/gramíneas e ausência de vegetação arbóreo-arbustiva densa.
Vegetação Urbana	Verde musgo, verde claro, verde amarelado	• Inicialmente associado à vegetação, esta classe é referente ao que tange a sua contextualização em relação à classe “Área Urbana”, ocorrendo tanto em áreas urbana consolidada como em área urbana não consolidada. • A vegetação componente desta classe congrega tanto a vegetação rasteira, quanto a arbustiva e arbórea.	Textura lisa com formas irregulares. Possui vegetação rasteira/gramíneas e ausência de vegetação arbóreo-arbustiva densa.
Afloramento Rochoso	Marrom, Cinza escuro e cinza claro	• Normalmente circundado por áreas vegetadas e com a existência de pouquíssimas edificações no entorno próximo. • Associado também com áreas de alta declividade	Textura lisa homogênea, com formas naturais irregulares.
Solo Exposto	Marrom claro, marrom avermelhado, amarelo, Marrom alaranjada, Amarelo alaranjada.	• Ausência de vegetação e aparência seca do solo. • Também associada diretamente à presença de caminhos utilizados por moradores locais (normalmente próximo de áreas vegetadas)	Textura lisa e ou rugosa com formas irregulares.
Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Residencial	Branco, Cinza, Cinza esbranquiçado, Vermelho, Marrom, Laranja.	• Áreas com a presença de conjuntos de residências, estabelecendo-se predominância em relação das mesmas sobre prediais.	Formas retangulares e quadradas com organização contínua. Textura lisa com formas artificiais homogêneas. Construções com cobertura de lajes e amianto, com edificações de pequeno porte com cobertura de telhas (laranja, vermelho e marrom)
Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Predial	Cinza Claro e Cinza Escuro.	• Áreas com a presença de conjuntos prediais, estabelecendo-se predominância das mesmas sobre residências.	Construções de grande porte com cobertura fundamentalmente de cimento em contraposição à áreas urbanas com uso do tipo residencial.
Área Urbana Não Consolidada	Marrom claro, Marrom avermelhado, Cinza, Branco, Marrom avermelhado, branco a cinza	• Associado diretamente à áreas com pouca infraestrutura aparente (muito solo exposto associado à vielas que se abrem e que servem de caminhos). • Normalmente localizadas em áreas com relevos mais acentuados.	Formas assimétricas e descontínuas. Textura rugosa com formas artificiais heterogêneas. Construções de pequeno porte com cobertura de cerâmica ou com cobertura de lajes e amianto
Torres de Transmissão de Energia	Cinza, Branco	• Caracterizam-se pela sua ocorrência em áreas isoladas (notadamente topos de morros ou em meio à porções não urbanizadas). • Podem ser identificadas a partir de seu brilho (devido ao material que as compõe)	Formas irregulares presentes fundamentalmente em porções mais elevadas do relevo.
Edificações Isoladas	Cinza, Branco, Laranja, Laranja Avermelhado	• Edificações que se encontram afastados pelo menos 200 metros da área urbana.	Formas retangulares e quadradas normalmente isoladas ou em pequenos complexos estruturais. Textura lisa com formas artificiais homogêneas.

Estradas	Cinza chumbo, cinza	• Associada às estradas que cortam as porções não urbanas da área analisada.	Textura lisa com formas artificiais homogêneas.
Sombra	Preto	• Associada fundamentalmente à geomorfologia local.	Textura lisa ou pouco rugosa com forma e tamanhos variados heterogêneos.

Desta maneira, como anteriormente exposto, ao se trabalhar com a classificação orientada a objetos, adotou-se também a construção de uma rede hierárquica com o intuito de apresentar de maneira estruturada as diversas relações pensadas entre as classes utilizadas. Assim, pôde-se estabelecer diferenciados níveis que contribuíam para a compartimentação das classes, sendo os níveis inferiores, subdivisões dos níveis superiores. Apoiados em visitas à área de estudo, assim como uma interpretação preliminar da imagem, estabeleceu-se a seguinte chave hierárquica (Figura 25).



Figura 4: Rede hierárquica inicial
Fonte: elaboração própria

Tomando-se por base a legenda de classificação apresentada, buscou-se desenvolver um primeiro padrão de uso e classificação de cobertura do solo, tanto para o ano de 2009 quanto para o ano de 2010. O intuito básico associado a estas produções está diretamente relacionado com a necessidade de se desenvolver um produto que sirva como parâmetro de comparação entre aquilo interpretado e entendido da paisagem de maneira visual pelo classificador, e o(s) produto(s) desenvolvido(s) a partir dos

resultados levantados pelo modelo de classificação⁴. Os resultados da classificação visual podem ser visualizados nas Figura 5 e Figura 6.

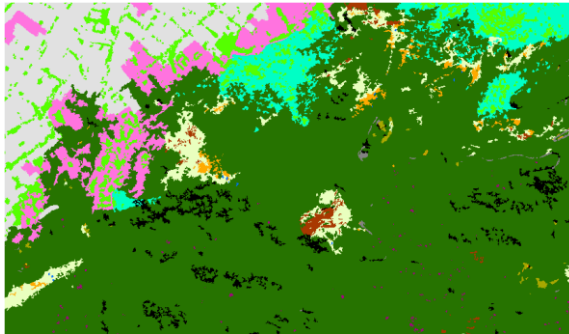


Figura 5: Resultados provenientes da classificação visual para o ano de 2009

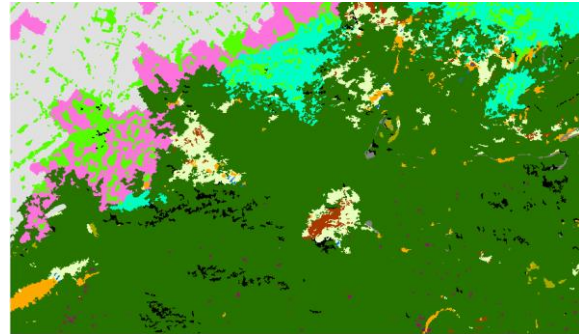


Figura 6: Resultados provenientes da classificação visual para o ano de 2010

Resultados e Discussões

Após os procedimentos experimentais e o confronto dos resultados referentes à classificação baseada no modelo semiautomático e a verdade de campo (definida a partir da classificação visual dos objetos gerados), torna-se o momento de analisar os resultados desenvolvidos a partir das Matrizes de Confusão geradas. Desta maneira, podem-se perceber os resultados de cada comparação na Tabela 2~~Erro!~~ **Fonte de referência não encontrada.** e Tabela 3⁵.

⁴ Para aproximar a metodologia da classificação visual da metodologia adotada para a classificação automática, optou-se por se gerar a classificação visual baseada a partir de técnicas de segmentação nas imagens adotadas. Esta ação foi realizada com o objetivo de se dirimir os possíveis subjetivismos e imprecisões gerados por uma classificação que se baseasse em uma vetorização manual dos objetos a serem identificados. Assim, foram desenvolvidos, a partir do software InterIMAGE 1.32 (COSTA et al., 2008), a segmentação para os dois anos em questão.

⁵ Para melhor facilitar a compreensão da visualização da tabela, conforme já apresentado anteriormente,

Modelo de classificação semiautomática utilizando conhecimento geográfico

Rafael da Silva Nunes

Tabela 2: Matriz de Confusão gerada para o ano de 2010 - Levantamento com 1000 amostras

Classes do Mapeamento	Vegetação do Tipo Arbórea	Vegetação do Tipo Gramínea	Arborização Urbana	Degradação – Embaúba	Afloramento Rochoso	Torres de Energia	Edificações Isoladas	Solo Exposto	Estradas	Sombra	Área Urbana Não Consolidada	Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Residencial	Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Predial	Total de Pontos	Erros de Inclusão	Exatidão Global	Coef. Índice Kappa
Vegetação do Tipo Arbórea	424	0	1	4	1	-	4	6	2	3	3	-	-	79	1,27	8,52	
Vegetação do Tipo Gramínea	8	49	-	-	1	-	-	1	-	1	-	-	-	0	8,33	1,67	
Arborização Urbana	3	-	53	-	-	-	-	-	-	-	1	4	-	1	3,11	6,89	
Indicadores de Degradação – Embaúba	2	-	-	20	-	-	-	-	-	-	-	-	-	2	9,09	0,91	
Afloramento Rochoso	-	-	-	-	14	-	-	-	-	-	-	-	-	4	0,00	00,00	
Torres de Energia	1	-	-	-	-	11	-	-	-	-	-	-	-	2	8,33	1,67	
Edificações Isoladas	-	-	-	-	-	-	10	1	-	-	-	-	-	1	9,09	0,91	
Solo Exposto	2	3	-	-	1	-	2	40	2	-	-	-	-	0	20,00	0,00	
Estradas	-	-	-	-	-	-	-	-	9	-	-	-	-	9	0,00	0,00	
Sombra	4	2	-	-	1	-	-	-	3	29	1	-	-	0	27,50	2,50	
Área Urbana Não Consolidada	1	1	3	-	2	1	-	-	-	1	68	2	-	9	13,92	6,08	
Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Residencial	-	-	4	-	-	-	-	-	-	-	-	46	13	3	26,98	3,02	
Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Predial	-	-	4	-	-	-	-	-	-	-	-	10	86	100	16,28	6,00	
Total de Pontos	445	75	65	24	20	12	16	49	16	44	73	62	96	1000			
Erros de Omissão	4,72	34,67	18,46	16,67	30,00	8,33	37,50	18,37	43,75	34,09	6,85	22,58	13,54			85,9	0,813

Modelo de classificação semiautomática utilizando conhecimento geográfico

Rafael da Silva Nunes

Tabela 3: Matriz de Confusão gerada para o ano de 2010 - Levantamento com 1000 amostras

Classes do Mapeamento	Vegetação do Tipo Arbórea	Vegetação do Tipo Gramínea	Arborização Urbana	Degradação – Embaúba	Afloramento Rochoso	Torres de Energia	Edificações Isoladas	Solo Exposto	Estradas	Sombra	Área Urbana Não Consolidada	Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Residencial	Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Predial	Total de Pontos	Erros de Inclusão	Exatidão Global	Coef. Índice Kappa
Vegetação do Tipo Arbórea	478	8	-	5	1	-	3	-	2	3	2	1	-	503	4,97	95,03	
Vegetação do Tipo Gramínea	10	47	-	-	1	-	-	-	-	1	-	-	-	59	20,34	79,66	
Arborização Urbana	-	-	58	-	-	-	-	-	-	-	1	1	-	60	3,33	96,67	
Indicadores de Degradação – Embaúba	-	-	-	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	7	0,00	100,00	
Afloramento Rochoso	-	4	-	-	23	-	-	1	-	-	-	-	-	28	17,86	82,14	
Torres de Energia	-	-	-	-	-	5	-	-	-	-	-	-	-	5	0,00	100,00	
Edificações Isoladas	-	-	-	-	-	-	10	-	-	-	-	-	-	10	0,00	100,00	
Solo Exposto	-	13	1	-	1	-	2	24	-	-	-	-	-	41	41,46	58,54	
Estradas	-	-	-	-	-	-	-	-	12	1	-	-	-	13	7,69	92,31	
Sombra	4	-	-	-	1	-	-	-	-	37	4	-	-	42	11,90	88,10	
Área Urbana Não Consolidada	4	1	8	-	-	-	-	4	-	1	61	1	-	80	23,75	76,25	
Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Residencial	3	-	8	-	-	-	-	-	-	-	-	42	10	65	32,31	64,62	
Área Urbana Consolidada - Uso de Estrutura Predial	-	-	7	-	-	-	-	-	-	-	-	5	75	87	13,79	86,21	
Total de Pontos	501	73	82	12	27	5	15	29	14	43	68	50	85	1000			
Erros de Omissão	4,19	35,62	29,27	41,67	14,81	0,00	33,33	17,24	14,29	13,95	10,29	16,00	11,76			87,9	83

Ao se analisar a Matriz de Confusão que apresenta o ano de 2010 (Tabela 2), o primeiro resultado a ser apontado é o Índice associado à Exatidão Global. A Exatidão Global da classificação pode ser calculada pela soma de todos os pontos coletados que, quando confrontados, possuíram a mesma classe tanto na verdade terrestre, quanto na classificação semiautomática, sendo representado pela soma da diagonal da Matriz. Desta maneira, pode-se estabelecer o percentual exato de quantas amostras foram compatíveis entre ambas as classificações.

Assim, do total dos 1.000 pontos avaliados, 859 deles apresentam convergência para a Classificação Visual e a Classificação baseada no Modelo gerado. Entretanto, este número se torna bastante inflado pelos resultados associados à classe “Vegetação do Tipo Arbórea”, que contribuiu diretamente para 424 resultados correlatos entre ambas as classificações. Entretanto é interessante notar o fato de que quando comparamos estes resultados com a Matriz de Confusão do ano de 2009, sobre a qual o modelo foi aplicado, obteve-se um resultado de exatidão global ainda maior, totalizando 879 dos pontos. Devido à predominância das áreas vegetadas em grande parte da área escolhida para a realização dos testes, uma vez mais a classe “Vegetação do Tipo Arbórea” se sobressaiu com um total de 478 resultados positivos do universo.

Partindo-se dos resultados levantados (tanto em relação à Exatidão Global, quanto a partir do Índice Kappa), pode-se concluir que o produto final da classificação semi-automática foi bastante proveitoso. Com a indicação de índices superiores à 80%, pode-se pensar que a utilização do modelo construído (para as classes que foram apresentadas e descritas) significa uma necessidade de retrabalho inferior à 1/5 do tempo despendido para a classificação manual, sendo necessária a edição dos polígonos em apenas 20% da área estudada. Se estabelecermos que cada classificação visual levou aproximadamente 120 horas para ser elaborada, com os resultados obtidos, obter-se-ia um retrabalho de aproximadamente 24 horas para que se fizessem ajustes necessários.

Mesmo se optarmos por remover da Matriz de Confusão os valores referentes à classificação associada à classe ‘Vegetação do Tipo Arbórea’, obter-se-ia um resultado de Exatidão Global de 83,49% para a Classificação de 2010 e 80,6% para a Classificação de 2009.

Apesar dos resultados apontados, pode-se tecer alguns comentários associados à metodologia de coleta de amostras. O principal deles refere-se ao baixo número de alvos associados a algumas das classes existentes. Esta baixa representatividade da classe no que diz respeito às amostras, muitas das vezes, está diretamente atrelada à baixa representatividade espacial dos mesmos na área estudada. Neste sentido, as classes ‘Estrada’, ‘Indicadores de Degradação – Embaúba’ e ‘Torres de Transmissão’, que possuíam baixa representatividade, podem estar superestimadas ou subestimadas, apesar de um ótimo índice de acurácia entre os resultados gerados e a verdade de campo.

Com o intuito de contribuir para uma análise dos resultados mais completa, geraram-se mais duas planilhas apresentando a área levantada em relação à cada classificação elaborada (visual e automática). Apesar dos dados contidos nas Tabela 4 e

Tabela 5 não propiciarem uma comparação espacial (em relação ao confrontamento das classificações), eles nos permitem avaliar o comportamento das classes em momentos diferenciados.

Tabela 4: Área classificada no ano de 2009 - Classificação Visual e Classificação Automática

2009 - Área (m²)				
Classes do Mapeamento	Classificação Visual	Classificação Automática	Relação ao Total Classificação Visual	Relação ao Total Classificação Automática
Vegetação do Tipo Arbórea	2.540.419	2.467.314	67,27	65,33
Vegetação do Tipo Gramínea	129.704	134812	3,43	3,57
Arborização Urbana	184.569	119.075	4,89	3,15
Indicadores de Degradação – Embaúba	6.528	2942	0,17	0,08
Afloramento Rochoso	22.745	23.102	0,60	0,61
Torres de Energia	928	1.370	0,02	0,04
Edificações Isoladas	7.280	8.512	0,19	0,23
Solo Exposto	24.795	50.644	0,66	1,34
Estradas	7.023	5.743	1,19	0,15
Sombra	80.946	81.083	2,14	2,15
Área Urbana Não Consolidada	197.941	237.326	5,24	6,28
Área Urbana Consolidada – Uso de Estrutura Residencial	210.410	256.165	5,57	6,78
Área Urbana Consolidada – Uso de Estrutura Predial	363.422	388.601	9,62	10,29
Total de Pontos	3.776.689	3.776.689		

Fonte: elaboração própria

Tabela 5: Área classificada no ano de 2019 - Classificação Visual e Classificação Automática

2010 - Área (m²)				
Classes do Mapeamento	Classificação Visual	Classificação Automática	Relação ao Total Classificação Visual	Relação ao Total Classificação Automática
Vegetação do Tipo Arbórea	2.488.845	2.491.466	65,90	65,97
Vegetação do Tipo Gramínea	136.590	132.642	3,62	3,51
Arborização Urbana	181.335	148.547	4,80	3,93
Indicadores de Degradação – Embaúba	7.110	5.440	0,19	0,14
Afloramento Rochoso	24.032	16.162	0,64	0,43
Torres de Energia	1.593	1.490	0,04	0,04
Edificações Isoladas	8.165	4.261	0,22	0,11
Solo Exposto	47.136	50.324	1,25	1,33
Estradas	9.112	39.84	0,24	0,11
Sombra	52.050	68.530	1,38	1,81
Área Urbana Não Consolidada	212.615	215.312	5,63	5,70
Área Urbana Consolidada – Uso de Estrutura Residencial	221.640	248.330	5,87	6,58
Área Urbana Consolidada – Uso de Estrutura Predial	386.470	390.201	10,23	10,33
Total de Pontos	3.776.689	3.776.689		

Fonte: elaboração própria

Além dos resultados quantitativos apresentados, torna-se fundamental aliá-los à alguns resultados qualitativos percebidos ao longo de todo o processo de classificação automática.

Em relação à classe definida como ‘Vegetação do Tipo Arbórea’, identificou-se certa diferenciação das respostas produzidas pelos atributos baseados na divisão da banda infravermelha pela banda vermelha do NDVI⁶. Ao confrontarmos os resultados dos dois atributos na área de interesse percebe-se que o atributo “NDVI”, gerou uma confusão espectral entre as classes “Vegetação” e “Não Vegetação”, enquanto a divisão entre as bandas supracitadas favoreceu a obtenção de um resultado bastante diferenciado, como exposto na Figura 7. Percebeu-se, portanto, uma melhor resposta da utilização do atributo “B4/B1” em relação ao “NDVI”, sendo o primeiro definido para o modelo em questão em contraposição ao segundo.

⁶ De acordo com Jensen (2007), a divisão da banda vermelha pela infravermelha corrobora para o realce da vegetação por conta de seu próprio comportamento espectral: alta absorção na banda do vermelho e do infravermelho próximo.

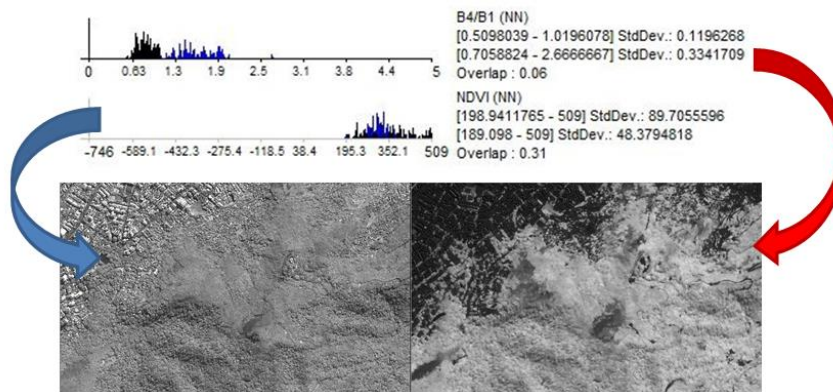


Figura 7: Visualização do comportamento em tons de cinza dos atributos oriundos do “NDVI” para objetos segmentados, assim como dos atributos oriundos da “Divisão da média da banda 4 pela média da banda 3”
Fonte: elaboração própria

Ainda em relação às classes vinculadas aos padrões vegetacionais, torna-se importante o entendimento dos parâmetros definidos para o levantamento da classe de “Vegetação do Tipo Gramínea” em contraposição à classe “Vegetação do Tipo Arbórea”. Apesar da tentativa de se utilizar atributos relacionados à textura dos objetos, os resultados não foram satisfatórios. Desta forma, optou-se pela tentativa de geração de atributos vinculados novamente à ‘Divisão da Banda Infravermelha pela Banda Vermelha’, assim como informações referentes ao Brilho dos objetos⁷. Apesar de tudo, a partir da aplicação dos limiares dos atributos supracitados, percebeu-se certo exagero no resultado da classe “Vegetação do tipo gramínea”. Este exagero foi interpretado como sendo proveniente direto do comportamento espectral dos objetos associados à morfologia do relevo e as características da imagem (sazonalidade). Com o intuito de corrigir estes erros foi utilizado o modelo HSI que se apresenta como uma nova forma de rearranjo da estrutura apresentada através do RGB e que se estabelece como uma forma mais intuitiva e perceptiva da ordenação dos valores baseados em cores⁸.

Torna-se interessante notar os resultados oriundos da comparação entre as classificações baseados na Matriz de confusão desta classe. Tomando-se por base os resultados de 2010, percebe-se uma taxa de inclusão de aproximadamente 19% dos

⁷ A utilização do parâmetro ‘brilho’ ocorreu uma vez que a vegetação do tipo gramínea possui características de brilho mais elevadas do que a vegetação arbórea devido à sua própria coloração.

⁸ Lalibarte et al. (2005) inclusive apresenta uma série de trabalhos que vêm sendo desenvolvidos para a análise vegetacional a partir da utilização de imagens digitais com transformações HSI quando comparadas com as bandas RGB originais.

resultados (ou seja, objetos que não eram vegetação do tipo gramínea, mas foram incluídos como tal) e um total aproximado de 35% de erros de omissão (o que representa que 35% dos resultados levantados e que deveriam ter sido rotulados como gramínea foram confundidos com outras classes). Quando se verificam os erros associados às classificações do ano de 2009 pode-se perceber um resultado ainda maior em relação aos erros de omissão. Evidentemente que estas confusões, apesar de estarem associadas em grande parte à classe ‘Vegetação do Tipo Arbórea’, e necessitarem de alterações dos parâmetros em relação à textura dos objetos, pode também ser explicada (principalmente para o ano de 2009) devido à variação sazonal. Assim, os parâmetros e limiares adotados para a identificação da ‘Vegetação do Tipo Gramínea’ podem não ter sido suficiente para abranger a sua própria diferenciação no tempo. Outro indício deste tipo de afirmação pode ser confusão entre as classes ‘Solo Exposto’ e ‘Vegetação do Tipo Gramínea’ no ano de 2009.

Além destas questões apontadas vale a pena destacar a necessidade de se discutir algumas regras do modelo e da classificação visual que contribuíram para o levantamento discrepante em relação a duas classes particulares: ‘Vegetação Urbana’ e ‘Vegetação do Tipo Arbóreo’. Tanto em relação à classificação visual quanto em relação à classificação automática, pode-se perceber que a contextualização geográfica que define a classificação⁹ contribui para a própria deturpação da realidade a partir do momento em que a contiguidade espacial (ou a não contiguidade espacial) pode estar associada à sazonalidade (maior incidência de sombras detectadas). Soma-se a isto às próprias características das imagens (angulações diferenciadas, horário da aquisição da imagem) que podem dificultar tal a própria resultante expressa nas imagens e, conseqüentemente, os resultados da classificação.

Quando se verificam as classes associadas às ‘Áreas Urbanas’, pode-se perceber que os resultados obtidos variam desde 64,62% (‘Uso de Estrutura Residencial’ no ano de 2009) até 86,21% (‘Uso de Estrutura Predial’, também no ano de 2009) de exatidão global. Apesar das diferenciações em relação aos resultados obtidos é importante notar a eficiência da separação entre as áreas classificadas como “Área Urbana Não

⁹ Definiu-se ‘Vegetação Urbana’ como aquela completamente circundada por áreas urbanas e ‘Vegetação do Tipo Arbóreo’ como aquela que não apresenta-se encerrada nestas mesmas áreas

Consolidada” e “Área Urbana Consolidada”. Isto pode ser identificado quando da análise dos resultados referentes aos erros de omissão e inclusão destas classes.

Aqui três discussões passam a ser importantes sendo a primeira diretamente relacionada com relação à separação entre os polígonos associados às áreas urbanas. A existência de padrões morfo-estruturais na paisagem pode contribuir para a identificação de diferentes formas de ocupação do espaço geográfico provenientes da utilização de uma série de características físicas ou até mesmo a partir da diferenciação da distribuição de serviços públicos prestados localmente. Desta forma, para a diferenciação inicial da ‘Área Urbana Consolidada’ em relação à ‘Área Urbana Não Consolidada’ optou-se pela utilização das informações espaciais em relação aos setores subnormais¹⁰. Entretanto, torna-se importante destacar que algumas “armadilhas” podem ser encontradas na utilização dos dados geográficos referentes a estes setores. Isto porque, de acordo com o próprio IBGE, a escala de produção do arquivo digital é variável, podendo nas áreas urbanas variar entre 1:2000 até 1:10.000, enquanto que nas áreas rurais esta escala de produção pode variar de 1:25.000 até 1:250.000 (IBGE, 2011). Neste sentido, a delimitação destes setores pode contribuir na indução de erros devido à flexibilidade relacionada à escala deste tipo de dado em diferenciados lugares.

A segunda discussão referente às classes das áreas urbanas é referente à confusão associada à classe ‘Área Urbana Não Consolidada’. Conforme pode ser analisado nas matrizes resultantes da comparação, a confusão desta classe está quase que em sua completude associada às classes: ‘Uso de Estrutura Residencial’, ‘Uso de Estrutura Predial’, ‘Vegetação Urbana’, ‘Afloramento Rochoso’, ‘Torres de Transmissão’ e ‘Sombra’. Na área de estudo, percebe-se claramente a influência das áreas urbanas na deflagração da transformação das bordaduras de ocupação. Nas áreas urbanas não consolidadas, entretanto, esta identificação é mais perceptível (o que não quer dizer que o mesmo a alteração não ocorra quando nos referimos às áreas

¹⁰ De acordo com IBGE (2020, n.p), o setor especial de aglomerado subnormal é um “conjunto constituído por no mínimo 51 unidades habitacionais (barracos, casas etc.), ocupando – ou tendo ocupado – até período recente, terreno de propriedade alheia (pública ou particular); dispostas, em geral, de forma desordenada e densa; e carentes, em sua maioria, de serviços públicos e essenciais”.

urbanas consolidadas) devido aos inúmeros fins dados a estas áreas influenciadas (destruição do pacote florestal para abertura de novas clareiras, agricultura, queima de lixo, etc.). Entretanto, a partir da classificação visual (que serviu como base para o levantamento da verdade terrestre) pôde-se observar que esta influência não é espacialmente heterogênea. No entanto, buscou-se identificar uma média em relação à dinâmica desta influência. Assim, a tentativa de adequação desta subjetividade foi corroborada no modelo com a implementação de uma etapa que apresentava a necessidade de se estabelecer polígonos não contíguos nas proximidades de 30 metros das áreas influenciadas diretamente pelas favelas localizadas na região¹¹.

Outro ponto a ser debatido sobre os resultados dos modelos associados às classes “Área Urbana Consolidada – Uso do Tipo Predial” e “Área Urbana Consolidada – Uso do Tipo Residencial” refere-se às confusões associadas a estas classes. Apesar da não utilização de planos de informação que apoiassem a classificação visual para a determinação das diferenciações entre estas classes (e dos consequentes erros corroborados pela não utilização dos mesmos), pôde-se verificar a importância associada à distinção entre elas a partir de informações referentes a aspectos morfo-estruturais contidas na paisagem. Este tipo de atributo permite-nos levantar informações referentes à forma dos objetos geográficos possibilitando a sua escrutinização a partir da maior homogeneidade ou heterogeneidade na relação borda/área do objeto.

É importante destacar que, a identificação conjunta das classes de ‘Telhados de Cerâmica’ e ‘Solo Exposto’ logo no princípio de construção do modelo torna fundamental o entendimento dos procedimentos que consistiram na tentativa de separação posterior das mesmas. Isto se deve fundamentalmente à confusão referente ao espectro eletromagnético promovido por ambos os objetos devido à similaridade

¹¹ Deriva-se desta discussão a importância assumida pela subjetividade na classificação de determinados usos, o que vem a contribuir para a geração de confusões associadas a estas classes que não se comportam de maneira uniforme no espaço geográfico. Além disso, torna-se importante salientar que outros elementos da paisagem poderiam contribuir para a delimitação destas áreas de maneira mais objetiva. Citam-se como exemplo as informações referentes à declividade (já que este tipo de elemento limitaria o uso à áreas urbanas não consolidadas) ou ainda a existência de determinadas estruturas como as Eco-Barreiras (que atuariam na contenção da influência ocasionada por favelas).

encontrada no seu próprio material de origem (Ribeiro et al., 2011). De acordo com Beltrame (2008, p. 83) “a confusão apresentada entre essas duas classes é decorrente da presença da argila na composição de ambas. Desta forma, a utilização apenas de dados espectrais para separá-las adequadamente não tem se mostrado eficaz”. A verificação da utilização do atributo compacidade contribui diretamente para o estabelecimento de áreas “não naturais” (constructos) a partir da derivação dos polígonos mais regulares em contraposição a polígonos mais irregulares. Assim, atrelados a atributos de área e contexto, pôde-se definir com maior precisão os polígonos identificados como edificações isoladas na área de interesse.

Além das classes discutidas anteriormente, torna-se importante também a discussão referentes a outras classes para a avaliação e entendimento do próprio modelo construído. Neste sentido, outra classificação sobre a qual se obteve um resultado bastante interessante foi em relação à classe ‘Torres de Transmissão’. É importante destacar que a detecção destas feições incorreu, inicialmente, no estabelecimento de uma confusão entre as mesmas e edificações isoladas (muitas delas com a cobertura do tipo alumínio, amianto ou cimento). Para sanar esta confusão, em um primeiro momento cogitou-se a utilização do atributo associado à orientação dos objetos. Entretanto, as características das imagens de satélite obtidas multi-temporalmente, muitas das vezes são distintas, não contribuindo para a utilização deste tipo de atributo. Na Figura 8, pode-se perceber a diferenciação entre a forma como são representadas as Torres de Energia no ano de 2009 e em 2010.



Figura 8: Representação de algumas das Torres de Energia da área teste em dois momentos: 2009 e 2010 respectivamente.

Para solucionar a detecção destes objetos, fez-se utilizar, além das informações atreladas ao brilho dos objetos, do plano de informação referente aos cabos de transmissão entre as torres, o que por sua vez contribuiu de maneira decisiva para a

própria identificação destes objetos. A partir desta técnica, obtiveram-se resultados de Exatidão Global de 91,67% com um erro de inclusão e de omissão de 8,33%.

Entretanto, destaca-se a importância assumida pelo parâmetro brilho na elaboração do modelo quando da tentativa de identificação de determinadas espécies vegetais como indicadores de alteração paisagística. As embaúbas prateadas (*Cecropia hololeuca*) passam a ser uma representante destas espécies indicadoras¹². Como as características espectrais desta espécie as diferenciam das demais na Mata Atlântica de Encosta, optou-se pela utilização do parâmetro brilho para diferenciá-las do restante do pacote arbóreo. Neste sentido, aproveitou-se uma vez mais as características de brilho dos objetos obtendo-se uma precisão no resultado relativamente elevada.

Apesar de representar um erro de inclusão nulo para o ano de 2009, os erros de omissão foram bastante elevados, obtendo-se um erro aproximado de 40%. Isto indica que apesar de uma série de objetos terem sido classificados corretamente no modelo com a classe “Indicadores de Degradação – Embaúba”, 40% das amostras (5 de um total de 12) foram classificadas como “Vegetação do Tipo Arbórea”. Já para o ano de 2010, apesar de não ter se obtido uma exatidão perfeita (aproximadamente 9% de erros de inclusão e aproximadamente 17% de erros de omissão), os resultados foram melhores. Mais uma vez os erros associados à classificação estão relacionados à classe “Vegetação Arbórea” o que nos remete a pensar que ou os parâmetros de calibração do parâmetro brilho não foram bem identificados ou ainda que as alterações espectrais entre as imagens contribuíram para um comportamento diferenciado desta classe neste ano em comparação com o outro.

Considerações Finais

A partir das observações do levantamento de como se comportou o modelo de classificação utilizado, pode-se perceber a riqueza passível de ser encontrada na busca

¹² Por ser heliófila, (IPEF, 2012) quando surge em locais de mata fechada, indica que alguma alteração, seja ela antrópica (desmatamento) ou natural (movimentos de massa) ocorreu naquela porção espacial. Evidentemente que outras espécies heliófilas se comportam da mesma maneira, porém, devido as suas próprias características (a coloração prateada), a embaúba prateada se destaca na paisagem.

pela modelagem de classificação de uso e cobertura do solo. Além da redução de tempo de trabalho despendido em relação à classificação visual, os resultados também contribuem para uma possível diminuição de erros causados pela subjetividade vinculada à própria classificação visual. Além disso, verificou-se que, a utilização de vários tipos de informação, quando trabalhadas de maneira conjunta (planos de informação, atributos associados à forma cor e brilho dos objetos, entre outros) contribui de maneira sinérgica para o levantamento de resultados que propiciem uma classificação apoiada nas especificidades das classes trabalhadas.

Para além dos resultados expostos deve-se salientar que uma das principais contribuições do presente trabalho está diretamente relacionada à busca e a tentativa de se derivar um modelo que vislumbre a utilização de conhecimentos e informações do espaço geográfico para a construção de sua própria representação. A interação entre múltiplas percepções associadas à área estudada contribuiu para que se estabelecesse um modelo que visasse pensar a paisagem de maneira a respeitar algumas das relações existentes entre os objetos geográficos. A tentativa em se derivar informações que muitas das vezes não estão expressas em formas visíveis (como por exemplo, os dados expressos nos Setores Censitários), ou que são desconsideradas por muitos por não surgir de forma marcante na paisagem (como por exemplo as Linhas de Transmissão de Energia) é fulcral para pensar o próprio espaço geográfico.

Partindo-se disto é importante salientar a necessidade de pensarmos o desdobramento de uma série de questões que podem confluir para a continuidade e desenvolvimento da discussão apresentada. Entre estes desdobramentos identifica-se, por exemplo, a necessidade de geração de modelos de classificação que visem melhorar ainda mais acurácia e os descritores de cada classe identificada. Ou seja, pensar outros atributos que contribuam para a descrição de cada uma das classes utilizadas (ou até mesmo a necessidade de inclusão de novas classes) é primordial para o contínuo aprimoramento tanto da realidade em si, quanto dos modelos e resultados gerados.

Um segundo desdobramento está associado à necessidade de novas tentativas de aplicação do(s) modelo(s) gerado (s) para uma análise multi-temporal em uma

periodização que busque janelas maiores de análise, e não apenas que esteja estabelecido na comparação de um T_0 e um T_1 (como proposto no presente trabalho).

Além de todas estas questões torna-se fundamental avaliar como os modelos se comportam em relação a outras tipologias de sensores. A transmissão do conhecimento para outros tipos de imagem, assim como a busca pela adequação dos parâmetros e limiares utilizados pode contribuir diretamente para uma maior dinamicidade produtos de classificação de cobertura e uso do solo.

Referências

ANTUNES, Alzir Felipe Buffara. **Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial**. 147f. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2003

BELTRAME, Alessandra Mariane Knopik. **Mapeamento da cobertura do solo ao longo da linha de domínio de trem metropolitana: Linha F em São Paulo**. 104f. Dissertação (Mestrado em Engenharia dos Transportes) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2008.

BLASCHKE, Thomas. Object based image analysis for remote sensing. *International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. n. 65, p. 2-16. 2010. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/216266264_Object_based_image_analysis_for_remote_sensing_ISPRS_J_Photoqramm_Remote_Sens>. Acesso em: 06 setembro 2020.

BLASCHKE, Thomas.; LANG, Stefan.; LORUP, Eric.; STROBL, Josef.; ZEI, Peter. Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. **Environmental Information for Planning, Politics and the Public**. Marburg: Metropolis-Verlag, 2000, v. 2, p.555-570.

CASTELLS, Manuel. **A Era da Informação: Economia, Sociedade e Cultura. A sociedade em Rede**. 6 ed., São Paulo: Ed. Paz e Terra, v.1, 1999. 698p.

CONGALTON, Russel. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing Environment**, v.37, n.1, p.35-46, 1991. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442579190048B>>. Acesso em: 18 agosto 2020.

COSTA, Gilson Alexandre Ostwald Pedro da Costa; PINHO, Carolina Moutinho Duque de; FEITOSA, Raul Queiroz. ; ALMEIDA, Cláudia Maria de; KUX, Hermann Johann Heinrich Kux; FONSECA, Leila Maria Garcia; OLIVEIRA, Dario Augusto *GeoPUC, Rio de Janeiro*, v. 13, n. 25 - Dossiê, p. 321-346, set. 2020

Borges INTERIMAGE: uma plataforma cognitiva open source para a interpretação automática de imagens digitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 60, p. 331-337, 2008. Disponível em:

<<http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44859>>

Acesso em: 17 agosto 2020.

FORMAN, R. T. T.; **Land Mosaics: The Ecology of Landscapes and Regions**. Cambridge, Reino Unido: Cambridge University Press. 1995. 632p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Glossário. Censo 2010**. 2020. Disponível em:< <<https://censo2010.ibge.gov.br/materiais/guia-do-censo/glossario.html>>. Acesso em: 04 setembro 2020.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **IBGE divulga Malha Municipal e Informações dos Setores Censitários do Censo 2010**. 2011. Disponível em: <<https://censo2010.ibge.gov.br/noticias-censo.html?view=noticia&id=3&idnoticia=1916&busca=&t=ibge-divulga-malha-municipal-informacoes-setores-censitarios-censo-2010>>. Acesso em: 04 setembro 2020.

INSTITUTO DE PESQUISAS E ESTUDOS FLORESTAIS (IPEF). **Identificações de Espécies Florestais**. Disponível em:<<http://www.ipef.br/identificacao/nativas/detalhes.asp?codigo=4>>. Acesso em: data. 6. Nov. 2012.

JENSEN, John R. **Remote sensing of environment: an earth resources perspective**. 2 ed. Nova Jersey: Pearson Prentice Hall, 2007. 592p.

MANGABEIRA, João Alfredo de Carvalho; AZEVEDO, Emílio Carlos de; LAMPARELLI, Rubens Augusto Camargo. **Avaliação do levantamento do uso das terras por imagens de satélite de alta e média resolução espacial**. Campinas: Embrapa, 2003. 15p. Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/105822/1/1247.pdf>>. Acesso: 30 agosto 2020.

MARTINELLI, Marcello; **Mapas da geografia e a cartografia temática**. São Paulo: Contexto, 2003 apud BERNARSKI, Sandra; WATZLAWICK, Luciano. Farinha. A arte Cartográfica e sua utilização nas análises ambientais. **Revista eletrônica Latus Sensu**. Paraná, n. 1, 2007, p. 1-17.

MOREIRA, Maurício Alves. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e metodologias de aplicação**. São José dos Campos: INPE, 2001. 250 p.

PAHL, Martin. **Arquitetura de um sistema baseado em conhecimento para a interpretação de dados de sensoriamento remoto de múltiplos sensores**. Tradução Herman Johann. Heinrich Kux e Raul Queiroz Feitosa. São José dos Campos: INPE, 2008, 95p.

GeoPUC, Rio de Janeiro, v. 13, n. 25 - Dossiê, p. 321-346, set. 2020

REINSEL, David; CHUTE, Cristopher; SCHLICHTING, Wolfgang; MCARTHUR, John; MINTON, Stephen; XHENETI, Irida; TONCHEVA, Anna; MANFREDIZ, Alex; **The expanding digital universe: a forecast of worldwide information growth through 2010**. International Data Group. Framingham, 2007, 24p. Disponível em: <<https://manufacturing-geek.com/collateral/analyst-reports/expanding-digital-idc-white-paper.pdf>>. Acesso em: 19 agosto. 2020.

RIBEIRO, Bárbara Maria Giacom; FONSECA, Leila Maria Garcia; KUX, Hermann Johann Heinrich; Mapeamento da Cobertura do Solo Urbano utilizando imagens WorldView-II e o Sistema InterIMAGE. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 63, p.51-63, 2011. Disponível em: <<http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/43767>> Acesso em: 17 agosto 2020.

Recebido em 29 ago. 2020;
aceito em 20 set. 2020.