



DANIEL FERNANDO COSTA DO PRADO

**MEDIDAS DE ACURÁCIA BASEADA EM
OBJETO: ANÁLISE METODOLÓGICA EM
RELAÇÃO À VALIDAÇÃO BASEADA EM PIXEL**

**LAVRAS – MG
2016**

DANIEL FERNANDO COSTA DO PRADO

**MEDIDAS DE ACURÁCIA BASEADA EM OBJETO: ANÁLISE
METODOLÓGICA EM RELAÇÃO À VALIDAÇÃO BASEADA EM PIXEL**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte as exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para a obtenção do título de Mestre.

Orientador

Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho

**LAVRAS – MG
2016**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha
Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA, com dados
informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Do Prado, Daniel Fernando Costa.

Medidas de acurácia baseada em objeto: análise metodológica em
relação à validação baseada em pixel / Daniel Fernando Costa do Prado. -
2016.

112 p.

Orientador(a): Luis Marcelo Tavares de Carvalho.

.
Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Lavras,
2016.

Bibliografia.

1. Validação. 2. GEOBIA. 3. Acurácia temática e geométrica. I.
Carvalho, Luis Marcelo Tavares de. II. Título.

DANIEL FERNANDO COSTA DO PRADO

**MEDIDAS DE ACURÁCIA BASEADA EM OBJETO: ANÁLISE
METODOLÓGICA EM RELAÇÃO À VALIDAÇÃO BASEADA EM PIXEL**

**OBJECT-BASED ACCURACY ASSESSMENT: METHODOLOGICAL
ANALYSIS IN RELATION TO PIXEL-BASED VALIDATION**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte as exigências do Programa de Pós-graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 15 de setembro de 2016.

Dr. Margarete Marin Lordelo Volpato EPAMIG/URESM

Dr. Luciano Teixeira de Oliveira UFLA

Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho
Orientador

**LAVRAS – MG
2016**

A menos que modifiquemos a nossa maneira de pensar, não seremos capazes de resolver os problemas causados pela forma como nos acostumamos de ver o mundo. (Albert Einstein)

A Deus.

*À minha família, à minha namorada
e a todos os amigos de coração.*

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pelo dom da vida e por estar à frente de todos os meus caminhos, me auxiliando em todos os desafios e conquistas.

À Maria Santíssima, por sua intercessão constante.

À minha família, por ser esse sustento em todos os momentos. Ao meu pai, Carlos, por ser minha fonte de inspiração, meu incentivador e meu melhor amigo. À minha mãe, Rosa, por sua fortaleza, amor de mãe e abrigo de todas as horas e ao meu irmão, Leonardo, pela amizade e por ser essa pessoa tão importante para mim. Agradeço à minha avó Dorvalina, por todas as suas orações e cuidado e ao meu avô Geraldo (*in memoriam*), que nos deixou neste meio tempo, mas sempre foi exemplo e motivo de alegria para todos nós.

Agradeço à Bruna, minha namorada, por toda força, amor, compreensão e cumplicidade em todos os momentos, assim como a seus pais, Sérgio e Antonieta.

Agradeço ao meu orientador, professor Luis Marcelo (Passarinho), por todos os ensinamentos, pelas oportunidades e pela confiança na execução deste trabalho. Ao professor Ivan Lizarazo, pela atenção e fornecimento da metodologia utilizada neste trabalho. À Capes, pelo apoio financeiro por meio da bolsa de estudos.

Agradeço a todos os amigos e colegas do laboratório 46, onde tivemos muito trabalho e compartilhamos de muitos momentos bons. À Nathália, por toda a ajuda e companheirismo nesta etapa de pós-graduação; à Paulinha, pela dedicação e prestatividade; a Tássia, Poly, Carol, Lisi e Thiza e a todos que contribuíram de alguma forma para a concretização desta etapa. Agradeço também a toda a EquipeGEO, que fez parte também desta caminhada e com a qual tive grande crescimento.

Aos amigos da Epamig, onde tudo começou. A Margarete, Helena e Tatiana, por terem me dado a primeira oportunidade e proporcionar enorme aprendizado pessoal e profissional.

Aos amigos do Ministério Universidades Renovadas e, especialmente, do GOU Renascer, que me ajudaram a nunca desanimar e sempre foram motivo para fortalecer a minha fé. Todos vocês são muito especiais.

Ao Panamá como um todo (Panamá F.C. e Panamenhas F.C.), por dividirmos momentos de alegria, futebol e muita resenha! E viva o “Way of Life”!

A Lucas (Tom Hanks), Branquinho, João Claudio, Dênis (Companheiros de casa) e Miguel, Michel, Bruno, Matheuzão, André e João Guilherme (grandes amigos).

Obrigado por tudo!

RESUMO

A geração de mapas temáticos utilizando imagens de alta resolução espacial, aplicada a novas metodologias de análise baseadas em objeto geográfico (GEOBIA), promove um ganho significativo de qualidade das informações da cobertura do solo. Além disso, os mapas gerados a partir desta abordagem trazem grandes vantagens em relação à análise baseada em pixel, principalmente em relação à precisão do mapa final. Os índices de acurácia utilizados para a avaliação desses produtos cartográficos são obtidos ainda a partir da validação tradicional, baseada em pixel. Com a ausência de uma validação que represente o objeto geográfico, novas metodologias de acurácia baseada em objeto têm sido desenvolvidas, como a matriz de similaridade STEP. Diante disso, o objetivo, neste trabalho, foi comparar uma metodologia de validação baseada em objeto com a metodologia tradicional, baseada em pixel, para avaliação do mapeamento temático de cobertura do solo. A área de estudo engloba parte dos municípios de Lavras, Perdões, Ijaci, Bom Sucesso, Itumirim, Itutinga e Ibituruna, no estado de Minas Gerais. O mapa de cobertura do solo foi gerado a partir da Imagem RapidEye, adquirida em 30/06/2011, com 5 metros de resolução espacial. A precisão global da classificação em relação à matriz de confusão tradicional foi de 91,7% e 0,83 para o índice Kappa. Os objetos de referência utilizados na validação baseada em objeto foram vetorizados a partir dos alvos que foram contemplados por pontos, com base na mesma imagem RapidEye. A metodologia empregada integra quatro medidas de similaridade (forma, tema, borda e posição) que resultam em três matrizes de erro (individual e agregada por classe temática e agregada por área ponderada). Foi obtida uma acurácia global para a similaridade temática de 82,25% e para as medidas de similaridade de posição (89,93%), borda (98,47%) e forma (90,86%). Os resultados das acurácias do produtor e do usuário da validação tradicional, baseada em pixel, apresentaram sub e superestimativas entre as classes mapeadas em relação à similaridade acurácia baseada em objeto, principalmente entre as classes de vegetação e área antrópica. A metodologia aplicada é eficiente quanto à avaliação dos objetos e apresenta grandes ganhos em relação à validação tradicional, tanto em relação à análise temática quanto geométrica.

Palavras-chave: Validação. GEOBIA. Acurácia temática e geométrica.

ABSTRACT

The generation of thematic maps using images of high spatial resolution, applied to the new methodologies of analysis based on geographic object (GEOBIA), promotes a significant gain in the quality of land cover information. In addition, the maps generated from this approach bring great advantages over pixel-based analysis, especially in relation to the accuracy of the final map. The accuracy indexes used for the evaluation of these cartographic products are still obtained from the traditional validation, based on pixel. With the absence of a validation that represents the geographic object, new methodologies of object-based accuracy have been developed, such as the STEP similarity matrix. Therefore, the objective of this study was to compare an object-based validation methodology, in relation to the traditional pixel-based methodology, to evaluate the thematic land cover mapping. The study area includes part of the Lavras, Perdões, Ijaci, Bom Sucesso, Itumirim, Itutinga and Ibituruna counties, in the Minas Gerais State. The land cover map was generated from the RapidEye Image, acquired on 06/30/2011, with 5 meters of spatial resolution. The classification overall accuracy in relation to the traditional confusion matrix was 91.7% and 0.83 for the Kappa index. The reference objects used in object-based validation were vectored based on the targets that were contemplated by points, based on the same RapidEye image. The methodology used integrates four similarity measures (shape, theme, border and position) that result in three error matrices (individual and aggregated by thematic class and aggregated by weighted area). A global accuracy was obtained for the thematic similarity (82.25%) and for the similarity measures of position (89.93%), edge (98.47%) and shape (90.86%). The accuracy results of the producer and the traditional validation user, based on pixel, presented sub and overestimations among the classes mapped in relation to the similarity object-based accuracy, mainly between vegetation classes and anthropic area. The applied methodology is efficient in the evaluation of the objects and present great gains regarding the traditional validation, as much in relation to the thematic as geometric analysis.

Keywords: Validation. GEOBIA. Thematic and geometric accuracy.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Exemplo de matriz de confusão	34
Tabela 2 -	Categorização das classes de acordo com os erros planimétricos e altimétricos de acordo com a PEC.	38
Tabela 3 -	Exemplo de uma matriz de similaridade individual representando o valor de cada relação entre objetos correspondentes ou não-correspondentes.....	63
Tabela 4 -	Exemplo matriz de similaridade agregada utilizada em toda as similaridades calculadas.....	64
Tabela 5 -	Matriz de confusão baseada em pixel à partir dos dados de classificação e dados de referencia pelos pontos amostrais.	69
Tabela 6 -	Matriz de similaridade de Forma agregada por classe.	71
Tabela 7 -	Matriz de similaridade de Tema agregada por classe.	75
Tabela 8 -	Matriz de similaridade de borda agregada por classe.	78
Tabela 9 -	Matriz de similaridade de posição agregada por classe temática..	81
Tabela 10 -	Tabela do peso normalizado para cada classe temática.	83
Tabela 11 -	Matriz de erro ponderada por área (m ²) da similaridade de Tema.	85
Tabela 12 -	Acurácias do produtor e do usuário para a similaridade temática de acordo com a matriz agregada baseada na área real das classes.	86
Tabela 13 -	Matriz de erro ponderada por área (m ²) da similaridade de Borda.....	92
Tabela 14 -	Matriz de erro ponderada por área (m ²) da similaridade de Forma.	93
Tabela 15 -	Matriz de erro ponderada por área (m ²) da similaridade de Posição.	93

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Localização da área de estudo na região sul do Estado de Minas Gerais.....	49
Figura 2 -	Classificação utilizada para validação baseada em pixel e baseada em objeto.	51
Figura 3 -	Distribuição dos pontos amostrais em toda a extensão da área de estudo.....	55
Figura 4 -	Objetos de referência vetorizados manualmente à partir dos alvos contemplados por pontos amostrais.....	56
Figura 5 -	Fluxograma dos procedimentos.....	57
Figura 6 -	Pontos amostrados em área de borda entre objetos onde foram verificados erros de classificação.	70
Figura 7 -	Exemplo de objeto da classe vegetação apresentando conexões e desconexões incorretas, afetando o valor de Forma.	72
Figura 8 -	Exemplo de objeto da classe área antrópica.	74
Tabela 7 -	Matriz de similaridade de Tema agregada por classe.	75
Figura 9 -	Exemplo de erros de classificação entre as classes corpos d'água, vegetação e área antrópica.	75
Figura 10 -	Exemplo de objeto de vegetação quanto à precisão temática.....	76
Figura 11 -	Exemplos de erro de classificação em relação à classe de vegetação em áreas de campo sujo e eucalipto.....	77
Figura 12 -	Exemplo objeto da classe corpos d'água.....	79
Figura 13 -	Exemplo do objeto da classe área urbana.....	80
Figura 14 -	Exemplo de objeto da classe vegetação apresentando distância discrepante entre os centroides dos objetos.....	82

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	21
2	OBJETIVOS.....	25
3	REFERENCIAL TEÓRICO.....	27
3.1	Medidas de acurácia	27
3.2	Amostragem e desenho amostral	29
3.3	Acurácia Temática	33
3.4	Acurácia posicional ou espacial	36
3.5	Análise de imagens baseada em objeto	38
3.6	Segmentação	39
3.7	Medidas de acurácia baseada em objeto.....	42
4	MATERIAL E MÉTODOS	49
4.1	Área de estudo.....	49
4.2	Dados de classificação do uso do solo.....	50
4.3	Dados de referência.....	53
4.4	Análise da acurácia temática tradicional baseada em pixel.....	58
4.5	Aplicação do método de acurácia temática e geométrica baseada em objeto – STEP.....	58
4.5.1	Similaridade de Forma (Acurácia Geométrica).....	59
4.5.2	Similaridade de Tema (Acurácia Temática).....	60
4.5.3	Similaridade de Borda (Acurácia Geométrica).....	61
4.5.4	Similaridade de Posição (Acurácia Geométrica).....	62
4.5.5	Matriz de similaridade individual	63
4.5.6	Matriz de similaridade agregada.....	64
4.5.7	Matriz de similaridade agregada por área	66
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	67
5.1	Matriz erro baseada em pixel	67
5.2	Validação baseada em objeto STEP	71
5.2.1	Similaridade de Forma	71
5.2.2	Similaridade de Tema.....	74
5.2.3	Similaridade de Borda.....	78
5.2.4	Similaridade de Posição.....	80
5.2.5	Matriz de erro agregada por área ponderada.....	83
5.3	Análise da acurácia temática	84
5.4	Análise da acurácia geométrica	91
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	99
7	CONCLUSÃO.....	101
	REFERÊNCIAS.....	103

1 INTRODUÇÃO

Os mapeamentos temáticos têm um papel muito importante na geração de informações da superfície terrestre, que são úteis para os fins científicos, políticos e de gestão (STEHMAN, 2009). O conhecimento das feições da superfície terrestre geram subsídios para o apoio nas políticas ambientais, desde o âmbito local até o global. Podem-se citar os trabalhos de monitoramento da vegetação realizados nos Estados Unidos (VOGELMANN et al., 1998, 2001; XIAN; HOMER; FRY, 2009) e na Europa (KEMPENEERS et al., 2011; PEKKARINEN; REITHMAIER; STROBL, 2009) como exemplos de mapeamentos temáticos da cobertura do solo em níveis continentais, no apoio da gestão ambiental e política. No Brasil, projetos como o PRODES (INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE, 2008), o Inventário florestal do estado de Minas Gerais (SCOLFORO; CARVALHO, 2006) e o Cadastro Ambiental Rural, são grandes projetos em âmbito regional e nacional.

Os mapeamentos temáticos da cobertura do solo são gerados, em grande parte, a partir de imagens orbitais, tanto por sua baixa relação custo/benefício (KEMPENEERS et al., 2013) quanto pela velocidade na geração das informações. Além disso, com o avanço dos sensores remotos orbitais e do pré-processamento de imagens, hoje é possível trabalhar com imagens de alta resolução espacial e espectral, como as imagens RapidEye, com 5 bandas espectrais e resolução espacial de 5 metros (BLACKBRIDGE, 2013).

As aplicações utilizando imagens de alta resolução são capazes de gerar informações espaciais com um alto nível de detalhamento e alta precisão, o que aumenta o nível de confiabilidade nos produtos gerados. Além disso, novas metodologias foram desenvolvidas para melhorar as técnicas de classificação automatizadas. A análise baseada em objeto geográfico (*Geographic Object-Based Image Analysis*, GEOBIA) é uma metodologia recente em classificação

de imagens, fundamentada no paradigma baseado em objeto, que inclui a localização e o contexto espacial como componentes-chave de sua análise. Esta metodologia é formada a partir do termo OBIA (do inglês *Object-Based Image Analysis*), um termo amplo e interdisciplinar de análise de imagens. Esta abordagem, quando aplicada a estudos que envolvem localização e contexto geográfico, é chamada de “Análise de imagem baseada em objeto geográfico” (GEOBIA) (HAY; CASTILLA, 2008).

Nessa abordagem de análise, a imagem, primeiramente, é segmentada, dividindo as imagens em objetos que delimitam os alvos a serem classificados. A partir disso, o objeto passa ser a unidade de análise, permitindo um ganho significativo de qualidade na classificação das imagens, comparada aos métodos tradicionais de processamento de imagem com base em pixel. Este ganho de qualidade nas análises é ainda maior quando são utilizados dados de alta resolução espacial (BLASCHKE; STROBL, 2001; ZHOU; TROY, 2008).

Entretanto, mesmo com esse enorme potencial, as informações geradas nada mais são do que uma representação da superfície terrestre e, por isso, são passíveis de erro. Os erros são causados por diversos fatores, como diferenças em relação à geolocalização das imagens, interferências de efeitos atmosféricos e problemas relacionados a métodos de classificação supervisionada, entre outros (KEMPENEERS et al., 2013). Além disso, equívocos quanto à análise e à interpretação das imagens são grandes responsáveis pelos erros contidos em um mapa temático.

Neste contexto, é imprescindível a utilização de metodologias que consigam quantificar estes erros de forma representativa e efetiva, atribuindo um nível de confiabilidade e precisão ao produto cartográfico. As medidas de acurácia são estabelecidas como um componente básico no processo de criação e distribuição de mapas temáticos a partir da comparação do produto gerado com a sua realidade em campo (STEHMAN, 2009). A matriz de erro ou de confusão

(CONGALTON; GREEN, 1999) é a forma amplamente utilizada para a validação de mapeamentos temáticos, na comparação com os dados de verdade de campo. A partir dela são também utilizados os índices de concordância global, como a acurácia global e o coeficiente Kappa (COHEN, 1960). Estes índices são utilizados tradicionalmente para a quantificação do acerto geral dos mapeamentos temáticos e até hoje são utilizados como a forma mais efetiva de validação. Contudo, existem muitos questionamentos em relação a estas métricas e novas metodologias têm sido propostas, como no trabalho de Pontius e Millones (2011), com as medidas de desacordo de quantidade e de alocação, visando substituir e inovar os índices de concordância global da validação baseada em pixel.

Contudo, a utilização de dados de alta resolução aliados às novas metodologias de análise, como a baseada em objeto, tem um enorme potencial na geração de informações. Em contrapartida, existe um grande desafio em avaliar estas informações, pois, para estes produtos, ainda é utilizada a avaliação tradicional, baseada em pixel (BADJANA; HELMSCHROT, 2015; JANALIPOUR; MOHAMMADZADEH, 2015; LI et al., 2016; MORGENROTH; HUGHES; CUBRINOVSKI, 2016; YU et al., 2016). A avaliação da exatidão temática e geométrica é um dos principais desafios nas aplicações utilizando GEOBIA, porém, algumas metodologias têm sido desenvolvidas no intuito conseguir avaliar a acurácia desses produtos (HERNANDO et al., 2012; LIZARAZO, 2014; MÖLLER et al., 2013; MÖLLER; BIRGER; GLÄSSER, 2014).

Ainda não há uma metodologia aceita pela comunidade científica para a validação baseada em objeto para mapeamentos temáticos. Porém, Blaschke (2010) ressalta que os estudos em medidas de acurácia são um dos campos de pesquisa que ainda devem ser muito explorados dentro dessa abordagem de análise.

2 OBJETIVOS

Dessa forma, com a disponibilidade de novas metodologias propostas com base na validação nesta abordagem de análise, o presente trabalho foi realizado com o objetivo de comparar uma metodologia de validação baseada em objeto e a metodologia tradicional, baseada em pixel, para avaliação do mapeamento temático de cobertura do solo.

Com este estudo ainda buscou-se responder a alguns questionamentos, como

- a) Qual é a diferença em relação à precisão temática entre a medida de acurácia tradicional (pixel) e o método baseado em objeto?
- b) Quais são as influências dos erros de geometria dos objetos em relação à precisão temática da classificação?
- c) Qual é a relação entre a disposição de forma dos objetos e o erro de classificação temático/posicional?

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Medidas de acurácia

Diferenciar os termos acurácia e precisão é importante para o entendimento da validação de mapeamentos temáticos, pois são diferentes conceitos, mas, geralmente, confundidos. A acurácia é um conceito que está diretamente relacionado ao grau de proximidade de uma grandeza estatística com o valor do parâmetro (valor considerado verdadeiro) para o qual ela foi estimada (MONICO et al., 2009). Ou seja, a acurácia é atribuída à correspondência das observações em relação ao dado de referência, que é considerado como a informação correta.

Já a precisão está diretamente ligada com a dispersão da distribuição das observações, ou seja, ela expressa o grau de consistência da grandeza medida com sua média (MONICO et al., 2009). A precisão está atrelada à proximidade das suas informações em relação a si mesma, ou seja, quanto mais próximas estas observações, mais precisas.

Para Stehman e Wickham (2011), as medidas de acurácia são estabelecidas como um componente do processo de criação e distribuição de mapas temáticos. Fundamentalmente, estas medidas são tipicamente empreendidas nos estudos de sensoriamento remoto para um objetivo básico, que é o de avaliar a qualidade do mapa temático, que é representado pela classificação de saída. Além disso, Stehman (2000) considera que as medidas de acurácia têm outros objetivos, como descrever os padrões espaciais dos erros de classificação, medir os efeitos das condições ambientais, comparar diferentes técnicas de mapeamento ou esquemas de classificação e selecionar o melhor mapa de cobertura do solo para uma dada área ou região.

A avaliação da acurácia é considerada a etapa final na avaliação da qualidade de um mapa temático de cobertura da terra, sendo um processo

específico de mensuração dos dados, que tem por objetivo a comparação entre mapas. A base fundamental de uma avaliação de precisão é uma comparação de localização específica entre o mapa temático gerado e a condição do terreno, também chamada de dado de referência (FOODY, 2002; STEHMAN, 2000; STEHMAN; WICKHAM, 2011).

A referência, ou classificação “verdadeira”, é obtida em cada unidade amostral baseada na interpretação de fotografias aéreas, visitas a campo ou a combinação das mesmas (STEHMAN, 1997). Atualmente, com a disponibilidade de dados de alta qualidade, como, por exemplo, imagens orbitais de alta resolução espacial (STEHMAN, 2009), torna-se viável e eficiente a coleta das informações de referência pelo reconhecimento de imagens.

Com as informações de referência representando as condições de campo, é possível realizar a descrição dos erros da classificação por meio da confecção da matriz de erros, ou de confusão (CONGALTON; GREEN, 1999). A confecção da matriz de confusão é amplamente utilizada nos trabalhos de classificação temática e uso da terra (CONGALTON, 1991; FOODY, 2002; GU; CONGALTON; PAN, 2015; POWERS et al., 2015; STEHMAN et al., 2007; STEHMAN; WICKHAM, 2011).

Segundo Congalton (1991), os estudos relativos a medidas de acurácia surgiram a partir da década de 1980, no intuito de buscar uma forma de mensurar a precisão de um produto originado de dados de sensoriamento remoto. O autor considera que, na década de 1980, as metodologias caracterizavam-se como uma medida de acurácia local e não específica, desconsiderando a posição no espaço dos alvos. Com os avanços científicos nesta área, além da precisão temática, os estudos passaram a atribuir maior relevância aos problemas de erro posicional e aos tipos de amostragem. Atualmente, as medidas de acurácia nesta área são desenvolvidas para conseguir mensurar as novas metodologias de mapeamento (ALBRECHT; LANG;

HÖLBLING, 2010; CLINTON et al., 2010; HERNANDO et al., 2012; LIZARAZO, 2014; MÖLLER; LYMBURNER; VOLK, 2007; RADOUX et al., 2011).

3.2 Amostragem e desenho amostral

É comum a indisponibilidade de um mapa para representar a condição de referência ou verdade de campo, principalmente em grandes áreas. Dessa forma, o protocolo padrão de avaliação da acurácia é utilizar pontos de referência em locais amostrados, considerando a informação verificada do ponto amostrado como correta (BRITO, 2008). A inferência amostral é definida como o processo de generalização a partir de uma amostra para fazer declarações ou tirar conclusões sobre a população (STEHMAN, 2000).

Para Stehman (2001), a amostragem dentro de uma análise de acurácia tem uma utilidade prática, que é vista como uma função de redução de custo. Infelizmente, a realidade dos orçamentos para uma avaliação de precisão dita que o custo é uma importante, se não dominante, consideração dentro do planejamento. Para reduzir custos, uma eficiente estratégia de amostragem deve ser construída para melhor abranger a área a ser avaliada, dados os recursos disponíveis. Além disso, é o primeiro passo no desenvolvimento de uma avaliação da exatidão rentável e viável.

Os dois componentes básicos do plano de amostragem consistem no desenho amostral e no desenho resposta. O desenho amostral consiste no protocolo para selecionar as localizações nas quais os dados de referência serão coletados (STEHMAN, 2008). Já o desenho resposta, para Stehman e Czaplewski (1998), é o passo que inclui os procedimentos de coleta das informações pertinentes à determinação do dado de referência da cobertura do

solo e as regras para atribuir uma ou mais classes de referência para cada unidade amostral.

A unidade amostral deve ser especificada de acordo com as características dos dados a serem avaliados e as possibilidades de acesso e coleta de informações do terreno, podendo ser pontos (pixels), polígonos ou bloco de pixels (STEHMAN; WICKHAM, 2011). Em trabalhos como os de Gu et al. (2012), Selkowitz e Stehman (2011) e Wickham et al. (2010) foi utilizado o pixel como unidade amostral, o que, segundo Strahler et al. (2006), é a unidade amostral mais recomendada para grandes mapeamentos.

Liu et al. (2005) e Stehman e Wickham (2011) utilizaram os parâmetros de exatidão global, acurácia do produtor, acurácia do usuário utilizando pixel, bloco de pixels e polígonos como unidades amostrais em diferentes tipos de desenhos amostrais (aleatória simples, estratificada, em cluster e sistemática) para avaliar a eficiência de cada unidade amostral. Com o estudo, chegou-se à conclusão de que ainda não existe uma unidade de amostra ideal para estudos na área de acurácia, pois os resultados se mostram semelhantes. Porém, a unidade amostral deve ser escolhida de modo a abranger bem o alvo analisado.

Além de definir a unidade amostral adequada, o número de amostras também influencia diretamente os resultados da validação. Smith et al. (2002) realizaram uma comparação entre os impactos do tamanho da unidade amostral. Foram comparadas quatro regiões políticas do leste dos Estados Unidos em dois níveis de amostragem, utilizando os dados do *National Land Cover Data* (NLCD), o mapeamento da vegetação dos Estados Unidos, mostrando que quanto maior o tamanho de um aglomerado de amostras (mancha amostral), menor é a probabilidade de pixels mal classificados.

Além disso, o autor ainda fez uma análise utilizando os parâmetros de heterogeneidade da paisagem correlacionando-os ao tamanho da “mancha amostral”. Os resultados mostraram que a probabilidade de encontrar pixels mal

classificados aumenta conforme o nível de heterogeneidade da paisagem, porém, esse fator é atenuado conforme o tamanho da mancha amostral utilizada. Todavia, a heterogeneidade e o tamanho da mancha amostral influenciam negativamente os resultados, dependendo das classes analisadas (SMITH et al., 2003).

O desenho amostral é fortemente guiado pelos seus critérios desejáveis (STEHMAN, 1999), que devem satisfazer às necessidades de um desenho amostral probabilístico. O desenho amostral probabilístico permite que todas as unidades da população tenham uma probabilidade não nula de serem amostradas, garantindo, assim, a inferência estatística da amostragem. Além disso, o desenho amostral deve ter aplicabilidade prática e um custo acessível. (STEHMAN, 2008). Os tipos de amostragem devem ser escolhidos com o objetivo de representar de forma significativa o mapa a ser validado.

A amostragem aleatória simples permite que cada ponto tenha a probabilidade de ser distribuído em qualquer local da área de estudo. Além disso, não há nenhum fator de direcionamento a casualidade do processo. Porém, Richards (1986 citado por BRITO, 2008) afirma que a amostragem aleatória simples não considera o peso de cada uma das classes, ou seja, classes que têm maior área tendem a ser contempladas com um maior número de pontos, levando a uma subestimativa de classes com áreas menores.

Já a amostragem estratificada é um procedimento em que se realiza um particionamento com base nas classes do mapa temático ou em alguma localização espacial específica (STEHMAN, 2008). Esse procedimento, aplicado juntamente com a amostragem aleatória simples, pode suprir a necessidade de atingir classes específicas. Dentro desse modelo de amostragem pode-se ver um pequeno aumento na precisão (STEHMAN, 1996), tanto geral quanto específica por classe. A proporcionalização das amostras por estrato foi utilizada por

Edwards (1996), adequando o número de amostras baseado no tamanho das áreas a serem amostradas.

A amostragem por conglomerado ou cluster parte do princípio de que as amostras são selecionadas em aglomerados, ou os chamados clusters (BRITO, 2008; STEHMAN, 2008). Este desenho amostral tem grande diminuição de custos em relação às demais metodologias de amostragem probabilística, pois as amostras são aglutinadas, o que diminui a distância de deslocamento. A relação intraconglomerado resulta em um aumento na acurácia, porém, gera uma perda de informação devido à concentração das amostras. Essa perda de informação pode, algumas vezes, ser compensada pelo grande número de amostras distribuídas na área.

Para Stehman (2009), o agrupamento em clusters pode ser combinado em dois estágios de amostragem, sendo o primeiro denominado *Primary Sampling Units*, PSUs, unidades de amostragem primárias. Em seguida, dentro destas primeiras unidades são estabelecidas as *Secondary Sampling Units*, SSUs, unidades de amostragem secundárias. Estas unidades podem ser a combinação de outros tipos de amostragem, o que reduz, em grande parte, o custo de verificação das amostras. Wickham et al. (2004, 2010), para a validação total do *National Land Cover Dataset* (NLCD) dos Estados Unidos, dos anos de 1992 e 2001, combinaram a distribuição das amostras a partir de um desenho amostral incorporando dois níveis de amostragem por cluster em três níveis de estratificação. Os níveis de estratificação utilizados foram geografia e sistemática. A estratificação geográfica foi baseada nas divisões político-administrativas e nos fatores ambientais.

Na validação do NLCD de 2006 (WICKHAM et al., 2013) não foi utilizada a amostragem por cluster, pois, com a disponibilidade de dados com acesso *online* para a verificação das condições de campo, o desenho amostral foi

realizado em dois níveis de estratificação, regional e por classe, com distribuição de 1.500 pontos por região.

Selkowitz e Stehman (2011), em trabalho realizado no mapeamento da cobertura vegetal do estado do Alaska (EUA), utilizaram três níveis de sistematização. Primeiramente, uma estratificação geográfica, com base nas ecorregiões do Alaska, totalizando 31 regiões. Dentro de cada estrato foram realizados os três níveis de sistematização, sendo o primeiro por blocos de 27 x 27 km, o segundo pelas linhas de voo utilizadas na aquisição de imagens e o terceiro pela escolha sistemática dos pixels amostrados.

A amostragem sistemática consiste na subdivisão da área a ser amostrada em estratos quadrados regulares, sendo a distribuição das amostras realizada de maneira uniforme em toda a área (GRUIJER; BRAAK, 1999).

A amostragem, além de sistemática, foi realizada em clusters, pois, no primeiro estágio de sistematização (blocos de 27x27 km), foi selecionado apenas um bloco por cada estrato geográfico. Os autores enfatizam que a amostragem foi estatisticamente válida para este estudo, porém, uma limitação deste desenho amostral foi a incapacidade de caracterizar precisamente a acurácia de classes mais raras, pois consistiam em pequenas áreas. Os autores sugerem que, neste caso, deve ser realizada uma amostragem específica para estas classes.

3.3 Acurácia temática

As informações de referência cruzadas com as informações apresentadas pela classificação resultam na matriz de erro ou confusão, composta por um quadro de linhas (referência) e colunas (classificação), em que são expressos tanto os acertos quanto os erros do mapa temático. A matriz de confusão apresenta, de forma resumida, os resultados da classificação digital ou

fotointerpretação em relação à imagem referência, em que se tem, então, uma distribuição binomial (ANTUNES; LINGNAU, 1997).

Segundo Stehman (1996), os dados da amostra são frequentemente resumidos em uma matriz de erro (Tabela 1). A diagonal central da matriz representa o acerto dos pixels amostrados em relação aos dados de verdade de campo. O somatório dos valores da diagonal principal, dividido pelo número total de pixels analisados, resulta no valor de acurácia global.

Para Foody (2009), muitas medidas de precisão da classificação podem ser derivadas de uma matriz de confusão. Se a atenção centra-se na precisão das classes individuais, o percentual de casos corretamente classificados para cada classe pode ser comparado com o número total de casos dessa classe. Esta comparação das classes individuais pode ser realizada a partir de dois pontos de vista, que são as acurácias do produtor e do usuário (JANSSEN; LUCAS; WEL, 1994).

Tabela 1 - Exemplo de matriz de confusão.

Imagem de referência	Imagem classificada					Total
	Solo exposto	Estradas	Água	Construções	Vegetação	
Solo exposto	23143	25	0	5549	4803	33520
Estradas	1438	4636	16	4870	1956	12916
Água	79	247	1204	234	234	1998
Construções	6992	549	74	37325	10397	55337
Vegetação	2724	252	317	7360	45812	56465
Total	34376	5709	1611	55338	63202	160236

Acurácia global = 70% Kappa= 0,567

Fonte: Liu et al. (2005).

Os cálculos destas duas acurácias são baseados nas linhas e nas colunas marginais da matriz (CAMPBELL, 1996; STORY; CONGALTON, 1986), representando a porcentagem de acerto para cada classe temática dentro da matriz. A acurácia do produtor corresponde à porcentagem de pontos de determinada classe que foram corretamente classificados em relação à totalidade dos pixels de referência (ANTUNES; LINGNAU, 1997), ou seja, é porcentagem dos pontos de verdade de campo de uma classe que foi corretamente classificada no mapa. As amostras de referência desta classe que não foram corretamente classificadas pertencem à porcentagem do erro de exclusão ou omissão. Já a acurácia do usuário refere-se aos erros de inclusão ou comissão que estão relacionados a todos os pontos atribuídos a uma determinada classe, oriundos de erros de classificação das outras classes, indicando, assim, a probabilidade de um alvo classificado representar a mesma classe em campo (BRITO, 2008).

O coeficiente de Kappa (KAPPA) (COHEN, 1960) é um índice frequentemente utilizado nestas análises de matrizes de erro (este índice é chamado também de "parâmetro", no sentido estatístico de um número que descreve uma característica da população). Assim, o índice Kappa é calculado e definido por Brito (2008) como

$$Kappa = \frac{P_o - P_{co}}{1 - P_{co}}$$

em que

$P_o = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N}$ representa a proporção de pontos de verdade terrestre concordantes;

$P_{co} = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+i}}{N^2}$ representa a proporção de pontos atribuídos à classe ao

acaso;

N = número total de pontos da matriz de confusão;

n = elemento da matriz de confusão;

n_{ii} = elementos da diagonal principal da matriz de confusão;

n_{i+} = somatório da linha para dada classe temática;

n_{+i} = somatório da coluna para dada classe temática.

O coeficiente Kappa é comumente utilizado para avaliar a precisão dos produtos de sensoriamento remoto, porém, para Pontius e Millones (2011), o índice Kappa é considerado inútil, enganoso e falho para as aplicações práticas em sensoriamento remoto. Assim, os autores aconselham o abandono do índice que se tornou tão usual nas avaliações em sensoriamento remoto, pois é considerado simplista e não relevante quanto à descrição dos erros de classificação. Por isso, propõem uma metodologia a partir da matriz de tabulação cruzada, utilizando blocos de pixels como unidade amostral, realizando um cálculo baseado na proporção dos pixels classificados em relação ao dado de referência. As análises resultaram em dois parâmetros de síntese, desacordo de quantidade e desacordo de alocação, o que, segundo o autor, faz cair por terra a utilização do coeficiente Kappa.

3.4 Acurácia posicional ou espacial

Além da avaliação da acurácia temática dos produtos gerados por sensoriamento remoto, também é necessário avaliar a acurácia posicional no espaço que corresponde à precisão do alvo classificado (pixel) em relação à sua posição no espaço (campo). As fontes de erros estão atreladas aos equívocos na classificação ou em relação à aquisição da imagem pelo sensor, causados por

oscilações da plataforma orbital (ou aérea), além de distorções causadas por condições de terreno, como áreas de alta declividade.

O Padrão de Exatidão Cartográfica (PEC) brasileiro é institucionalizado pela Lei nº 86.817 que, no artigo 1º, estabelece as normas a serem observadas por todas as entidades públicas e privadas produtoras e usuárias de serviços cartográficos, de natureza cartográfica e atividades correlatas, sob a denominação de Instruções Reguladoras das Normas Técnicas da Cartografia Nacional (BRASIL, 1984).

Conforme os incisos 1º e 2º do art 8º (BRASIL, 1984), a PEC é um indicador estatístico de dispersão, relativo a 90% de probabilidade, que define a exatidão de trabalhos cartográficos. A probabilidade de 90% corresponde a 1,6449 vezes o erro padrão - $PEC = 1,6449 EP$. Dessa forma, foram estabelecidos alguns critérios indicados para a exatidão das cartas, descritos como

- a) noventa por cento dos pontos bem definidos numa carta, quando testados no terreno, não deverão apresentar erro superior ao Padrão de Exatidão Cartográfico - Planimétrico - estabelecido;
- b) noventa por cento dos pontos isolados de altitude, obtidos por interpolação de curvas de nível, quando testados no terreno, não deverão apresentar erro superior ao Padrão de Exatidão Cartográfico - Altimétrico - estabelecido.

Além disso, o PEC é dividido em três categorias, de acordo com o erro admitido por cada uma delas. As classes foram separadas em A, B e C, com critérios estabelecidos conforme o art 9º (Tabela 2).

Tabela 2 - Categorização das classes de acordo com os erros planimétricos e altimétricos de acordo com a PEC.

Classe	Planimétrico	Altimétrico
Classe A	Deve ser menor que 0,5 mm x escala da carta. Erro padrão corresponde a 0,3mm x escala da carta.	Metade da equidistância entre as curvas de nível, sendo de um terço desta equidistância correspondente ao erro padrão.
Classe B	Até 0,8 mm x escala da carta. Erro padrão corresponde a 0,5 mm x escala da carta	Três quintos da equidistância entre as curvas de nível, sendo de dois quintos o erro padrão correspondente.
Classe C	1,0 mm x escala da carta. Erro padrão corresponde a 0,6 mm x escala da carta.	Três quartos da equidistância entre as curvas de nível, sendo de metade desta equidistância o erro padrão correspondente.

Fonte: Brasil (1984)

A amostra utilizada para a realização desta avaliação posicional é feita pelo reconhecimento de pontos notáveis da área, podendo ser coletados por GPS, em visitas a campo, ou com base em imagens de alta resolução espacial, como fotografias aéreas ortorretificadas. Os pontos notáveis são considerados locais de fácil reconhecimento e pouco passíveis de modificação. Podem ser utilizados cruzamentos de estradas, pontes ou áreas que contenham alvos rígidos de fácil reconhecimento, como vértices de áreas edificadas.

3.5 Análise de imagens baseada em objeto

A análise baseada em objeto geográfico (GEOBIA) é considerada um novo paradigma promissor no processamento de imagens de sensoriamento remoto (BLASCHKE; LANG; HAY, 2008) e tem sido aplicado com sucesso em classificação de imagens de diversas áreas, como na detecção de mudanças (BONTEMPS et al., 2008; DESCLE'E; BOGAERT; DEFOURNY, 2006). A razão desta abordagem é que a interpretação de um grupo de pixels adjacentes

(espacialmente) com propriedades semelhantes, chamado de segmentos de imagem, é mais estreita do que a interpretação de pixel independente.

A interpretação do ser humano baseia-se em considerar os alvos como objetos, em que as informações semelhantes se agrupam em um determinado limite. A segmentação é o passo inicial na metodologia GEOBIA, que consiste no particionamento da cena em um conjunto de regiões ou objetos que são conjuntamente discretos e internamente mais uniformes do que quando comparados com os seus objetos vizinhos (WULDER et al., 2008). A partir destes segmentos é possível obter informações dos alvos e o seu contexto, tais como geometria, tamanho, forma, topologia e além de informação espectral, possibilitando maior precisão na classificação (HAY et al., 2005). A metodologia GEOBIA oferece um quadro para a interpretação de classes complexas, que são definidas pelas propriedades espectrais, espaciais, texturais e hierárquicas dos objetos (BENZ et al., 2004).

3.6 Segmentação

O processo de segmentação de imagens é o primeiro e mais importante passo para a análise de imagens baseada em objetos geográficos (GEOBIA) (YANG et al., 2015), sendo um pré-requisito e um passo decisivo para análise de imagens baseada em objetos geográficos (LIU; LI; WANG, 2015). A segmentação é o processo de particionamento da imagem inteira em uma série de segmentos não sobrepostos, formando a base ou as informações que serão transportadas para as etapas de processamento subsequentes (TRIAS-SANZ; STAMON; LOUCHET, 2008), como o reconhecimento de objeto, a classificação de imagens ou a extração de informações (YANG et al., 2015).

Geralmente, para dados de alta resolução, a segmentação como um passo de pré-classificação é preferível dentro da classificação das imagens

porque a divisão do espaço resultante tende a envolver sub-regiões em menor número e mais compactas (BLASCHKE; BURNETT; PEKKARINEN, 2004).

Este processo de particionamento resulta em um conjunto de regiões consideradas homogêneas, em termos de cobertura do solo, de acordo com um determinado critério (FAN et al., 2005). A qualidade na delimitação dos alvos pela segmentação afeta diretamente a qualidade das aplicações na análise de imagens baseada em objetos (WITHARANA; CIVCO, 2014).

Os métodos de segmentação de imagens são divididos em três abordagens que são os métodos de segmentação baseados em pixel, em borda e em região (BLASCHKE; BURNETT; PEKKARINEN, 2004). O método de segmentação baseada em pixel é constituído por incluir a segmentação e o limiar da imagem no espaço das características, ou seja, os segmentos são formados pela delimitação do pixel. Estes métodos não produzem, necessariamente, um resultado que satisfaça à exigência de definição da segmentação e, portanto, a saída resultante necessita ser aglutinada.

Os métodos baseados em borda visam encontrar as áreas de fronteira (borda) dos objetos, partindo do princípio de que existe uma mudança mais discrepante entre os valores das regiões (ADAMS; BISCHOF, 1994), este método é bem aplicado em áreas homogêneas, já que estes métodos são sensíveis ao ruído ou à textura nas imagens, tornando-os propensos a produzir excesso de segmentação em regiões texturizadas (*over-segmentation*).

Os algoritmos baseados em região podem ser divididos em métodos de crescimento de regiões, técnicas de Junção (Merging) e Divisão (Splitting) dos objetos. Os métodos baseados em região partem da análise dos pixels vizinhos da imagem que, de acordo com o critério de homogeneidade e escala, agregam os pixels em uma só região (objeto) até que suas características sejam satisfeitas (BLASCHKE; BURNETT; PEKKARINEN, 2004).

Dentre estes métodos podem-se citar a segmentação multirresolução (*multiresolution segmentation*), que é um algoritmo de segmentação multiescala amplamente utilizado nas aplicações imagens de alta resolução (BAATZ; SCHAPE, 2000; MING et al., 2015). Este algoritmo transforma pixels discretos em objetos homogêneos na imagem, tanto com base no valor do pixel quanto na sua forma, em qualquer resolução escolhida (ECOGNITION..., 2008), aglutinando os objetos primitivos até que seja satisfeito o parâmetro de escala. O parâmetro de escala nestes métodos é considerado a chave para o delineamento dos objetos (regiões), pois valores inadequados para parâmetro de escala podem levar a um excesso de segmentos (*over-segmetation*) ou uma segmentação insuficiente (*under-segmentation*) na imagem.

O parâmetro de escala é muito importante para o algoritmo multirresolução, pois determina o tamanho médio da imagem objeto. No entanto, é um valor abstrato utilizado para determinar a heterogeneidade máxima possível gerada pela junção (Merging) de vários objetos. Dessa forma, não é uma tarefa trivial selecionar quantitativamente o parâmetro ideal de escala sem ensaios repetitivos (MING et al., 2015).

Além do parâmetro de escala, este algoritmo leva em consideração a forma dos objetos a partir dos parâmetros de homogeneidade deles. Estes parâmetros são a “forma” (*shape*) e a “compacidade” (*compacteness*), que são inversamente proporcionais aos parâmetros “cor” (*color*) e “suavidade” (*smoothness*), respectivamente. Dessa forma, os parâmetros de homogeneidade desta segmentação têm por finalidade, para um dado número de objetos, minimizar a o valor de heterogeneidade média entre eles (ECOGNITION, 2008).

A avaliação da segmentação é frequentemente realizada por inspeção visual, porém, é necessário que haja uma quantificação dos erros a partir da comparação entre os segmentos gerados automaticamente e a delimitação manual dos alvos (YANG et al., 2015).

Clinton et al. (2010) realizaram uma análise para avaliação de segmentação ótima em relação aos parâmetros de segmentação e algoritmos segmentadores, totalizando mais de 150 combinações diferentes. Foram utilizadas métricas baseadas em área, localização e medidas combinadas. O autor considera, com base neste estudo, que um conjunto de parâmetros ótimos para a segmentação deve estar atrelado ao objeto da análise.

3.7 Medidas de acurácia baseada em objeto

As análises relativas às medidas de precisão baseadas em objeto são, em grande parte, voltadas à precisão posicional/espacial dos objetos, o que está atrelado à sua geometria, delineamento e forma. Um objeto que tem total precisão posicional (absoluta) é definido pela "proximidade dos valores de coordenadas reportados aos valores aceitos como, ou sendo, verdadeiros" (ISO, 2006 citado por MÖLLER et al., 2013). Dessa forma, os cálculos das medidas de precisão geométrica requerem a existência de objetos de referência independentes. Além disso, para cada objeto de referência deve ser atribuído espacialmente pelo menos um objeto classificado correspondente (PERSELLO; BRUZZONE, 2010).

Radoux et al. (2011) buscaram, em seu estudo, enfatizar a vantagem da utilização de uma estimativa baseada em objeto em relação à acurácia global. Os autores realizaram as análises comparando as amostragens baseadas em objeto e baseadas em pixel para um mesmo número de amostras. Os valores de erro médio quadrático e o coeficiente de variação utilizados no estudo demonstram que, para um dado nível de confiança (0,95%) e estimando um coeficiente de variação nulo ($Cv = 0$), a utilização de uma abordagem baseada em objeto requer um número menor de unidades amostrais do que em relação à abordagem baseada em pixel.

Möller et al. (2013) definem que o grau de correspondência dos objetos de campo é descrito pela consideração hierárquica de ambas as sobreposições e as posições dos objetos. Assim, o autor descreve a relação de sobreposição entre os objetos de referência e classificados em três níveis de análise que são: correspondência um para um objeto (*one-to-one*), correspondência um para vários objetos (*one-to-many*) e correspondência de vários para vários objetos (*many-to-many*). Contudo, Clinton et al. (2010) estabeleceram que quanto menos objetos necessários para delimitamento do alvo, melhores foram os parâmetros da segmentação, ou seja, maior a qualidade do objeto classificado.

As metodologias de acurácia baseada em objeto têm sido desenvolvidas no sentido de avaliar a real qualidade dos objetos e como estabelecer uma avaliação geral que represente a área avaliada. Diante disso, aqui são apresentadas as metodologias de acurácia baseadas em objeto que visam avaliar os objetos gerados por classificação temática.

Möller, Lymburner e Volk (2007) realizaram uma análise voltada para a precisão da segmentação a partir da relação topológica entre os objetos de treinamento e a segmentação. O método propõe uma análise local e global a partir do teste de um conjunto de parâmetros de segmentação confrontados com os objetos delimitados manualmente. A validação local é realizada individualmente com os objetos, utilizando-se as medidas de área e posição relativa (RA e RP) e os resultados de *over* e *under-segmentation* são obtidos separadamente, pois estão atrelados às relações de sobreposição entre os objetos (delimitados e segmentos).

A análise global é realizada por toda a imagem pela aglutinação dos resultados de RA e RP, em uma comparação entre classes. Dessa forma, é gerado o coeficiente total chamado índice de coincidência (*coincidence index*, CI) que, combinado com o parâmetro ótimo de heterogeneidade da segmentação

(H_{opt}), resulta no diagrama CI-H (índice de coincidência com heterogeneidade ótima).

Schöpfer e Lang (2006) propuseram um método chamado *Object Fate Analysis*, OFA, que realiza a comparação entre os objetos e categoriza os resultados de acordo com os níveis de correspondência. A análise OFA avalia o desvio dos objetos resultantes da classificação OBIA com os seus objetos de referência a partir de um relacionamento topológico. Esta avaliação considera uma dada faixa de erro (ZHANG; GOODCHILD, 2002) que corresponde a um desvio aceitável entre os objetos correspondentes, ou adjacentes. Esta diferenciação é considerada pela posição do seu centroide, que pode estar fora ou dentro do objeto de referência.

No intuito de realizar uma análise mais completa, Hernando et al. (2012) propuseram, a partir do conceito OFA, uma nova análise temática/espacial para a validação baseada em objeto. Esta abordagem divide os resultados de OFA em dois agrupamentos que são “similares a disjuntos” (C1) e “semelhante a igual” (C2). Cada um dos agrupamentos tem três categorias em que os objetos são categorizados. São elas: C1 – “*Outside I*”, “*Outside II*” e “*Invading*”; C2 – “*Inside I*”, “*Inside II*” e “*Expanding*”.

A chamada OFA-matrix proposta pelo autor foi aplicada a um conjunto de dados de povoamentos florestais na Espanha que, a partir dos resultados de OFA, foram descritos em uma estrutura tradicional de matriz de erro (CONGALTON; GREEN, 1999), na comparação por categorias temáticas. A matriz proposta resulta em duas novas medidas globais. São elas a *Thematic Spatial Loyalty Overall* (STLoverall), correspondendo ao acerto total da matriz e *Maximal Interferir Object* (MIO), que corresponde à soma por classe dos maiores valores dos erros de classificação. Para cada categoria é gerada uma matriz de erros.

Möller, Birger e Glässer (2014) tentaram conciliar a análise geométrica com a acurácia temática com base nos dados do projeto DeCOVER 2, com dados de mudança e não mudança. O autor utiliza a metodologia de RA e RP, porém, o resultado da combinação das áreas e posições relativas é expresso pela "precisão geométrica global" (OGA), seguida pela "precisão geométrica relacionada ao objeto teste" (TGA), que corresponde apenas à avaliação temático/posicional dos objetos classificados.

Lizarazo (2014) propôs um método de medida de acurácia baseada em objeto chamado *Shape, Thematic, Edge and Position* (STEP) que envolve a avaliação temática e geométrica dos objetos, com as avaliações de forma, tema, borda e posição. A validação consiste na comparação entre os objetos classificados, gerados a partir da classificação automática e os objetos de referência, que representam as condições de verdade de campo da área mapeada. A comparação entre os dados é realizada em relação à correspondência dos objetos, ou seja, os objetos classificados que coincidem com o objeto referência. Esta correspondência pode ser atribuída a um ou mais objetos classificados coincidentes (MÖLLER et al., 2013).

A correspondência é considerada tanto em relação à delimitação geométrica dos objetos quanto à correspondência temática entre eles. Para o método, um objeto é considerado corretamente classificado (*Correctly Classified Object*, CCO) quando a categoria temática do objeto referência é a mesma que do objeto de classificado. Em contrapartida, quando não há concordância entre as classes temáticas entre os objetos, o objeto é considerado como erroneamente classificado, ou mal classificado (*Misclassified Object*, MCO).

Quando se atrela a relação temática e geométrica dentro da avaliação dos objetos, podem-se considerar algumas situações, como a de um objeto de referência corretamente classificado (CCO) com total correspondência geométrica de um ou mais objetos classificados. Neste caso, ele tem 100% de

acerto. Em outro caso, pode-se ver a situação de um objeto referência com total correspondência geométrica, porém, sem nenhuma correspondência temática (MCO). Com isso, ele é considerado um objeto com 0% de acerto.

A validação temática e geométrica proposta é baseada em quatro medidas de avaliação para cada objeto amostrado, sendo elas: forma (S – *shape*), tema (T – *theme*), borda (E – *edge*) e posição (P – *position*). Os resultados de cada uma destas métricas são apresentados em uma tabela de similaridade individual em que os objetos são avaliados separadamente. Posteriormente, estes valores são agregados de acordo com a sua categoria temática, dentro de cada índice. As similaridades de forma (S), borda (E) e posição (P) são responsáveis pela validação geométrica dos objetos analisados, enquanto a similaridade de tema (T) é responsável pela avaliação temática.

Os resultados são agregados em duas matrizes de erro, semelhante à baseada em pixel (CONGALTON; GREEN, 1999). A primeira matriz agrega os resultados por classe temática, levando em consideração as porcentagens de sobreposição de cada objeto e o peso de cada classe dentro dos objetos de referência. Os valores são normalizados em uma escala de 0 a 1, em que 1 corresponde à total coincidência entre os objetos e 0 indica nenhuma correspondência.

Além disso, o autor propõe outra matriz a partir da agregação dos resultados individuais de cada índice em relação à área de sobreposição do objeto referência em cada classe. Visando compensar as diferenças de área em relação aos objetos de referência, os valores dentro da matriz agregada são ponderados de acordo com o peso normalizado para cada classe temática. Esta compensação visa equalizar o erro tanto em classes com extensas áreas, quanto em áreas reduzidas. Esta matriz possibilita a obtenção das acurácias global, do produtor e do usuário, similarmente à matriz de confusão tradicional.

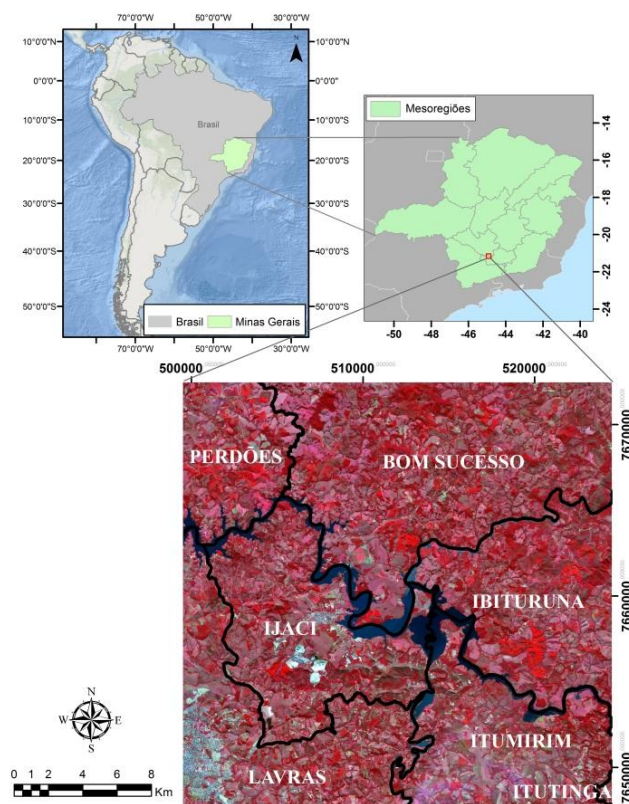
Para cada índice avaliado são confeccionadas as matrizes de similaridade individual, agregada por classe temática e agregada ponderada por área. Os resultados são analisados separadamente, porém, os resultados das similaridades apresentam grande dependência entre elas.

5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1 Área de estudo

A área de estudo está localizada na região sudeste do Brasil, no sul do estado de Minas Gerais, onde foram englobados os municípios de Lavras, Perdões, Ijaci, Bom Sucesso, Itumirim, Itutinga e Ibituruna, pertencentes às mesoregiões do Campo das vertentes e Oeste do estado de Minas Gerais (Figura 1).

Figura 1- Localização da área de estudo na região sul do estado de Minas Gerais.



Legenda: Imagem RapidEye tile 2329315 na composição colorida falsa cor 5(R) 3(G) 2(B) indicando a área de estudo e os respectivos municípios englobados.

Fonte: Do Autor (2016)

A área limita-se ao retângulo envolvente de coordenadas UTM 499500, 524498 W; 7647500, 7672499 S, Datum WGS 84, que corresponde ao tile RapidEye 2329315.

A área tem relevo constituído por um planalto cristalino rebaixado, onde os mares de morros ocupam grande maioria do espaço geográfico e são caracterizados por vertentes côncavo-convexas. A vegetação da área é composta originalmente pela Mata Atlântica que, hoje, é constituída apenas por fragmentos de vegetação (SOUSA, 2013).

O clima é classificado como semiúmido, apresentando em torno de quatro a cinco meses secos por ano (VARGAS, 2007). A precipitação anual acumulada da área de estudo é de 1.558,3 mm, com temperaturas médias anuais que vão de 14,8 °C a 26,5 °C (INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA - INMET, 2009).

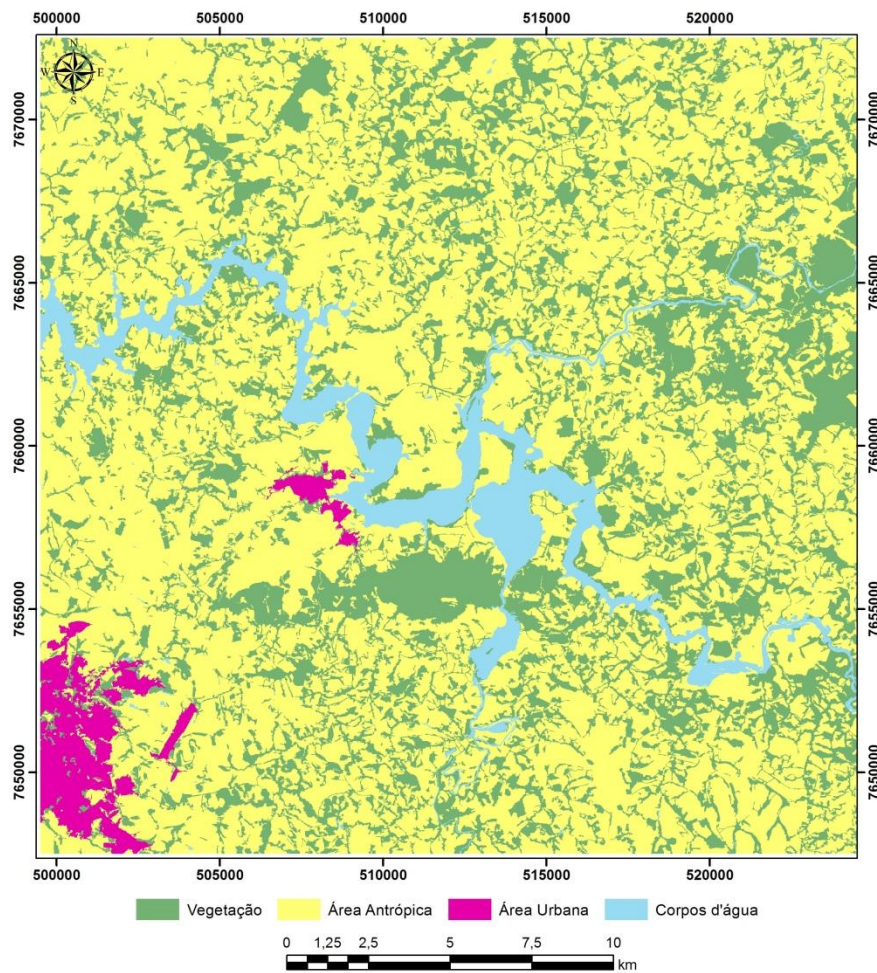
5.2 Dados de classificação do uso do solo

Os dados de cobertura do solo utilizados para validação foram obtidos a partir do mapeamento temático da vegetação nativa do Brasil para o Cadastro Ambiental Rural (CAR). Este banco de dados foi disponibilizado pela Universidade Federal de Lavras/Departamento de Ciências Florestais/Laboratório de Estudos e Projetos em Manejo Florestal, em parceria com o Ministério do Meio Ambiente (Figura 2). O mapeamento temático foi gerado a partir da classificação da imagem RapidEye tile 2329315, adquirida em 30/06/2011, obtida pelo Ministério do Meio Ambiente, com nível de processamento 3A, que corresponde aos tratamentos nas imagens como a correção radiométrica e geométrica.

A imagem tem resolução espacial de 5x5 m, ortorretificada, cinco bandas espectrais (*Blue* – B; *Green* – G; *Red* – R; *Red-edge* e *Near infra-red* -

NIR), 12 bits de resolução radiométrica. A imagem abrange uma área total de 625 km² e foi projetada no sistema de projeção Universal Transversa de Mercator (UTM, Zona 23S), com datum WGS 84.

Figura 2 – Classificação utilizada para validação baseada em pixel e baseada em objeto.



Fonte: Do Autor (2016)

A classificação da cobertura do solo foi gerada a partir da metodologia de análise baseada em objeto geográfico utilizando o software eCognition. Para o processo de segmentação foi utilizado o algoritmo *Multiresolution Segmentation* (BAATZ; SCHAPE, 2000). Devido ao fato de a área de estudo ser bastante fragmentada e formada por pequenos polígonos, os parâmetros utilizados foram mais restritivos, para a melhor distinção entre os alvos. O parâmetro de escala adotado foi de 130, juntamente com os critérios de forma 0,8 e compacidade 0,2. A partir da geração da segmentação foram extraídos dos objetos os índices NDVI, SAVI e NDWI, para a melhor distinção entre as áreas vegetadas, não vegetadas e de corpos d'água.

O *Normalized Difference Vegetation Index*, NDVI (índice de vegetação da diferença normalizada), é baseado na razão entre a diferença entre as bandas do infravermelho próximo (NIR) e do vermelho (R) pela soma do infravermelho próximo e vermelho (equação 1). O *Soil-Adjusted Vegetation Index*, SAVI (índice de vegetação ajustada ao solo) corresponde à mesma razão que compõe o NDVI, porém, tem um fator de ajuste que adequa o índice à resposta espectral do solo (equação 2). Por fim, o *Normalized Difference Water Index*, NDWI (índice de água da diferença normalizada), é um índice baseado na diferença entre as bandas do verde (G) e do infravermelho próximo (NIR) e a soma do verde (G) e do infravermelho próximo (NIR) (equação 3).

$$NDVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R)} \quad (1)$$

$$SAVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R+L)} (1 + L) \quad (2)$$

$$NDWI = \frac{(G-NIR)}{(G+NIR)} \quad (3)$$

A classificação foi gerada a partir do algoritmo de aprendizagem de máquina *Support Vector Machine* (SVM), utilizando as informações como média, desvio padrão, máxima diferença, NDVI, NDWI e SAVI, relacionadas aos objetos amostrados.

As classes temáticas mapeadas foram vegetação nativa (áreas de vegetação natural), área antrópica (foram aglutinadas áreas que não tinham vegetação nativa, como plantios de culturas perenes e intermitentes, pastagens, solos expostos, entre outros), corpos d'água (áreas de cursos d'água ou barragens, como represas, lagos e lagoas, entre outros) e área urbana (aglomerados urbanos). Após a classificação automática, o produto gerado passou por uma correção manual, no intuito de realizar um refinamento da classificação.

5.3 Dados de referência

A estratégia adotada para a coleta dos dados de referência foi utilizada para as duas validações propostas por este estudo: baseada em pixel e baseada em objeto. Primeiramente, foi utilizada a distribuição de pontos aleatórios a partir de uma estratégia de amostragem estratificada por classe temática. O número total de amostras foi distribuído em função da área de cada classe, no intuito de abranger proporcionalmente todas as classes contidas no mapa temático.

Para a determinação da quantidade total de pontos amostrais foi realizado um cálculo da intensidade amostral para uma população finita (SCOLFORO; MELLO, 1997), baseado na variabilidade dos pixels da imagem. A variabilidade entre os pixels foi calculada em todas as bandas da imagem RapidEye, a partir da distribuição de 100 pontos aleatórios em toda a extensão da imagem. Em cada ponto distribuído foi extraído o valor de reflectância do pixel da imagem, que foi utilizado para o cálculo do coeficiente de variação. A

banda que apresentou maior variabilidade foi a banda 3 (RED) e foi utilizada no cálculo a seguir (4), para a obtenção do número total de amostras a serem distribuídos na imagem.

$$N = \frac{T^2 * Cv^2}{E^2} \quad (4)$$

em que

N = número de amostras;

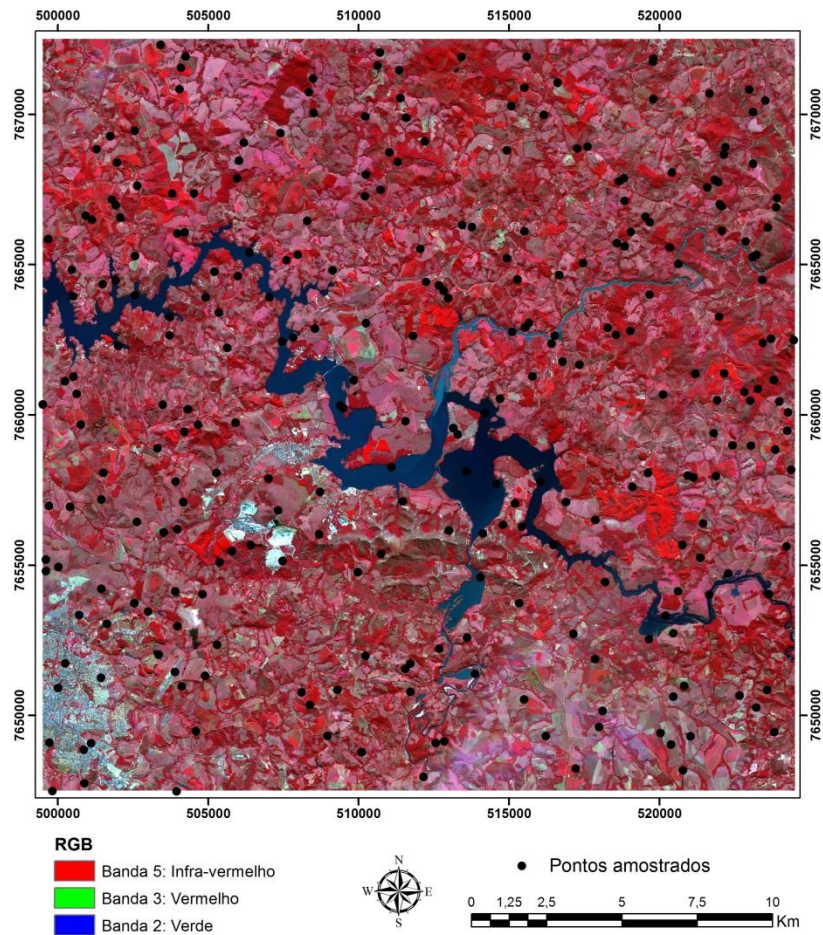
T = valor da distribuição bicaudal T de Student;

Cv = coeficiente de variação;

E = erro máximo admissível.

O erro admissível foi de 5% ($E = 5\%$), o valor da distribuição T de Student = 2,27 e o coeficiente de variação da banda 3 foi 36,73. O cálculo mostrou que o número de amostras apropriado a serem distribuídas em toda a área é de 279 pontos (Figura 3). A classe de área antrópica tem 64% da área total, enquanto a classe de vegetação tem 28%, seguida da classe de corpos d'água e área urbana, com 5% e 3%, respectivamente. O número de pontos distribuídos por classe foi: 179 pontos para classe área antrópica, 79 pontos para a classe vegetação, 15 pontos para a classe corpos d'água e 6 pontos para a classe área urbana. Na Figura 3 apresentam-se os pontos distribuídos na área.

Figura 3- Distribuição dos pontos amostrais em toda a extensão da área de estudo.

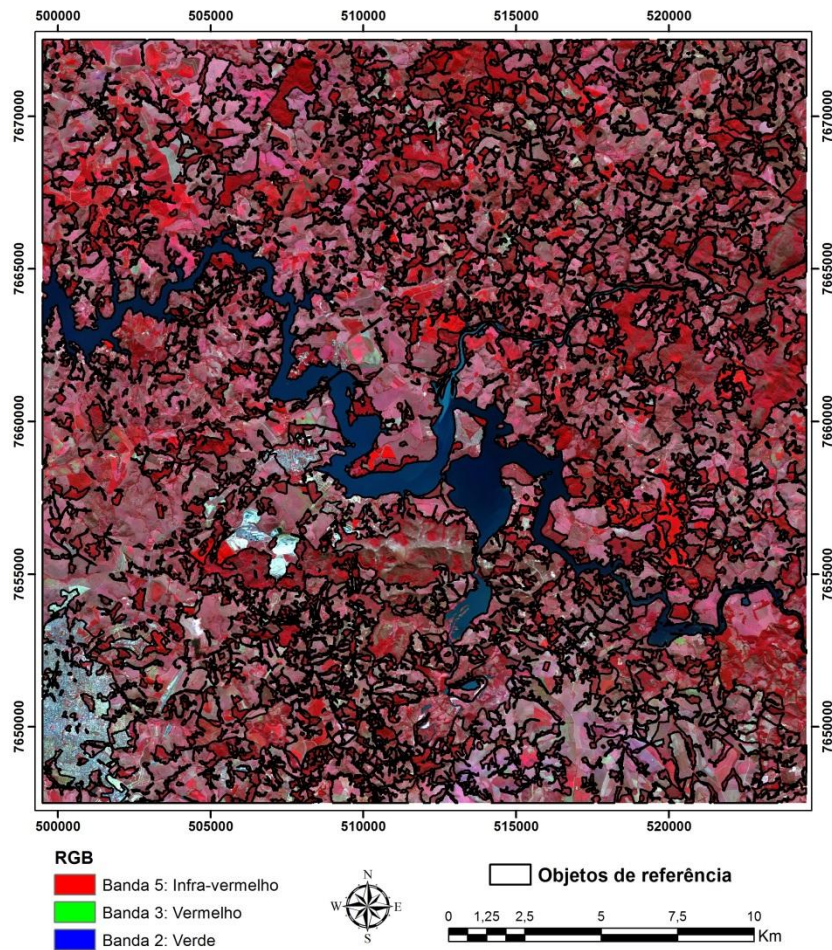


Fonte: Do Autor (2016)

A identificação dos pontos foi realizada por meio da interpretação da imagem RapidEye e pelas imagens de alta resolução espacial disponibilizadas no software Google Earth. Para cada ponto foi atribuída uma classe temática. A partir dos pontos distribuídos foram obtidos os dados de referência para a validação baseada em objeto proposta neste trabalho. Foi realizada a vetorização

manual dos alvos que foram contemplados pelos pontos amostrados, com base na interpretação da imagem RapidEye (Figura 4).

Figura 4 - Objetos de referência vetorizados manualmente a partir dos alvos contemplados por pontos amostrais.



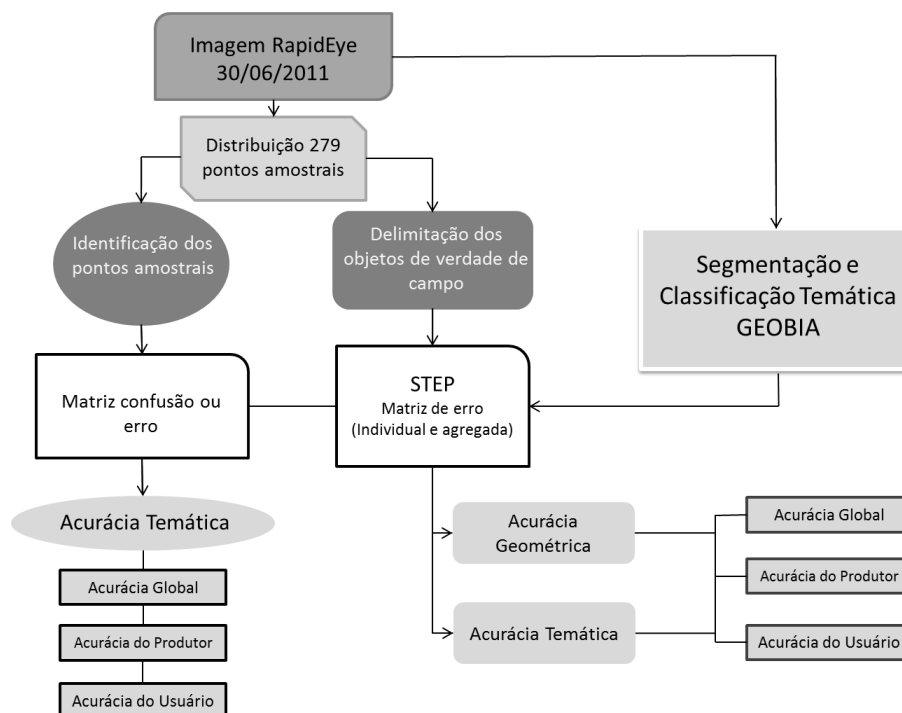
Fonte: Do Autor (2016)

Foram delimitados, no total, 89 objetos de referência, sendo 57 pertencentes à classe vegetação, 29 pertencentes à área antrópica, dois pertencentes à classe corpos d'água e um à classe área urbana. Cada alvo

delimitado foi contemplado com um ou mais pontos aleatórios, o que justifica o menor número de objetos delimitados em relação ao número de pontos. Isto se deve à extensão de alguns alvos, o que aumenta a probabilidade de serem contemplados por mais de um ponto aleatório.

Foi realizada a correção dos erros de topologia contidos nos dados de referência e na classificação temática em ambiente SIG. Os erros topológicos verificados nos dados foram sobreposição de polígonos, áreas vazadas e intercessão de vértices em linhas dos polígonos. Os dois dados de referência foram submetidos às validações baseadas em pixel e baseada em objeto. O quadro metodológico é expresso no fluxograma da Figura 5.

Figura 5 - Fluxograma dos procedimentos.



Fonte: Do Autor (2016)

5.4 Análise da acurácia temática tradicional baseada em pixel

Para a realização da análise de precisão tradicional, foi confeccionada a matriz de erro ou matriz de confusão (CONGALTON; GREEN, 1999), considerada a forma mais efetiva de determinar a acuracidade de uma classificação temática (BRITO, 2008), juntamente com os coeficientes globais como a exatidão global (STEHMAN, 1996) e o coeficiente Kappa (COHEN, 1960), e os coeficientes para classes individuais, como acurácia do produtor e acurácia do usuário (CONGALTON; GREEN, 1999).

Esta metodologia é amplamente utilizada para a validação de mapeamentos temáticos, tanto baseados em pixel (CARRAO, 2007; SELKOWITZ; STEHMAN, 2011; WICKHAM et al., 2004, 2010, 2013; ZHU et al., 2000), quanto baseados em objeto (BADJANA; HELMSCHROT, 2015; JAWAK; LUIS, 2015; KUX; SOUZA, 2012; MINAEI; KAINZ, 2016; YU et al., 2016).

As informações de referência obtidas dos 279 pontos amostrais foram confrontadas com o mapa temático e expressas na matriz de confusão. As classes validadas foram corpos d' água, área urbana, área antrópica e vegetação.

5.5 Aplicação do método de acurácia temática e geométrica baseada em objeto

O método de validação proposto por Lizarazo (2014), denominado *Shape, Thematic, Edge and Position*, STEP, realiza a validação dos objetos em relação às suas condições de forma, tema, borda e posição. Os quatro índices foram calculados para todos os 89 objetos de referência e seus respectivos 2.539 objetos classificados correspondentes. Todos os objetos que foram avaliados receberam um valor de similaridade para cada índice, que expressou a concordância entre o objeto referência e objeto classificado. Os resultados para

cada relação entre objetos são expressos em três matrizes de similaridade que serão descritas a seguir, assim como o cálculo de cada índice de similaridade.

5.5.1 Similaridade de forma (acurácia geométrica)

A similaridade de forma é o índice de comparação da geometria entre os objetos de referência e classificados. Para realizar esta comparação é utilizado um indicador de compacidade, que calcula o quanto a forma do objeto analisado desvia-se de uma forma específica, como, por exemplo, um círculo, quadrado ou triângulo (WENTZ, 1997).

Para realizar a descrição de forma dos objetos foi utilizado o índice de perímetro normalizado (NPI). Este índice é baseado na razão entre o perímetro de um círculo de igual área à do objeto comparado e o perímetro real do objeto (ANGEL; PARENT; CIVCO, 2010). O índice é calculado para ambos os objetos analisados, classificado e de referência, a partir da seguinte equação (6):

$$NPI = \frac{P_{eac}}{P_{obj}} \quad (6)$$

em que

P_{eac} é o perímetro do círculo e

P_{obj} é o perímetro do objeto.

O valor do NPI encontrado varia de 0 a 1. Ao objeto que tinha forma regular, se aproximando de uma forma circular, foi atribuído um valor próximo de 1. Em contrapartida, objetos com formas mais extensas e irregulares tendem a apresentar valores abaixo de 1. Baseado nesta relação, o método propõe um índice de similaridade que compara a forma do objeto de referência com a forma do objeto classificado. O índice é obtido por meio da razão entre o NPI do objeto

classificado em comparação com o NPI do objeto de referência, obtido pela seguinte fórmula (7):

$$S = r_{npi}^k \quad (7)$$

em que r_{npi} é a razão entre os NPIs do objeto classificado e o objeto referência, para k é atribuído ao valor +1, quando o resultado de r_{npi} é menor ou igual a 1, e -1 quando o resultado é maior que 1.

5.5.2 Similaridade de tema (acurácia temática)

Diferente da análise pontual e tradicional de validação temática de um mapa, esta abordagem exige a análise do objeto como um todo. Nesta análise, a similaridade temática visa descrever o quanto os objetos de referência foram bem classificados, por meio da porcentagem de área corretamente classificada. O índice utilizado para expressar esta similaridade é obtido por meio da área de interseção entre o objeto de referência e o objeto classificado, dividido pela área do objeto de referência, representado na equação 5.

$$T = \frac{A_{int}}{A_{ref}} \quad (5)$$

em que

A_{int} é a área de interseção entre o objeto classificado e o objeto de referência e A_{ref} é a área do objeto de referência. O índice retorna a porcentagem de área corretamente classificada dentro do objeto de referência, que é expressa em um intervalo de 0 a 1. O valor de 1 significa total correspondência entre os objetos, enquanto 0 significa nenhuma correspondência entre os objetos. Um ou

mais objetos classificados podem representar a área corretamente classificada do objeto de referência.

5.5.3 Similaridade de borda (acurácia geométrica)

A borda, ou limite, é definida como o conjunto de segmentos de linha que representa o limite de uma entidade (OPEN GEOSPATIAL CONSORTIUM - OGC, 2011) que, neste caso, seria a linha que representa o limite do objeto. Neste estudo são consideradas tanto as bordas internas quanto externas dos objetos analisados. Para cálculo da similaridade de borda, é utilizada a porcentagem das linhas de borda dos objetos classificados que coincidem com a borda do objeto de referência. A partir disso, este valor é dividido pelo perímetro do limite do objeto de referência e o índice de similaridade de borda fica expresso na seguinte equação (8):

$$E = (l_{int} / p_{ref})^k \quad (8)$$

em que l_{int} é o comprimento de borda do objeto classificado que coincide com a borda do objeto de referência, dividido pelo perímetro do objeto de referência, expresso por p_{ref} . O resultado da divisão entre l_{int} e p_{ref} é elevado ao valor k . Quando o valor de l_{int} for menor ou igual a p_{ref} , k será igual a +1. Caso contrário, k é assumido como -1.

A similaridade de borda leva em consideração uma margem de incerteza, ou “largura” inerente ao objeto de referência (SCHÖPFER; LANG; ALBRECHT, 2008; SKIDMORE; TURNER, 1992), que é estimada devido às incertezas causadas nas técnicas de processamento, ou delimitação manual dos objetos. Contudo, é considerada uma margem em torno de uma linha codificada (borda) na qual existe a probabilidade de encontrar a linha verdadeira, ou seja,

esta margem representa uma zona aceitável para a probabilidade de acerto na delimitação do objeto chamada de banda epsilon (*epsilon band*) (PERKAL, 1956).

A banda epsilon, ou distância epsilon, é considerada o erro máximo a ser tolerado em relação à coincidência entre as bordas, que pode ser baseada em relação à precisão espacial da imagem reportada pela sua distância no terreno (erro horizontal), com um dado nível de confiança. No caso deste estudo, a banda epsilon foi considerada de 12,7 m, correspondente ao erro horizontal da imagem RapidEye (COSTA, 2009) atrelado a um intervalo de confiança de 90% (CE90), ou seja, a probabilidade de que 90% dos pixels tenham, no máximo, 12,7 m de erro em relação à posição no campo. Este valor foi considerado com uma margem de aceitação (*buffer*) em relação à borda dos objetos de referência. O índice de similaridade de borda é expresso em um intervalo de 0 a 1.

5.5.4 Similaridade de posição (acurácia geométrica)

Pode-se considerar a posição de um objeto no espaço pela seleção de coordenadas de um sistema de referência que localize tal objeto no espaço. Para a seleção de um ponto de localização dos objetos analisados foi adotado como parâmetro o centroide de cada objeto.

O índice de similaridade de posição calcula a distância euclidiana entre os centroides dos objetos referência e classificados. Esta distância é dividida pelo valor do diâmetro da área circular combinada. A área circular combinada corresponde à representação de um círculo que tem a área igual à soma das áreas do objeto de referência e do objeto classificado. A equação seguinte expressa o índice.

$$P = 1 - \frac{d_{cent}}{d_{cac}} \quad (9)$$

em que d_{cent} é a distância euclidiana entre o centroide do objeto de referência e o centroide do objeto classificado correspondente, d_{cac} é o diâmetro da área circular combinada. O valor de P é dado em um intervalo de 0 a 1.

5.5.5 Matriz de similaridade individual

Os valores obtidos nas análises são tabulados em uma matriz de similaridade para cada índice, conforme exemplo na Tabela 3, que consiste de um quadro de linhas e colunas, no qual as linhas são representadas pelos objetos de referência, enquanto as colunas são apresentadas pelos objetos classificados. Os objetos são confrontados na Tabela e os seus valores de correspondência são expressos nas células em uma escala de 0 a 1. Para objetos sem nenhuma correspondência ou não confrontantes o valor atribuído na célula é 0.

Tabela 3 - Exemplo de uma matriz de similaridade individual representando o valor de cada relação entre objetos correspondentes ou não correspondentes.

Ref./Class.	1	2	3	4	5	6	7	8	...
1	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,81	0,00	0,00
2	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06	0,00	0,00	0,94
3	0,00	0,74	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
4	0,65	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05
5	0,00	0,00	0,00	0,36	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
...	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,70	0,00

Fonte: Do Autor (2016)

5.5.6 Matriz de similaridade agregada

Com base na primeira matriz de similaridade individual, é possível realizar uma análise conjunta dos resultados, agregando os valores de similaridade dos objetos de acordo com sua categoria temática. A matriz de similaridade agregada consiste em uma matriz quadrada de linhas (objetos de referência) e colunas (objetos classificados), em que o número de linhas e colunas é admitido de acordo com o número de classes temáticas analisadas, conforme o exemplo na Tabela 4.

Tabela 4 – Exemplo da matriz de similaridade agregada utilizada em todas as similaridades calculadas.

Referencia/Classificação	k	x	y	z
K	K,k	K,x	K,y	K,z
X	X,k	X,x	X,y	X,z
Y	Y,k	Y,x	Y,y	Y,z
Z	Z,k	Z,x	Z,y	Z,z

Fonte: Do Autor (2016)

Cada célula é resultado da agregação dos valores de cada objeto por classe temática; esta agregação é realizada para cada medida de similaridade. A agregação dos resultados dos objetos individuais é realizada separadamente em relação às linhas e às colunas. As colunas são agregadas em relação aos objetos de referência, em que cada objeto amostrado tem seus valores de correspondência agrupados por cada classe temática. Esta agregação, por exemplo, no índice de tema, é expressa pela equação 10.

$$T_j = \sum_{i=1}^n (a_i T_i) \quad (10)$$

em que T_j é o valor agregado do índice de tema (T) do objeto de referência j ; a_i é a porcentagem de área de referência ocupada pelo objeto i e T_i é o valor de tema do objeto i . Ou seja, a porcentagem de área ocupada pelo objeto correspondente é multiplicada pelo valor atribuído pelo índice de similaridade, seja ela forma, tema, borda ou posição. Após isso, estes valores são somados de acordo com categoria temática.

Após a agregação das colunas, a agregação do valor das linhas é realizada pela atribuição de um peso aos objetos de referência, baseado na probabilidade da seleção do objeto dentro de cada categoria. Para calcular a probabilidade da seleção do objeto de referência P_j (equação 11), vê-se que a_j representa a área do objeto de referência j e A_c o total da área amostrada na categoria dos objetos.

$$P_j = \frac{a_j}{A_c} \quad (11)$$

A partir desta probabilidade, é atribuído um peso para cada objeto referência (w_j), conforme a equação (12). Por fim, a similaridade agregada por classe temática do índice de tema é calculada utilizando-se a equação (13).

$$w_j = \frac{1}{p_j} \quad 12 \quad T_{ag} = \frac{\sum_{j=1}^n w_j T_j}{\sum_{j=1}^n w_j} \quad (13)$$

em que T_{ag} é o valor agregado do índice tema para uma dada categoria temática, sendo w_j o peso dado para o objeto de referência j e T_j é o valor resultante do índice de Tema para o objeto j .

4.5.7 Matriz de similaridade agregada por área

O método propõe também agregação dos valores da matriz individual baseada na área de intercessão dos objetos. Esta agregação resulta em uma matriz de similaridade que é ponderada de acordo com área total dos objetos de referência por classe temática. Para realizar essa ponderação é utilizado o valor de peso normalizado para cada categoria temática. Para calcular o peso normalizado, primeiramente, é necessário o cálculo do peso simples de cada categoria. O valor de w_k foi calculado utilizando-se a equação (14).

$$w_k = \frac{A_t}{a_k} \quad (14)$$

em que a_k denota a área total dos objetos de referência da categoria k e A_t é o total de área amostrada, ou seja, a soma de área total das amostras de todas as categorias. A partir do peso simples é possível calcular o peso normalizado (w_n) para cada categoria, sendo obtido pela divisão do peso simples (w_k) de uma dada categoria pela soma de todos os pesos das categorias (w_t), conforme a equação (15).

$$w_n = \frac{w_k}{w_t} \quad (15)$$

A partir da matriz de similaridade agregada ponderada por área, as acurácias global, do produtor e do usuário foram calculadas. Estes valores de acurácia são computados com base nos cálculos da matriz de erro tradicional (baseada em pixel), por meio da soma da diagonal principal e dos valores marginais gerados pela matriz de similaridade.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Matriz erro baseada em pixel

A matriz de confusão apresentada (Tabela 5) foi composta por todas as classes do mapeamento, sendo elas área antrópica, vegetação, área urbana e corpos d'água. Todas as classes analisadas obtiveram resultados satisfatórios, entretanto, pode-se destacar que as classes de vegetação e área antrópica foram as que apresentaram menor valor de acerto em relação a todas as classes. A classe de vegetação apresentou valores de acurácia do produtor e do usuário de 82,76% e 91,14%, respectivamente. Os erros de omissão (17,27%) e comissão (8,86%) desta classe ocorreram apenas com a classe de área antrópica.

A classe de área antrópica apresentou maiores resultados na acurácia do produtor, representando 95,35% de acerto, seguido por 91,62% de acurácia do usuário. A confusão com a classe de área antrópica foi apenas com as classes vegetação e área urbana (Tabela 5).

A classe de área urbana apresentou acurácia do usuário de 83,33%, com o erro de comissão de 16,67% com a classe área antrópica. A acurácia do produtor desta classe foi de 100%, assim como para a classe de corpos d'água, com 100% nas acurácias do produtor e do usuário. Estas classes apresentaram altos valores devido à sua separabilidade espectral em relação aos outros alvos, o que deixa bem nítida sua diferença em relação às outras classes temáticas. A acurácia global da matriz foi de 91,76% e o índice Kappa, de 0,83.

Os resultados apresentados pela matriz de confusão mostraram altos valores de acerto, tanto geral quanto individual por classe temática. Com base na acurácia do produtor, viu-se que a classe de vegetação e a área antrópica foram as que apresentaram maior erro dentro das amostras distribuídas. Estas são as classes de maior área dentro do mapa e que mais se confrontam. Os erros de

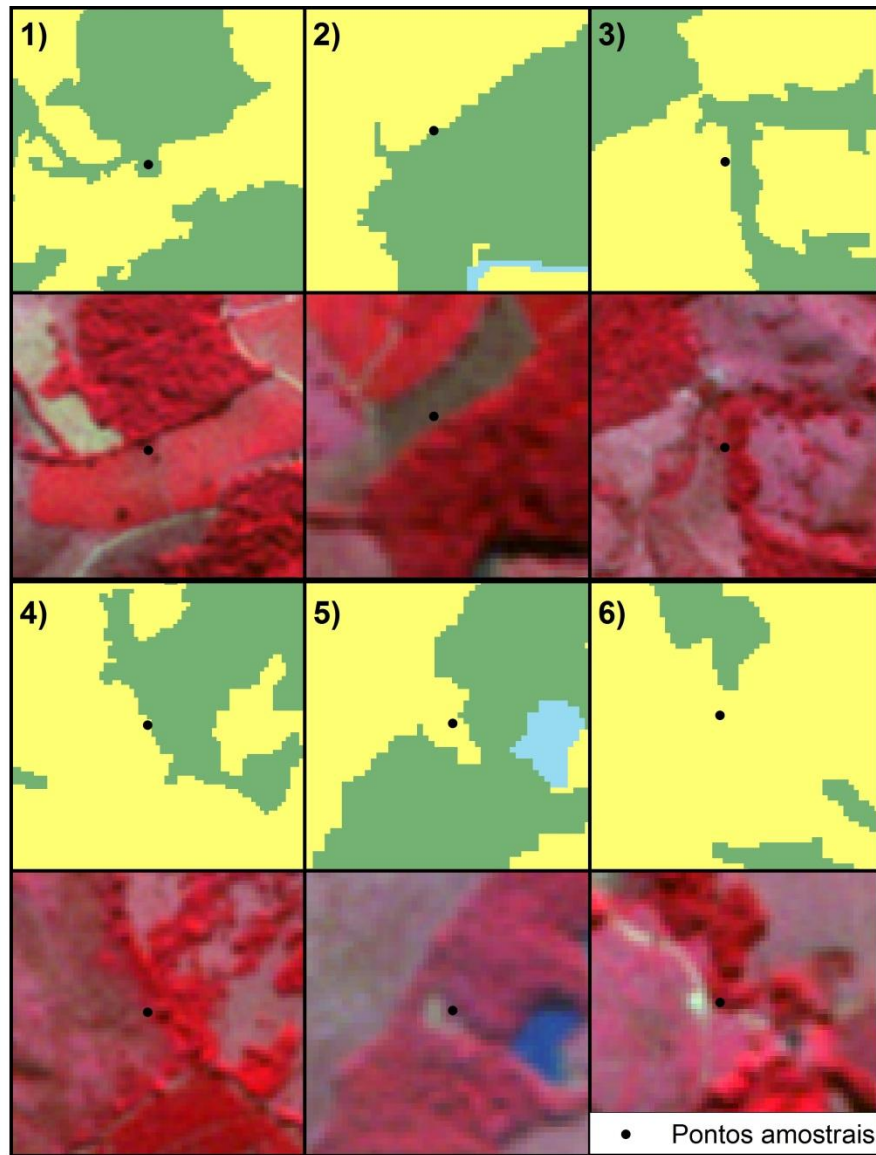
classificação entre estas classes ocorreram devido a confusões em áreas com vegetação mais esparsa, campos sujos e áreas de sombra, que foram comumente identificados em áreas de borda, conforme Figura 6. Entretanto, os valores de acurácia apresentados por estas classes são altos em se tratando de uma região com uma paisagem bastante fragmentada.

Tabela 5 - Matriz de confusão baseada em pixel a partir dos dados de classificação e dados de referência pelos pontos amostrais.

Verdade de campo	Vegetação	Antrópico	Urbano	Água	Total	Acurácia do usuário	Comissão
Classificação							
Vegetação	72	7	0	0	79	91,14% (72/79)	8,86%
Antrópico	15	164	0	0	179	91,62% (164/179)	8,38%
Urbano	0	1	5	0	6	83,33% (5/6)	16,67%
Água	0	0	0	15	15	100,00% (15/15)	0%
Total	87	172	5	15	279		
Acurácia do produtor	82,76% (72/87)	95,35% (164/172)	100,00% (5/5)	100,00% (15/15)		Acurácia global	91,76% (256/279)
Omissão	17,24%	4,65%	0%	0%			

Fonte: Do Autor (2016)

Figura 6 - Pontos amostrados em área de borda entre objetos onde foram verificados erros de classificação.



Fonte: Do Autor (2016)

7.2 Validação baseada em objeto STEP

A partir da validação realizada por STEP foram geradas as matrizes de similaridade individual para cada índice (forma, tema, borda e posição), entretanto, para a realização de uma análise geral de cada similaridade são apresentadas as matrizes de similaridade agregada. Os resultados das matrizes de similaridade agregadas por classe são dispostos da mesma maneira que a matriz de erro tradicional, em que a diagonal principal corresponde aos valores de acerto entre as classes e as demais células correspondem aos valores de similaridade atribuídos às classes diferentes, representando os erros de classificação.

7.2.1 Similaridade de forma

Na Tabela 6 mostram-se os resultados da matriz de similaridade agregada de forma, em que as classes de vegetação e área antrópica foram as que apresentaram os menores valores nesta similaridade, 0,23 e 0,30, respectivamente.

Tabela 6 - Matriz de similaridade de forma agregada por classe.

Class/verdade	Vegetação	Antrópico	Área urbana	Corpos d'água
Vegetação	0,23	0,03	0,00	0,02
Antrópico	0,04	0,30	0,00	0,01
Área urbana	0,01	0,02	0,55	0,00
Corpos d'água	0,00	0,00	0,00	0,76

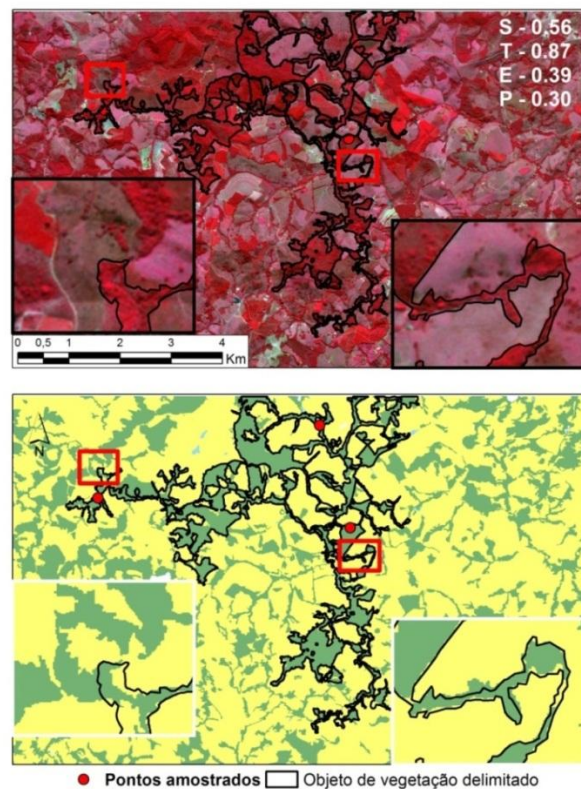
Fonte: Do Autor (2016)

A área em estudo é constituída, basicamente, por áreas de uso antrópico e fragmentos de vegetação nativa. Estes fragmentos de vegetação são, em grande parte, ligados por corredores de vegetação formados pelas matas ciliares. Dessa

forma, a vegetação da área é composta por fragmentos extensos e irregulares ao longo de toda área, que podem ou não estar ligados a outros fragmentos. Já a classe de área antrópica se estende em quase toda a área, sendo a classe de maior área, caracterizando, assim, um “background” em relação às demais classes mapeadas.

A forma irregular e a extensão dos objetos de vegetação são agravantes quanto à comparação de forma. Isto porque, além de irregulares, estes fragmentos podem ou não estar conectados uns aos outros (Figura 7).

Figura 7 - Exemplo de objeto da classe vegetação apresentando conexões e desconexões incorretas, afetando o valor de forma.



em que S - Forma (*shape*); T - tema (*theme*); E – borda (*edge*) e P - posição (*position*).

Fonte: Do Autor (2016)

A conexão entre grande parte destes fragmentos é uma área muito estreita, o que torna mais difícil a sua identificação nos processos de segmentação e classificação da imagem, sendo uma área passível de erro. Erros de classificação desse tipo desconectam objetos que seriam, na verdade, uma única unidade e que, quando comparados na similaridade de forma, podem afetar os resultados desta similaridade.

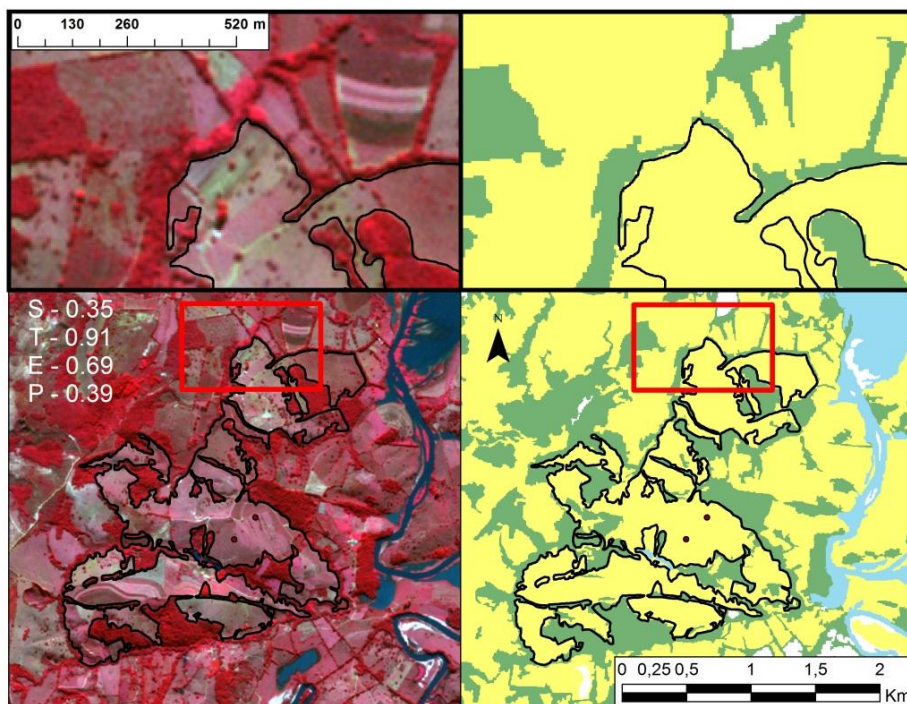
O contrário também ocorre, como dois fragmentos que seguem uma mesma disposição, mas não são ligados e têm seus limites muito próximos. Esta situação os torna também passíveis de erros de classificação, quando a classificação conecta dois objetos distintos da mesma classe. Estes erros de conexão e desconexão entre objetos são os principais fatores que influenciam os resultados da similaridade de forma na área em questão. Isto porque tanto objetos desconexos dentro do objeto de referência quanto objetos conectados fora dos limites podem apresentar disposição de forma diferente do objeto de referência.

Isto ocorre, pois a similaridade de forma é calculada com base no NPI, conforme o item 3.5.1, em que o perímetro dos objetos é comparado ao perímetro de uma forma regular (círculo). Com isso, uma diferença abrupta de tamanho e área entre os objetos pode gerar grandes diferenças nos resultados de NPI, principalmente em áreas contendo objetos irregulares. Pode-se dizer que, nestes casos, o índice de similaridade de forma é bastante sensível a pequenos erros de classificação, pois gera grandes diferenças nos resultados desta similaridade.

O mesmo acontece com objetos da classe de área antrópica, conforme a Figura 8. A partir dos exemplos é possível perceber que o delineamento dos objetos foi coincidente, porém, pequenas junções entre dois objetos da mesma classe temática formam um objeto que, comparado ao objeto real, afeta o valor atribuído à similaridade de forma. A avaliação de forma, quando comparada em

classificações com objetos mais uniformes, é menos passível de erro por estas questões.

Figura 8 - Exemplo de objeto da classe área antrópica.



Fonte: Do Autor (2016)

7.2.2 Similaridade de tema

A matriz agregada de similaridade temática apresentou os melhores resultados para as classes de área urbana e corpos d'água, com 0,93 e 0,99, respectivamente. A classe de vegetação foi a que apresentou menor valor de acurácia temática (0,47), tendo se confundido com as classes área antrópica e corpos d'água, com 0,38 e 0,15, respectivamente (Tabela 7).

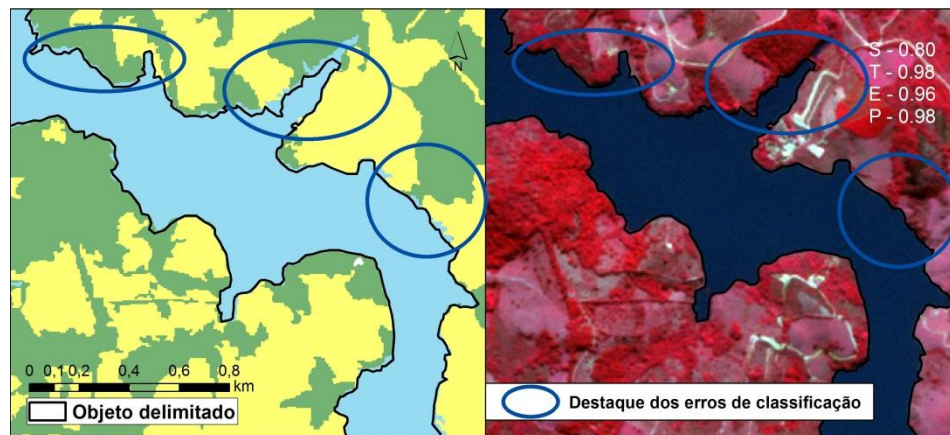
Tabela 7 - Matriz de similaridade de tema, agregada por classe.

Class/verdade	Vegetação	Antrópico	Área urbana	Corpos d'água
Vegetação	0,47	0,38	0,00	0,15
Antrópico	0,32	0,53	0,00	0,15
Área urbana	0,02	0,05	0,93	0,00
Corpos d'água	0,01	0,01	0,00	0,99

Fonte: Do Autor (2016)

Os erros de classificação da classe vegetação com a classe de corpos d'água ocorrem, em sua grande maioria, nas áreas de mata que circundam a área do reservatório. As áreas sombreadas ou diferenças entre os limites entre os objetos foram os maiores motivos para a confusão entre estas classes. Como a classe de vegetação e a área antrópica são as classes que mais se intersectam, esperava-se haver um maior número de inconsistências entre a delimitação dos objetos destas classes (Figura 9).

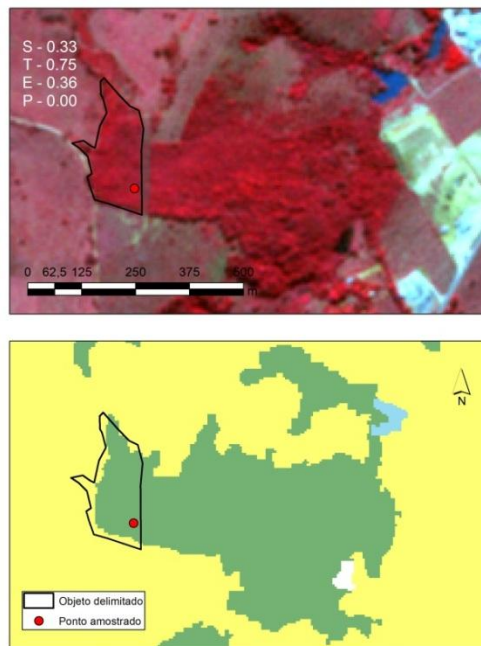
Figura 9 - Exemplo de erros de classificação entre as classes corpos d'água, vegetação e área antrópica.



Fonte: Do Autor (2016)

A similaridade de tema dentro da análise constitui-se, simplesmente, na porcentagem de área corretamente classificada dentro do objeto de referência. O objeto de referência pode ter correspondência com mais de um objeto classificado, pois o índice somente leva em consideração a porcentagem de área corretamente classificada. Mesmo sendo uma análise simples, estes resultados interferem diretamente nos demais índices de similaridade geométrica. Os erros de classificação também são bem descritos pelo método, mostrando tanto a quantidade de área do objeto de referência que está sendo cometida por outras classes, quanto a área de omissão, apresentando de forma clara os equívocos gerados na classificação (Figura 10).

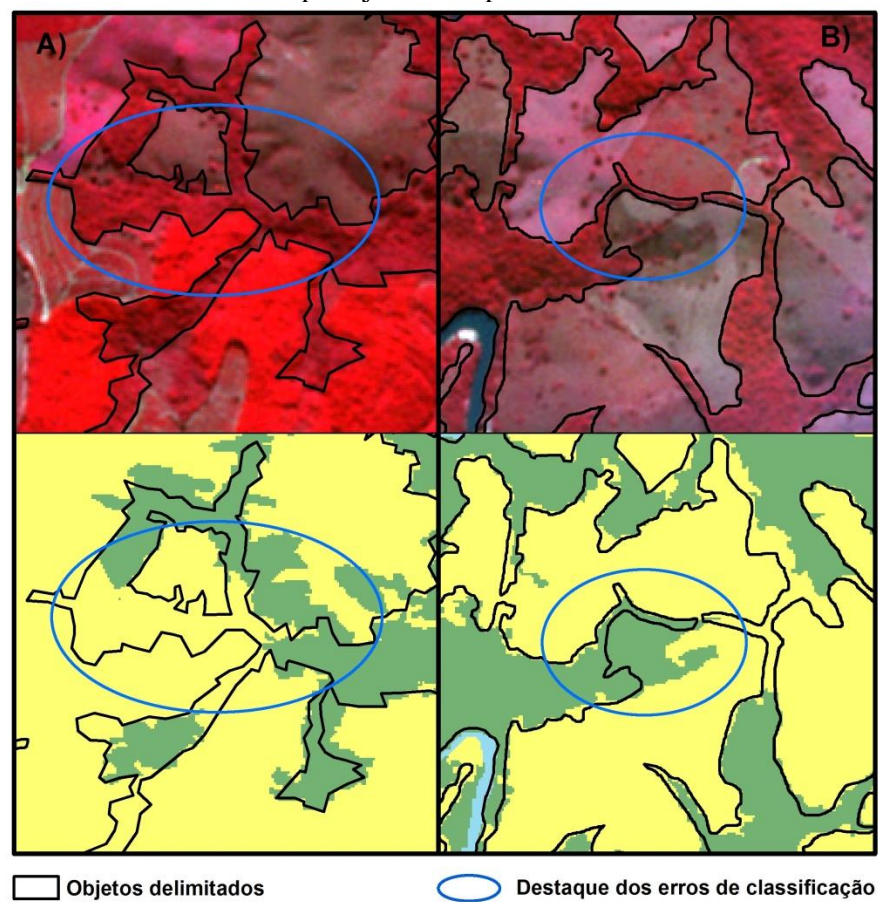
Figura 10 - Exemplo de objeto de vegetação quanto à precisão temática.



Fonte: Do Autor (2016)

A confusão ocorrida entre estas classes são principalmente motivadas por diferenças nos limites entre as classes. Além disso, confusões em relação a polígonos de eucalipto e áreas de pastagem sujas também foram identificadas, conforme a Figura 11.

Figura 11 - Exemplos de erro de classificação em relação à classe de vegetação em áreas de campo sujo e eucalipto.



Fonte: Do Autor (2016)

Diferente da análise de forma, a análise de precisão temática limita-se à área do objeto de referência, ou seja, mesmo que o objeto classificado se estenda além do objeto de referência, a análise considera apenas a sobreposição de classe dentro do objeto de referência. Dessa forma, pode-se observar que um objeto que tem alto valor de acurácia temática nem sempre apresenta altos valores de acurácia geométrica.

7.2.3 Similaridade de borda

Para os resultados do índice de similaridade de borda, as classes de vegetação e área antrópica foram as que apresentaram menores valores de acerto dentro da matriz, 0,39 e 0,41, respectivamente (Tabela 8).

Tabela 8 - Matriz de similaridade de borda agregada por classe.

Class/verdade	Vegetação	Antrópico	Área urbana	Corpos d'água
Vegetação	0,39	0,06	0,00	0,12
Antrópico	0,26	0,41	0,00	0,12
Área urbana	0,00	0,00	0,65	0,00
Corpos d'água	0,00	0,00	0,00	0,97

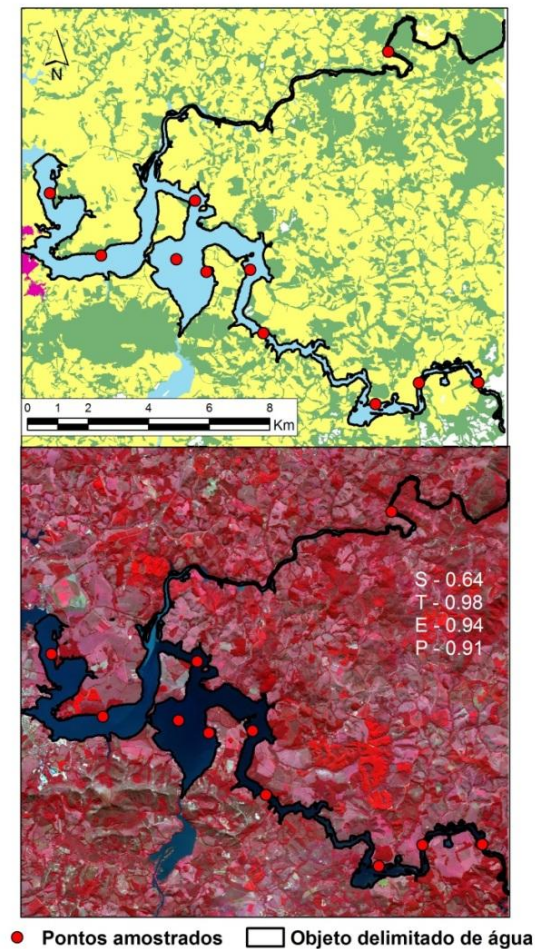
Fonte: Do Autor (2016)

O erro de borda está atrelado à diferença entre os limites das classes, em que a distância em relação a estes limites é influenciada pelos diversos erros de classificação. Os erros de classificação que mais influenciam os resultados da similaridade de borda são atrelados às áreas de transição entre classes, sendo influenciadas por variações texturais entre os alvos na imagem.

A classe de corpos d'água é a classe de melhor diferenciação em relação à similaridade de borda (0,97) devido ao fato de ser um alvo com uma resposta espectral muito distinta em relação às demais classes. Com isso, os limites da classe corpos d'água foram bem separados na classificação, conforme a Figura

12. Assim como a análise de similaridade temática, a similaridade de borda também é analisada somente em relação ao limite do objeto de referência.

Figura 12 - Exemplo objeto da classe corpos d' água.

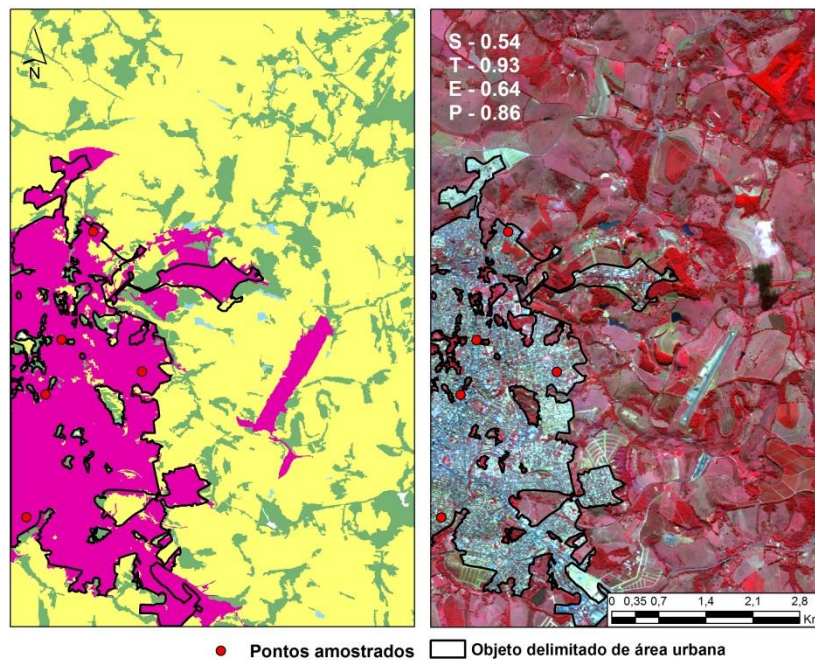


Fonte: Do Autor (2016)

A classe de área urbana é representada por um único polígono na análise e as maiores inconsistências apresentadas por esta classe foram em relação às similaridades de forma e borda, conforme Figura 13. Os erros de classificação da

classe área urbana foram atribuídos à confusão com áreas de uso antrópico nas regiões limítrofes da área urbana consolidada, o que resultou em menor valor para estes índices de similaridade.

Figura 13 - Exemplo do objeto da classe área urbana.



Fonte: Do Autor (2016)

7.2.4 Similaridade de posição

Para a matriz de similaridade de posição (Tabela 9) pode-se ver que a classe de vegetação apresentou valor muito baixo (0,09), seguida da classe de área antrópica, com 0,31. Semelhante à análise da similaridade de forma, a similaridade de posição leva em consideração o objeto classificado como um todo, extrapolando o limite do objeto de referência. O centroide consiste no

ponto central da massa de gravidade do objeto e é por meio dele que o índice de similaridade considera a posição do objeto no espaço.

Tabela 9 - Matriz de similaridade de posição agregada por classe temática.

Class/verdade	Vegetação	Antrópico	Área urbana	Corpos d`água
Vegetação	0,09	0,01	0,00	0,00
Antrópico	0,00	0,31	0,00	0,00
Área urbana	0,01	0,02	0,87	0,00
Corpos d`água	0,00	0,00	0,00	0,96

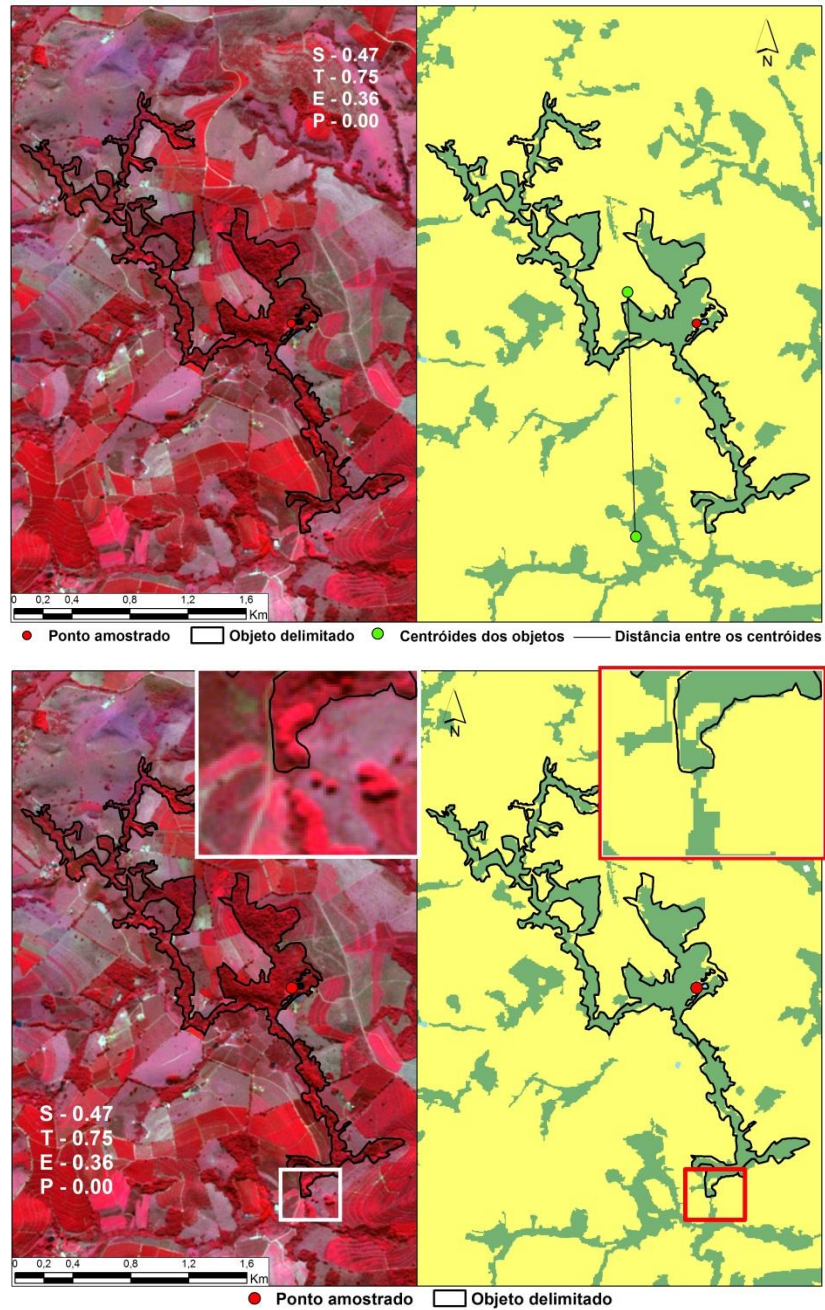
Fonte: Do Autor (2016)

Os erros de classificação, como conexões e desconexões dos objetos classificados, alteram a forma e a extensão do objeto analisado, o que pode causar grandes diferenças na posição do centroide em relação ao dado de referência.

Na geração da matriz individual de similaridade de posição foram verificados valores negativos, que se referiam a objetos sem nenhuma correspondência posicional. Os valores negativos ocorrem quando a distância do centroide (d_{cent}) entre os objetos é maior que o valor do diâmetro circular de igual área (d_{cea}), dentro do cálculo da similaridade de posição.

Dessa forma, estes valores negativos, por serem compreendidos como objetos sem nenhuma correspondência posicional, foram considerados como valor 0,00, na matriz de similaridade individual, conforme o exemplo da Figura 14. Neste caso, o exemplo é de um objeto que tem boa correspondência temática (0,75), porém, o objeto classificado correspondente está conectado a outro fragmento, deslocando demasiadamente a posição de seu centroide. O valor da similaridade de posição para esse objeto foi de -0,19, porém, foi atribuído o valor 0, considerando-o sem correspondência posicional.

Figura 14 - Exemplo de objeto da classe vegetação apresentando distância discrepante entre os centróides dos objetos.



Fonte: Do autor (2016)

7.2.5 Matriz de erro agregada por área ponderada

A matriz de erro agregada por área ponderada é construída com base na agregação dos valores dos índices de similaridade de cada um dos objetos, multiplicada pelo valor de área de intercessão dentro do objeto de referência. Os valores agregados na matriz são multiplicados pelos pesos normalizados de cada classe temática, no sentido de compensar as diferenças de área entre as classes (Tabela 10).

Tabela 10 - Tabela do peso normalizado para cada classe temática

Classe	Área obj. ref. (m ²)	Peso simples	Peso normalizado
Área antrópica	374624822	1,113327	0,01842414
Vegetação	79492058	6,210206	0,08682803
Corpos d'água	10000,32	16,9988	0,23766951
Área urbana	347348,8	46,996250	0,65707832

Fonte: Do Autor (2016)

Para as classes com maior área no mapa foram atribuídos baixos valores de peso (área antrópica e vegetação), enquanto as classes com menor área receberam pesos mais altos (corpos d'água e área urbana). Conforme retratam MacLean e Congalton (2012) e Radoux et al. (2011), para a realização da validação de produtos gerados a partir de GEOBIA, utilizando polígonos como unidade amostral, é necessária a atribuição de diferentes pesos em relação à área dos objetos de referência. Dessa forma, a análise ponderada considera que os objetos são do mesmo tamanho e, assim, o conjunto de amostras apresenta um coeficiente de variação igual a 0.

Os valores foram ponderados de acordo com os objetos de referência e, dessa forma, a multiplicação dos valores foi realizada com base nas colunas da matriz agregada. Com isso, as porcentagens de acurácia do produtor e global são

influenciadas pelo valor de ponderação, enquanto a acurácia do usuário é correspondente à porcentagem da área real.

A validação STEP apresenta duas matrizes agregadas para os resultados de cada similaridade, em que elas diferem de acordo com a agregação dos valores dos objetos. A matriz agregada por classe temática leva em consideração o peso dos objetos de referência de cada classe, em relação à probabilidade de amostragem. Já a similaridade agregada por área ponderada leva em consideração a área como um todo, a fim de expressar um resultado geral de cada similaridade. Assim, a ponderação desta matriz ocorre baseada na quantidade de área por classe temática. Com isso, os resultados expressos por cada matriz de similaridade têm uma avaliação diferenciada. De modo geral, os resultados globais de todas as similaridades foram altos, mostrando que o produto analisado se trata de um mapa de alta qualidade temática e geométrica.

7.3 Análise da acurácia temática

Os resultados da similaridade temática mostram que o mapa alcançou um acerto global de 82,25%, em que a classe área antrópica foi a classe com menor valor de acurácia do produtor (54,56%). Em contrapartida, vegetação (65,50%) e área urbana (77,65%) foram as classes que apresentaram os menores valores de acurácia do usuário. As demais classes apresentaram altos valores de acerto na acurácia individual, acima de 95% (Tabela 11).

Estes resultados evidenciam a possibilidade maior de erros temáticos para classe com grandes áreas, representadas pelas classes área antrópica e vegetação que, juntas, representam 92% da área de estudo. Visualmente, estes erros apresentam-se diluídos em todo o contexto da área, porém, estas classes se mostraram mais passíveis de erro temático por apresentarem várias relações entre polígonos de outras classes.

Tabela 11 - Matriz de erro ponderada por área (m²) da similaridade de tema.

Tema	Veg	Antr	Urb	Água	Total	AP
Veg	5883129	210284	2821	45915	6142150	95,78%
Antr	3067611	6188217	1846021	240062	11341910	54,56%
Urb	14292	10352	6420050	496	6445190	99,61%
Água	16485	4615	0	6797040	6818141	99,69%
Total	8981518	6413468	8268891	7083513	30747390	
AU	65,50%	96,49%	77,64%	95,96%		82,25%

Veg: vegetação; Antr: área antrópica; Urb: área urbana; AU: acurácia do usuário e AP: acurácia do produtor.

Fonte: Do Autor (2016)

Em relação à acurácia temática do presente estudo, a metodologia baseada em pixel apresentou 91,2% de acerto na acurácia global, enquanto a acurácia global da similaridade temática de STEP apresentou acurácia temática de 82,3%. Em se tratando de um mapa que foi submetido a um processo de correção manual, os dois resultados de acurácia global são considerados altos, pois, neste trabalho, buscou-se utilizar um produto de alto nível de qualidade para demonstrar o comportamento dos dois métodos na representação dos erros de classificação.

Nos resultados de acurácia individual entre as medidas, podem-se destacar as diferenças em relação à acurácia do produtor para as classes de vegetação e área antrópica. A classe de vegetação alcançou, na acurácia baseada em pixel, 82,76% de acerto na acurácia do produtor, enquanto na matriz agregada por área o resultado da acurácia do produtor foi de 95,78%, havendo uma subestimativa de acerto da classe pela metodologia tradicional.

A classe de área antrópica alcançou 95,35% de acerto na análise baseada em pixel, enquanto na matriz agregada por área obteve-se um valor de 54,56%, mostrando uma superestimativa da acurácia do produtor pela validação tradicional em relação à similaridade de tema. Como mencionado anteriormente, a classe de área antrópica representa um *background* em toda a área mapeada, o

que faz com que seja a classe temática que tem o maior número de confrontos com outros objetos. Quanto maior a quantidade de confrontos com objetos de outras classes, maior a possibilidade de erros de classificação, devido às diferentes situações encontradas dentro de uma área com objetos irregulares.

Os resultados da matriz agregada por área são influenciados pela atribuição dos pesos por classe temática. Entretanto, se não fossem levados em consideração os pesos para as classes temáticas, os resultados da acurácia do produtor seriam de 85,23% para a classe de vegetação e 89,66% para a classe de área antrópica (Tabela 12). Ou seja, mesmo que os resultados fossem obtidos apenas pela área real da classificação, a acurácia do produtor correspondente às classes vegetação e área antrópica ainda seria subestimada e superestimada, respectivamente.

Tabela 12 - Acurácias do produtor e do usuário para a similaridade temática de acordo com a matriz agregada baseada na área real das classes.

CLASSE	Acurácia do usuário	Acurácia do produtor
Vegetação	65,50%	85,24%
Área antrópica	96,49%	89,66%
Área urbana	77,64%	93,02%
Corpos d'água	95,96%	98,48%
Acurácia global	89,54%	

Fonte: Do autor (2016)

Como citado anteriormente, os resultados da acurácia do usuário resultantes da matriz agregada por área são correspondentes à porcentagem de área real das classes temáticas. Entretanto, em comparação com os resultados da matriz tradicional, podem-se observar superestimativas nos resultados das classes vegetação (91,14% - pixel e 65,50% - objeto), corpos d'água (100% - pixel e 95,96% - objeto) e área urbana (83,33% - pixel e 77,64% - objeto), além

do valor de subestimativa em relação à classe área antrópica (91,62% - pixel e 96,49% - objeto) da avaliação tradicional em relação à similaridade temática de STEP.

Os resultados de acerto e erro entre as duas metodologias estão relacionados aos mesmos alvos, pois a delimitação dos objetos de referência para a acurácia baseada em objeto foi realizada a partir dos pontos amostrais utilizados na acurácia tradicional. Dos 89 objetos delimitados, 70 não contêm amostras com erros de classificação, ou seja, para a análise baseada em pixel, esses objetos foram avaliados com 100% de acerto. Em contrapartida, em relação a todos os objetos na análise de similaridade temática, foram verificados apenas cinco com valores acima de 0,90, que variam de 29 a 2000 hectares, porém, não foi constatado nenhum objeto com 100% de acerto.

Esta constatação corrobora o fato de que a avaliação tradicional não é capaz de mensurar todas as inconsistências temáticas relativas aos objetos já que, para observá-las, é necessária uma análise utilizando polígonos amostrais. Portanto, os resultados da avaliação tradicional são apontados como super e subestimados, pois são resultantes de uma análise que apresenta um resultado isolado, sem reconhecer todos os erros e acertos do objeto analisado.

No trabalho de Lizarazo (2014) foi avaliado, a partir de STEP, um subset da classificação de área urbana gerada a partir de GEOBIA, com área com cerca de 0,5 km², em contraposição com a deste estudo, que foi de 625 km². Foram avaliadas neste contexto classes como água, construções (edifícios), grama/arbustos, copa das árvores e outras superfícies pavimentadas, num total de 10 objetos de referência.

A análise consistiu na avaliação de objetos simples e com formas mais regulares, o que é mais característico de objetos em ambientes urbanos. O mapa avaliado foi estimado com um acerto temático de 96%, com base na acurácia

tradicional baseada em pixel. Porém, na avaliação de STEP, o estudo alcançou uma acurácia temática global de 87,6%.

Não foi apresentada neste estudo a matriz de confusão baseada em pixel para a comparação entre as acurácias individuais. Somente foram apresentadas as acurácias do produtor com base na similaridade temática, sendo 80,2% (água), 80,9% (construções), 84,3% (gramas/arbustos), 97,4% (copa das árvores) e 100% (outras pavimentações).

Mesmos em se tratando de classes diferentes, pode-se observar que, em relação ao presente estudo, as classes que abrangem alvos naturais, como água e grama/arbustos, obtiveram baixos valores de acurácia do produtor. Isto se dá porque são os alvos mais variáveis dentro de uma classificação em ambientes urbanos. Além disso, a classe outras pavimentações alcançou 100% na acurácia do produtor, mostrando total acurácia temática para uma classe regular. Este padrão segue em relação ao presente estudo, em que classes com formas variáveis são mais passíveis de erro.

Entretanto, as classes de construções e copas de árvore seguem o sentido oposto dos resultados, 80,9% e 97,4%, respectivamente. O delineamento do objeto classificado da classe copas de árvore é tão irregular quanto os demais alvos naturais citados, porém, o limite dos objetos de referência desta classe está quase todo contido dentro do objeto classificado, o que significa que a classe realmente está bem classificada. No entanto, o limite do objeto classificado extrapola o objeto de referência, podendo significar um erro de comissão para outras classes.

Contudo, no estudo de Lizarazo (2014) não houve objetos de referência que faziam fronteiras, diferentemente do presente estudo. Isto é um agravante perante os resultados globais, pois os objetos com a segmentação maior que a delimitação do objeto de referência (*under-segmentation*) não interferem nos

resultados de acurácia global da similaridade de tema, diferentemente do presente estudo, em que a grande parte dos objetos de referência são limítrofes.

A classe de construções obteve diferenças quanto à borda dos objetos de referência, o que acarretou no menor valor de acurácia do produtor para esta classe, mesmo sendo uma classe com uma forma bastante regular.

Outras metodologias de acurácia baseada em objeto também foram desenvolvidas diante da necessidade de avaliar os produtos gerados por GEOBIA, porém, ainda não há uma metodologia adotada pela comunidade científica para este contexto (RADOUX et al., 2011). Cada método foi desenvolvido para a validação de produtos temáticos utilizando o polígono como unidade amostral. A maioria das análises avalia a qualidade geométrica dos objetos, porém, são poucos os métodos que conjugam uma validação temática e geométrica. O principal intuito nestes estudos é superar a utilização da metodologia baseada em pixel para a validação de mapas temáticos gerados por GEOBIA, entretanto, nem todos realizam uma comparação direta com a metodologia tradicional.

A comparação entre os estudos nesta linha de pesquisa não é uma tarefa trivial, pois envolve diferentes análises e formas de avaliação. Porém, os resultados apresentados pelas análises de acurácia baseadas em objeto demonstram uma diferente realidade em relação aos produtos cartográficos avaliados, evidenciando que os erros de classificação podem ser, muitas vezes, omitidos quando submetidos a uma análise baseada em pixel.

Hernando et al. (2012) realizaram uma análise da acurácia temática e espacial para povoamentos florestais utilizando a metodologia OFA-Matrix. O método divide os objetos classificados em dois tipos, que são estabelecidos de acordo com a posição dos centroides dos objetos classificados em relação à área dos objetos de referência. São considerados espacialmente incorretos os objetos que têm seu centroide fora da área do objeto de referência (C1: semelhantes aos

disjuntos). Em contrapartida, os objetos que têm o centroide dentro do objeto de referência correspondem aos objetos espacialmente corretos (C2: semelhantes aos iguais). Cada um destes grupos ainda tem três categorias, porém, para uma estimativa de acurácia global, os valores totais são agregados em um valor médio para cada tipo, C1 e C2. A acurácia global relativa ao tipo (C1) foi de 44,61%, significando a porcentagem corretamente classificada dos objetos sem correspondência espacial com o objeto de referência. O Tipo C2 corresponde aos objetos considerados espacialmente corretos, tendo alcançado 69,8%. Este estudo não apresentou um valor de acurácia global para uma validação baseada em pixel.

O método proposto visa uma avaliação temática e espacial dos objetos classificados, porém, a categorização enrijece a análise geométrica dos objetos, pois está centrada apenas na posição dos objetos classificados em relação ao dado de referência. Isso implica em uma grande limitação do método, já que as características geométricas dos objetos são descartadas. Além disso, a apresentação dos resultados de acurácia temática em dois grupos de objetos não apresenta um nível de confiabilidade geral do mapa em questão.

Persello e Bruzzone (2010) propuseram um protocolo de avaliação temática e geométrica para classificações geradas a partir de imagens de alta resolução espacial, porém, testando para diferentes algoritmos classificadores baseadas em pixel e baseados em contexto. Os autores utilizaram as medidas de (1) *oversegmentation*, (2) *undersegmentation*, (3) localização de borda, (4) distorção de forma e (5) fragmentação. Em conjunto com estas cinco medidas geométricas também foi calculada a matriz de erro tradicional para a validação temática da classificação de área urbana. Esta validação temática é realizada com base na distribuição de pontos amostrais dividida em três categorias de objetos que são áreas homogêneas (AH), áreas de borda (AB) e as duas

categorias juntas (AH+AB). Nestas três categorias foram calculadas a acurácia global e o índice Kappa.

O *Algoritmo Suport Vector Machine* obteve, em média, os melhores resultados para todas as medidas realizadas, sejam elas geométricas (1) 27,1%, (2) 4,8%, (3) 58,5%, (4) 4,3% e (5) 17,0% ou temáticas AH – 96,2 (0,95), AB – 76,5% (0,71) e AH+AB – 89,3% (0,86-Kappa). Posteriormente, o algoritmo foi submetido à mesma análise, mediante teste de vários parâmetros do algoritmo. Esta metodologia apresenta uma gama de medidas para avaliação geométrica dos objetos, porém, a acurácia temática ainda está vinculada à validação tradicional baseada em pixel, sem levar em consideração todas as possíveis inconsistências do objeto, como no caso da metodologia STEP.

As metodologias que conjugam uma validação temática e geométrica entre os objetos têm sido propostas, porém, ainda são escassas e com limitações quanto à unidade de análise. No presente estudo considera-se que a metodologia STEP é a mais apropriada para a validação de produtos gerados por GEOBIA, pois a mesma consegue congrega, a partir do mesmo objeto de referência, as avaliações temática e geométrica dos objetos. A avaliação de similaridade de tema é uma análise simples, porém, mostra claramente a acurácia dos objetos classificados a partir da porcentagem corretamente classificada. Além disso, estes valores são utilizados no restante das avaliações dentro do método, o que mostra que, mesmo sendo quatro medidas independentes, os resultados podem ser influenciados entre si, já que as propriedades do objeto são correlatas.

7.4 Análise da acurácia geométrica

Das três avaliações de acurácia geométrica apresentadas, a similaridade de borda foi a matriz que alcançou os maiores resultados, com a acurácia global de 98,47%, em conjunto com os valores de acurácia do produtor e do usuário,

que variaram entre 95,33% e 99,98% (Tabela 13). Estes resultados diferem dos obtidos no estudo realizado por Lizarazo (2014), no qual a acurácia global de borda foi o valor mais baixo de todas as similaridades, com 43% de acerto.

Tabela 13 - Matriz de erro ponderada por área (m²) da similaridade de borda.

Borda	Veg	Antr	Urb	Água	Total	AP
Veg	3864660	77523	2138	6947	3951269	97,81%
Antr	143302	4388292	54673	15648	4601915	95,36%
Urb	175	910	4473858	1	4474945	99,98%
Água	403	989	0	6754386	6755778	99,98%
Total	4008541	4467715	4530669	6776982	19783910	
AU	96,41%	98,22%	98,75%	99,67%		98,47%

Fonte: Do Autor (2016)

Essa discrepância nos resultados apresentados neste estudo também pode ser causada pelos parâmetros utilizados dentro da análise (banda epsilon). A banda epsilon é considerada uma margem aceitável em relação ao limite verdadeiro dos objetos de referência, ou seja, um “buffer” em torno da linha do objeto de referência onde o limite do objeto classificado pode ser considerado correto, tanto internamente quanto externamente. Entretanto, essa distância é estimada com base no erro horizontal do dado utilizado como referência que, no estudo de Lizarazo (2014), consistia em uma fotografia aérea de 30 cm de resolução espacial, com um erro horizontal de 1,22 m.

Além disso, diferenças entre a resolução espacial da imagem utilizada para a segmentação e na imagem utilizada para a delimitação dos objetos de referência podem aumentar estas diferenças, o que influencia a correspondência de borda entre a segmentação e a delimitação manual (RADOUX; DEFOURNY, 2007). No estudo de Lizarazo (2014) a resolução de imagem utilizada para classificação foi de 0,9 m. Entretanto, mesmo se tratando de duas imagens de alta resolução espacial, essa diferença de tamanho de pixel pode ser um fator que influencie os resultados de borda.

No presente estudo, a imagem utilizada para a classificação também foi a mesma para a coleta dos objetos de referência, não havendo influência quanto à resolução espacial. Os fatores de resolução e a distância epsilon podem ser motivos para influenciar os resultados de similaridade de borda, entretanto, não são os fatores determinantes para alterar os resultados de coincidência de borda.

Os resultados globais das similaridades de forma e posição alcançaram menores valores, em comparação com os resultados da análise de borda. Entretanto, as duas similaridades alcançaram bons resultados, 90,86% (forma) e 89,93% (posição) (Tabela 14 e 15). Em relação aos resultados individuais, novamente a classe de área antrópica foi a que obteve menor valor de acurácia do produtor, sendo 71,98% para a similaridade de forma e 70,28% para posição. Já a classe vegetação obteve os menores valores para a acurácia do usuário para forma e posição, 77,30% e 70,20%, respectivamente.

Tabela 14 - Matriz de erro ponderada por área (m²) da similaridade de forma.

Forma	Veg	Antr	Urb	Água	Total	AP
Veg	3582043	68360	760	27159	3678322	97,38%
Antr	1036650	3835601	364760	91327	5328339	71,98%
Urb	6798	3346	3754445	106	3764696	99,73%
Água	8410	1438	0	4821531	4831380	99,80%
Total	4633901	3908746	4119966	4940124	17602740	
AU	77,30%	98,13%	91,13%	97,60%		90,86%

Fonte: Do Autor (2016)

Tabela 15 - Matriz de erro ponderada por área (m²) da similaridade de posição.

Posição	Veg	Antr	Urb	Água	Total	AP
Veg	3907991	43138	0,00	6146	3957275	98,75%
Antr	1647794	5670121	641984	108454	8068353	70,28%
Urb	8252	3701	5956307	395	5968655	99,79%
Água	2792	479	0	6467543	6470814	99,95%
Total	5566829	5717439	6598291	6582537	24465100	
AU	70,20%	99,17%	90,27%	98,25%		89,93%

Fonte: Do Autor (2016)

Semelhante aos resultados da similaridade de tema, as classes com maiores áreas (área antrópica e vegetação) também foram as que apresentaram menor acurácia individual em relação às similaridades geométricas. Os erros de comissão e omissão deixam claro que a relação entre as mesmas classes, vegetação e área antrópica, foi a maior responsável pelos baixos valores de acurácia. As relações de conexões e desconexões incorretas, conforme discutido nos itens 5.2.1 e 5.2.4, são as principais influências em relação à acurácia das similaridades de forma e posição entre as classes.

No estudo de Lizarazo (2014) estas similaridades (forma e posição) apresentaram os melhores resultados (92% e 99%), pois neste estudo os objetos possuíam uma forma mais regular em comparação com o presente estudo. Assim, as relações de *under* e *over-segmentation* não influenciavam tanto nos resultados destas suas similaridades.

A acurácia geométrica dos objetos é fundamental para a validação de um produto temático, pois está diretamente ligada à qualidade das informações geradas. Porém, para avaliar a qualidade geométrica dos objetos classificados, é necessária uma análise que englobe o objeto em todas as suas características, o que é impossível para a análise tradicional baseada em pixel.

Outros autores também realizaram análises da geometria dos objetos gerados a partir de GEOBIA, como Möller, Birger e Glässer (2014) avaliando os mapeamentos de mudança e não mudança na Alemanha, a partir de uma avaliação de área relativa, posição relativa e medidas combinadas. Neste estudo, foram avaliados 72 objetos de mudança, porém, destes, apenas 57 objetos foram avaliados por atenderem o tamanho mínimo para a análise. Dos objetos analisados, 33 (58%) foram considerados menores que o objeto de referência (*under-sized*).

Lucieer e Stein (2002) realizaram validação de objetos espaciais gerados por segmentação gerados a partir de imagens Ikonos, avaliando as incertezas

existenciais dos objetos classificados em campos de agricultura. O método toma por base o índice de ajuste de área, baseado na sobreposição dos objetos. Este índice é somado a um fator de correção, baseado na contagem pixels contidos nas bordas dos objetos, e varia de -1 a 1, em que valores negativos correspondem a objetos que apresentam *undersegmentation* e valores positivos abaixo de 1 são considerados como *oversegmentation*. O valor 1 nesta avaliação corresponde a um objeto perfeitamente classificado. O estudo conclui que a grande maioria dos objetos analisados é supersegmentada (*oversegmentation*) e que o melhor valor individual obtido para todo o estudo foi de 0,91. O autor não discute em relação a um valor de acerto geral.

A apresentação de resultados indicando apenas *under* ou *oversegmentation* ou *under* e *over-sized*, como nas metodologias propostas por Lucieer e Stein (2002) e Möller, Birger e Glässer (2014), nem sempre é eficiente para uma validação geométrica de mapas temáticos. Isto porque as avaliações dos objetos não levam em consideração fatores em relação ao delineamento, como de borda e forma dos objetos. Avaliações neste sentido são importantes para a validação de produtos temáticos gerados por GEOBIA, pois, além de serem fatores importantíssimos quanto à avaliação dos objetos, podem ser resultados úteis para o aprimoramento das técnicas de segmentação.

A avaliação de objetos regulares obtidos por imagens de alta resolução também é realizada nas análises urbanas, como no trabalho de Freire et al. (2014), na validação das feições urbanas a partir de uma avaliação de qualidade dos objetos. As feições são extraídas da classificação do ambiente urbano de Lisboa, Portugal. Os objetos extraídos são categorizados de acordo com o nível de coincidência com objetos de referência e estas categorias são divididas em compatíveis ou não compatíveis. A atribuição destas categorias foi considerada a partir da porcentagem de borda do objeto de classificado que estava dentro do objeto de referência. Esta análise foi realizada em três níveis de escala, 1:1.000,

1:5.000 e 1:10.000, em que quanto maior a escala, mais restritiva é a margem de compatibilidade para os objetos.

O estudo indica que, para as escalas de 1:1.000 e 1:5.000, os resultados de compatibilidade não foram satisfatórios para um nível de tolerância planimétrica de 90%, alcançando porcentagem de 0% e 26%, para as feições selecionadas como compatíveis. A escala de 1:10.000 alcançou 89% das feições selecionadas com média de 96,1% do valor de compatibilidade. Entretanto, considerando a análise nas três escalas, a acurácia global para a extração das construções foi de 72,2%.

Este método, diferentemente da metodologia STEP, não apresenta um valor de acerto geométrico individual para os objetos avaliados. Estes resultados são de grande importância para a compreensão dos resultados gerais. Além disso, a atribuição de duas categorias, como compatíveis e não compatíveis, é uma constatação arbitrária e subjetiva em relação ao valor que limita a divisão estas categorias. A metodologia STEP apresenta os resultados das similaridades geométricas por meio dos resultados individuais e gerais com base nas porcentagens de cada similaridade, conseguindo realizar uma validação mais próxima da verdadeira realidade em campo.

Os trabalhos que realizam uma avaliação geométrica dos objetos têm diferentes abordagens e utilizam de diferentes medidas, índices e formas de mensuração dos resultados. Esta pluralidade de medidas enriquece esta área do conhecimento, dando suporte para vários tipos de análises relativas à validação de objetos geográficos. Porém, para a validação geométrica de mapas temáticos gerados por GEOBIA, é necessária uma validação que conjugue todas as características dos objetos em relação ao seu delineamento, posição no espaço e disposição. As similaridades de forma, borda e posição da metodologia STEP formam uma análise simples e completa em relação ao objeto geográfico, o que

leva o método a ser mais apropriado para a validação de mapas temáticos gerados por GEOBIA.

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Considera-se que a utilização de uma metodologia baseada em objeto é um protocolo de validação mais eficiente para a avaliação de mapeamentos temáticos gerados por GEOBIA, em comparação com a metodologia tradicional baseada em pixel. Isto porque o estudo mostra que uma validação pontual pode não representar a real realidade do mapa analisado, pois ela pode apresentar resultados super ou subestimados de acurácia, em relação a uma abordagem que englobe o objeto como unidade de análise.

O método proposto por Lizarazo (2014) foi considerado o mais adequado em relação às demais metodologias propostas para validação destes produtos temáticos, pois realiza uma análise da qualidade temática e geométrica do objeto de forma conjunta.

A validação temático/posicional permite a identificação de erros relativos à constituição e ao delineamento dos objetos, que não eram detectados pela metodologia tradicional, baseada em pixel. O reconhecimento temático e geométrico dos objetos aumenta o nível de confiabilidade dos produtos gerados, pois o objeto é considerado como um todo. Além disso, esta abordagem de validação baseada em objeto, além de identificar os erros de classificação, pode enriquecer ainda mais as análises relativas à segmentação e à classificação de imagens.

9 CONCLUSÃO

A partir das análises realizadas considera-se que a metodologia de validação baseada em objeto tem um imenso ganho em relação à análise tradicional para a validação de classificações temáticas. A análise conjunta de tema e geometria dos objetos torna a validação completa em relação à sua unidade de análise, o que é necessário para a validação de produtos gerados por GEOBIA. A validação tradicional visa e quantifica apenas as informações pontuais relativas ao ponto amostral, o que a torna obsoleta em relação à conjuntura do objeto construído no processo de segmentação. Dessa forma pode-se constatar que:

- a) mesmo apresentando altos valores de acerto em relação à acurácia global, a metodologia baseada em pixel resultou em um valor superestimado em relação à acurácia global (91,72%), quando comparada à metodologia baseada em objeto (82,25%). Entretanto, em relação às acurácias individuais, mesmo tendo a maioria das classes com superestimativa, foi verificada também subestimativa para uma classe em todas as análises, o que deixa claro que a metodologia tradicional está sujeita a apresentar as duas condições em relação a uma análise baseada em objeto;
- b) os resultados em relação à geometria dos objetos, mesmo apresentando análises independentes, podem ser influenciados entre si e influenciar diretamente a precisão temática do mapa. Porém, neste estudo, foi possível constatar que diferenças em relação à forma e à posição dos objetos nem sempre podem representar diferenças a respeito da acurácia temática dos objetos, quando elas estão atreladas ao tamanho e à constituição deles.

- c) Objetos conectados ou desconectados incorretamente acarretaram grandes diferenças quanto à forma e à posição (90% e 89%, respectivamente), pois se tratam de análises entre objetos de tamanhos diferentes. Entretanto, em situações diferentes destas, a forma e a borda dos objetos são características que estão diretamente vinculadas aos erros temáticos, pois estão envolvidos com o correto delineamento dos objetos;
- d) a disposição de forma dos objetos é um fator preponderante em relação à possibilidade de erros dos objetos, pois objetos com formas mais regulares estão menos sujeitos a inconsistências temático/posicionais em relação àqueles com forma irregular. Estas inconsistências afetaram, principalmente, as características geométricas, principalmente quando se trata de objetos extensos e estreitos, pois estão relacionados à constituição e ao delineamento dos objetos. Os erros de classificação neste sentido afetaram em menor proporção a acurácia temática, porque as inconsistências encontradas em objetos irregulares constituem pequenas áreas.

REFERÊNCIAS

- ADAMS, R.; BISCHOF, L. Seeded region growing. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, Sidney, v. 16, n. 6, p. 641-647, 1994.
- ALBRECHT, F.; LANG, S.; HÖLBLING, D. Spatial accuracy assessment of object boundaries for object-based image analysis. In: GEOBIA 2010: GEOGRAPHIC OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS, 2010, Ghent. **Proceedings...** Ghent, 2010. p. 1-6.
- ANGEL, S.; PARENT, J.; CIVCO, D. L. Ten compactness properties of circles: Measuring shape in geography. **Canadian Geographer**, Quebec, v. 54, n. 4, p. 441-461, 2010.
- ANTUNES, A. F. B.; LINGNAU, C. Uso de índices de acurácia para avaliação de mapas temáticas por meio de classificação digital. In: GIS BRASIL, 1997, Curitiba. **Anais...** Curitiba, 1997. p. 1-15.
- BAATZ, M.; SCHAPE, A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: ANGEWANDTE GEOGRAPHISCHE INFORMATIONS VERARBEITUNG, 12., 2000, Beiträge zum. **Proceedings...** Karlsruhe: H. W. Verlag, 2000. p. 12-23.
- BADJANA, H. M.; HELMSCHROT, J. Land cover changes assessment using object-based image analysis in the Binah River watershed (Togo and Benin). **Earth and Space Science**, Malden, v. 2, n. 1, p. 403-416, 2015.
- BENZ, U. C. et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 58, n. 3/4, p. 239-258, 2004.
- BLACKBRIDGE. **Satellite imagery product specifications**. London, 2015.
- BLASCHKE, T. Object based image analysis for remote sensing. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, London, v. 65, n. 1, p. 2-16, 2010.

BLASCHKE, T.; BURNETT, C.; PEKKARINEN, A. Image segmentation methods for object-based analysis and classification. In: JAROCIŃSKA, A. MEER, F. D. van der (Ed.). **Remote sensing image analysis: including the spatial domain**. Berlin: Springer, 2004. v. 5, p. 211-236.

BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G. J. **Object-based image analysis: spatial concepts for knowledge driven remote sensing applications**. Berlin: Springer, 2008. 801 p. (Lecture Notes in Geoinformation and Cartography).

BLASCHKE, T.; STROBL, J. What's wrong with pixels?: some recent developments interfacing remote sensing and GIS. **GIS - Zeitschrift für Geoinformationssys - Teme**, Salzburg, v. 14, n. 6, p. 12-17, 2001.

BONTEMPS, S. et al. An object-based change detection method accounting for temporal dependences in time series with medium to coarse spatial resolution. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 112, n. 6, p. 3181-3191, June 2008.

BRASIL. **Decreto nº 89.817**, de 20 de junho de 1984. Instruções Reguladoras das Normas Técnicas da Cartografia Nacional. Brasília, DF, 20 jun. 1984. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/1980-1989/D89817.htm>. Acesso em: 10 dez. 2016.

BRITO, A. de. **Acurácia e precisão do mapeamento da flora nativa e dos reflorestamentos de minas gerais**. 2008. 110 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal)-Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.

CAMPBELL, J. B. **Introduction to remote sensing**. 2nd ed. London: Taylor and Francis, 1996. 667 p.

CARRAO, H. Sample design and analysis for thematic map accuracy assessment : an approach based on domain estimation for the validation of land cover products. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 32., 2007, San Jose. **Proceedings...** San Jose, 2007. 1 CD-ROM.

CLINTON, N. et al. Accuracy assessment measures for object-based image segmentation goodness. **Photogrammetric Engineering Remote Sensing**, Bethesda, v. 76, n. 3, p. 289-299, 2010.

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological measurement**, New York, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.

CONGALTON, R. A review of assessing the accuracy of classification remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, Washington, v. 37, n. 1, p. 35-36, Jan. 1991.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remote sensed data: principles and practices**. Boca Raton: Lewis, 1999. 183 p.

COSTA, J. K. N. da. RapidEye: initial findings of geometric image quality analysis. **JCR Scientific and Technical Reports**, Ispra, v. 1, p. 1-17, 2009.

DESCLE'E, B.; BOGAERT, P.; DEFOURNY, P. Forest change detection by statistical object-based method. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 102, n. 2, p. 1-11, 2006.

ECOGNITION developer 8.8: reference book. München: Trimble Germany, 2008.

FAN, J. et al. Seeded region growing: an extensive and comparative study. **Pattern Recognition Letters**, New York, v. 26, n. 8, p. 1139-1156, 2005.

FOODY, G. M. Sample size determination for image classification accuracy assessment and comparison. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON SPATIAL ACCURACY ASSESSMENT IN NATURAL RESOURCES AND ENVIRONMENTAL SCIENCES, 8., 2009, Shanghai. **Proceedings...** Shanghai, 2009. v. 30, p. 154-162.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 80, p. 185-201, 2002.

FREIRE, S. et al. Introducing mapping standards in the quality assessment of buildings extracted from very high resolution satellite imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 90, p. 1-9, Apr. 2014.

GRUIJTER, J. J.; BRAAK, C. J. F. ter. Model-free estimation from spatial samples: a reappraisal of classical sampling theory. **Mathematical Geology**, Berlin, v. 22, n. 1, p. 407-415, 1999.

GU, J. et al. Accuracy assessment based on the distribution of the classified errors on classified map: simulation analysis. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF AGRO-GEOINFORMATICS, 1., 1012, Shanghai. **Proceedings...** Shanghai, 2012. p. 5-8.

GU, J.; CONGALTON, R. G.; PAN, Y. The impact of positional errors on soft classification accuracy assessment: a simulation analysis. **Remote Sensing**, Basel, v. 7, n. 1, p. 579-599, 2015.

HAY, G. J.; CASTILLA, G. Geographic object based image analysis: a new name for a new discipline. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G. (Ed.). **Object-based image analysis**. Berlin: Springer, 2008. p. 91-111.

HAY, G. J. et al. An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Enschede, v. 7, n. 1, p. 339-359, 2005.

HERNANDO, A. et al. Spatial and thematic assessment of object-based forest stand delineation using an OFA-matrix. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Enschede, v. 19, n. 1, p. 214-225, 2012.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. **Rede de estações climatológicas**. São José dos Campos, 2009.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Monitoramento da cobertura florestal da Amazônia por satélites: sistema PRODES, DETER, DEGRAD e QUEIMADAS 2007-2008**. São José dos Campos, 2008. 47 p.

JANALIPOUR, M.; MOHAMMADZADEH, A. Building damage detection using object-based image analysis and ANFIS from high-resolution image: case study: BAM Earthquake, Iran. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, Washington, v. 9, n. 5, p. 1937-1945, 2015.

JANSSEN, L. F.; LUCAS, F. J. M.; WEL, F. J. M. van der. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: a review. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Bethesda, v. 60, n. 4, p. 419-426, Apr. 1994.

JAWAK, S. D.; LUIS, A. J. A rapid extraction of water body features from antarctic coastal oasis using very high-resolution satellite remote sensing data. **Aquatic Procedia**, Mangalore, v. 4, n. 1, p. 125-132, 2015.

KEMPENEERS, P. et al. Accuracy assessment of a remote sensing-based, pan-european forest cover map using multi-country national forest inventory data. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, Washington, v. 6, n. 1, p. 54-65, 2013.

KEMPENEERS, P. et al. Data fusion of different spatial resolution remote sensing images applied to forest-type mapping. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 49, n. 12, p. 4977-4986, 2011.

KUX, H. J. H.; SOUZA, U. D. V. Object-based image analysis of worldview-2 satellite data for the classification of mangrove areas in the city of São Luís, Maranhão State, Brazil. **ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, Melbourne, v. 1/4, p. 95-100, Sept. 2012.

LI, M. et al. A systematic comparison of different object-based classification techniques using high spatial resolution imagery in agricultural environments. **International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation**, Amsterdam, v. 49, n. 1, p. 87-98, 2016.

LIU, J.; LI, P.; WANG, X. A new segmentation method for very high resolution imagery using spectral and morphological information. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 101, n. 1, p. 145-162, 2015.

LIU, X. et al. Accuracy assessment of thematic classification based on point and polygon sampling units. **International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)**, Milan, v. 6, p. 3837-3840, 2005.

LIZARAZO, I. Accuracy assessment of object-based image classification: another STEP. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 35, n. 16, p. 6135-6156, 2014.

LUCIEER, A.; STEIN, A. Existential uncertainty of spatial objects segmented from satellite sensor imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 40, n. 11, p. 2518-2521, 2002.

MACLEAN, H. G.; CONGALTON, R. G. Map accuracy assessment issues when using an object-oriented approach. In: **ASPRS ANNUAL CONFERENCE, 2012, Sacramento. Proceedings...** Sacramento, 2012. p. 1-4.

MINAEI, M.; KAINZ, W. Watershed land cover/land use mapping using remote sensing and data mining in Gorganrood, Iran. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, Basel, v. 5, n. 5, p. 57-73, 2016.

MING, D. et al. Scale parameter selection by spatial statistics for GeOBIA: using mean-shift based multi-scale segmentation as an example. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 106, n. 1, p. 28-41, 2015.

MÖLLER, M.; BIRGER, J.; GLÄSSER, C. Geometric accuracy assessment of classified land use / land cover changes. **Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation**, Stuttgart, v. 2014, p. 91-100, Apr. 2014.

MÖLLER, M. et al. A framework for the geometric accuracy assessment of classified objects. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 34, n. 24, p. 8685-8698, 2013.

MÖLLER, M.; LYMBURNER, L.; VOLK, M. The comparison index: a tool for assessing the accuracy of image segmentation. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Enschede, v. 9, n. 3, p. 311-321, 2007.

MONICO, J. F. G. et al. Acurácia e precisão: revendo os conceitos de forma acurada. **Boletim de Ciências Geodésicas**, Curitiba, v. 15, n. 3, p. 469-483, 2009.

MORGENROTH, J.; HUGHES, M. W.; CUBRINOVSKI, M. Object-based image analysis for mapping earthquake-induced liquefaction ejecta in Christchurch, New Zealand. **Natural Hazards**, Dordrecht, v. 82, n. 2, p. 763-775, 2016.

OPEN GEOSPATIAL CONSORTIUM. **Open Gis implementation standard for geographic information: simple feature access, part 1, common architecture**. Wayland, 2011.

PEKKARINEN, A.; REITHMAIER, L.; STROBL, P. Pan-European forest/non-forest mapping with Landsat ETM+ and CORINE Land Cover 2000 data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 64, n. 2, p. 171-183, 2009.

PERKAL, J. On epsilon length. **Bulletin de l'Academie Polonaise des Sciences**, Paris, v. 4, p. 399-403, 1956.

PERSELLO, C.; BRUZZONE, L. A novel protocol for accuracy assessment in classification of very high resolution images. **IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing**, Paris, v. 48, n. 3, p. 1232-1244, 2010.

PONTIUS, R. G.; MILLONES, M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. **International Journal of Remote Sensing**, New York, v. 32, n. 3, p. 4407-4429, 2011.

POWERS, R. P. et al. Remote sensing and object-based techniques for mapping fine-scale industrial disturbances. **International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation**, Amsterdam, v. 34, n. 1, p. 51-57, Apr. 2015.

RADOUX, J.; DEFOURNY, P. A quantitative assessment of boundaries in automated forest stand delineation using very high resolution imagery. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 110, n. 4, p. 468-475, 2007.

RADOUX, J. et al. Thematic accuracy assessment of geographic object-based image classification. **International Journal of Geographical Information Science**, Sidney, v. 25, n. 9, p. 895-911, 2011.

SCHÖPFER, E.; LANG, S. Object fate analysis: a virtual overlay method for the categorization of object transition and object-based accuracy assessment. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON OBJECT-BASED IMAGE ANALYSIS, 1., 2006, Salzburg. **Proceedings...** Salzburg, 2006. p. 1-6.

SCHÖPFER, E.; LANG, S.; ALBRECHT, F. Object-fate analysis: spatial relationships for the assessment of object transition and correspondence. In: BLASCHKE, T.; LANG, S.; HAY, G. J. (Ed.). **Object-based image analysis: spatial concepts for knowledge driven remote sensing applications**. Berlin: Springer, 2008. p. 785-801. (Lecture Notes in Geoinformation and Cartography).

SCOLFORO, J. R. S.; CARVALHO, L. M. T. **Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais**. Lavras: Ed. UFLA, 2006. 288 p.

SCOLFORO, J. R. S.; MELLO, J. M. de. **Inventário florestal**. Lavras: Ed. UFLA, 1997. 344 p. (Texto Acadêmico).

SELKOWITZ, D. J.; STEHMAN, S. V. Thematic accuracy of the National Land Cover Database (NLCD) 2001 land cover for Alaska. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 6, p. 1401-1407, 2011.

SKIDMORE, A. K.; TURNER, B. J. Map accuracy assessment using map line intersect sampling. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Bethesda, v. 58, n. 1, p. 1453-1457, 1992.

SMITH, J. H. et al. Impacts of patch size and land-cover heterogeneity on thematic image classification accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda, v. 68, n. 1, p. 65-70, 2002.

SMITH, J. H. et al. Effects of landscape characteristics on land-cover class accuracy. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 84, p. 342-349, 2003.

SOUSA, C. H. R. de. **Evaluating segmentation and classification approaches using rapideye data for vegetation mapping in Minas Gerais, Brazil Lavras - MG**. 2013. 91 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal)- Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

STEHMAN, S. V. Basic probability sampling designs for thematic map accuracy assessment. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 20, n. 1, p. 2423-2441, 1999.

STEHMAN, S. V. Estimating the Kappa coefficient and its variance under stratified random sampling. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Bethesda, v. 62, n. 4, p. 401-407, 1996.

STEHMAN, S. V. Practical implications of design-based sampling inference for thematic map accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, Basingstoke, v. 72, n. 99, p. 35-45, 2000.

STEHMAN, S. V. Sampling designs for accuracy assessment of land cover. **International Journal of Remote Sensing**, New York, v. 30, n. 20, p. 5243-5272, 2009.

STEHMAN, S. V. Sampling designs for assessing map accuracy. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON SPATIAL ACCURACY ASSESSMENT IN NATURAL RESOURCES AND ENVIRONMENTAL SCIENCES, 8., 2008, Shanghai. **Proceedings...** Shanghai, 2008. p. 8-15.

STEHMAN, S. V. Selecting and interpreting measure of thematic classification accuracy. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 62, n. 1, p. 77-89, 1997.

STEHMAN, S. V. Statistical rigor and practical utility in thematic map accuracy assessment. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 67, n. 6, p. 727-734, 2001.

STEHMAN, S. V.; CZAPLEWSKI, R. L. Design and analysis for thematic map accuracy assessment: fundamental principles. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 64, n. 3, p. 331-344, 1998.

STEHMAN, S. V. et al. Estimation of Fuzzy error matrix accuracy measures under stratified random sampling. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Bethesda, v. 73, n. 2, p. 165-173, 2007.

STEHMAN, S. V.; WICKHAM, J. D. Pixels, blocks of pixels, and polygons: choosing a spatial unit for thematic accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 12, p. 3044-3055, 2011.

STORY, M.; CONGALTON, R. G. Accuracy assessment: a user's perspective. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Bethesda, v. 52, n. 3, p. 397-399, 1986.

TRIAS-SANZ, R.; STAMON, G.; LOUCHET, J. Using colour, texture, and hierarchical segmentation for high-resolution remote sensing. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 63, n. 2, p. 156-168, 2008.

VARGAS, M. H. D. **Rio das Mortes: uma análise integrada para uma melhor gestão**. 2007. 92 p. Monografia (Pós-Graduação *Lato Senso* em Gestão Ambiental)-Faculdades Integradas de Jacarepaguá, Barbacena, 2007.

VOGELMANN, J. E. et al. Completion of the 1990s National Land Cover Data set for the conterminous United States from Landsat Thematic Mapper data and Ancillary data sources. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Jackson, v. 67, n. 6, p. 650-662, 2001.

VOGELMANN, J. E. et al. Regional land cover characterization using Landsat Thematic Mapper data and ancillary data sources. **Environmental Monitoring and Assessment**, Jackson, v. 451, p. 415-428, 1998.

WENTZ, E. A. Shape Analysis in GIS: Auto-Carto II. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMPUTER-ASSISTED CARTOGRAPHY, 1997, Baltimore. **Proceedings...** Baltimore, 1997. p. 204-213.

WICKHAM, J. D. et al. Accuracy assessment of NLCD 2006 land cover and impervious surface. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 130, n. 1, p. 294-304, 2013.

WICKHAM, J. D. et al. Thematic accuracy of the 1992 National Land-Cover Data for the western United States. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 91, p. 452-468, 2004.

WICKHAM, J. D. et al. Thematic accuracy of the NLCD 2001 land cover for the conterminous United States. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 114, n. 6, p. 1286-1296, 2010.

WITHARANA, C.; CIVCO, D. L. Optimizing multi-resolution segmentation scale using empirical methods: exploring the sensitivity of the supervised discrepancy measure Euclidean distance. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 87, n. 1, p. 108-121, 2014.

WULDER, M. A. et al. Towards automated segmentation of forest inventory polygons on high spatial resolution satellite imagery. **The Forestry Chronicle**, Mattawa, v. 84, n. 1, p. 221-230, 2008.

XIAN, G.; HOMER, C.; FRY, J. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 113, n. 6, p. 1133-1147, 2009.

YANG, J. et al. A discrepancy measure for segmentation evaluation from the perspective of object recognition. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 101, n. 1, p. 186-192, 2015.

YU, W. et al. A new approach for land cover classification and change analysis: integrating backdating and an object-based method. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 177, n. 1, p. 37-47, 2016.

ZHANG, J. X.; GOODCHILD, M. F. **Uncertainty in geographical information**. New York: Taylor & Francis, 2002. 288 p.

ZHOU, W.; TROY, A. An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 29, n. 11, p. 3119-3135, 2008.

ZHU, Z. et al. Accuracy assessment for the U. S. Geological Survey Regional Land-Cover mapping program: New York and New Jersey region. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda, v. 66, n. 12, p. 1425-1435, 2000.