

AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS DE GENERALIZAÇÃO DE DADOS MATRICIAIS (RASTER) APLICADAS AO DADO DO TERRACLASS

Jorge Luis Gavina Pereira

Programa de Pós-Graduação em Biodiversidade e Biotecnologia
Museu Paraense Emílio Goeldi, Coordenação de Ciências da Terra e Ecologia, Belém, PA, Brasil
jorgegavina@museu-goeldi.br

Camilo Daleles Rennó

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Divisão de Processamento de Imagens,
São José dos Campos, SP, Brasil
camilo@dpi.inpe.br

Leandro Valle Ferreira

Museu Paraense Emílio Goeldi, Coordenação de Botânica, Belém, PA, Brasil
lvalferreira@museu-goeldi.br

Gil Mendes Sales

Museu Paraense Emílio Goeldi, Coordenação de Ciências da Terra e Ecologia, Belém, PA, Brasil
gilsales@gmail.com

Marcelo Thalês

Museu Paraense Emílio Goeldi, Coordenação de Ciências da Terra e Ecologia, Belém, PA, Brasil
mcthalês@museu-goeldi.br

René Pocard-Chapuis

Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement,
Systèmes d'élevage méditerranéens et tropicaux, Montpellier, France
rene.pocard-chapuis@cirad.fr

RESUMO

O Projeto TerraClass realiza a qualificação das áreas desflorestadas da Amazônia Legal. Os dados TerraClass são uma fonte de informação adicional para os estudos de paisagem, que serão realizados no escopo do Projeto TerraCert. Manipulando-se o dado matricial do TerraClass 2014 para Paragominas, Estado do Pará, observou-se uma grande quantidade de polígonos correspondentes a um único pixel, tornado a generalização do dado um passo importante. Neste artigo apresenta-se uma nova técnica de generalização de dados matriciais categóricos baseado em segmentação por crescimento de regiões. O artigo tem como objetivo a comparação de quatro técnicas de generalização de dados matriciais: filtro moda, reamostragem, metodologia ESRI e segmentação. O resultado da generalização foi avaliado com relação ao coeficiente kappa e ao número de polígonos resultantes. O filtro moda teve um bom valor de kappa, mas uma baixa redução dos polígonos. A reamostragem apresentou o valor mais baixo de kappa e uma redução intermediária dos polígonos. A metodologia ESRI apresentou um valor intermediário de kappa, no entanto teve a maior redução dos polígonos. A segmentação obteve o maior valor de kappa e a segunda maior redução dos polígonos. A técnica da segmentação se revelou uma boa alternativa à Metodologia ESRI.

Palavras-chave: Projeto TerraCert; Uso da terra na Amazônia; Coeficiente Kappa.

EVALUATION OF RASTER DATA GENERALIZATION TECHNIQUES APPLIED TO TERRACLASS DATA

ABSTRACT

The TerraClass Project qualifies deforested areas of the Legal Amazon. TerraClass data are an additional source of information for landscape studies, which will be carried

out in the scope of the TerraCert Project. When manipulating 2014 TerraClass raster data to Paragominas, Pará state, we observed a large number of polygons corresponding to a single pixel, making data generalization an important step. In this paper we present a new technique of generalization of categorical raster data based on segmentation by region growth. This paper aims to compare four generalization techniques: majority filter, resampling, ESRI methodology and segmentation. The generalization was evaluated with respect to the kappa coefficient and the number of resulting polygons. The majority filter had a good kappa value, but a low polygon reduction. Resampling has presented the lowest kappa value and an intermediate polygons reduction. The ESRI methodology presented an intermediate kappa value, however it had the greatest polygons reduction. Segmentation obtained the highest kappa value and the second largest polygons reduction. The segmentation technique proved to be a good alternative to the ESRI methodology.

Keywords: TerraCert Project; Land use in the Amazon; Kappa coefficient.

INTRODUÇÃO

Em 2008, passados vinte anos de monitoramento do desflorestamento da Amazônia, a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - Amazônia Oriental (Embrapa) e o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - Centro Regional da Amazônia (INPE) iniciaram um projeto em parceria para atender a necessidade de apresentar à sociedade brasileira e internacional, de forma numérica e espacialmente explícita, a qualificação das áreas desflorestadas mapeadas pelo Projeto PRODES: Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por satélite (INPE, 2017a). Tem início em 2010 o Projeto TerraClass, com o objetivo de realizar a qualificação, a partir de imagens orbitais, das áreas já desflorestadas da Amazônia Legal (EMBRAPA e INPE, 2011; 2014; ALMEIDA et al., 2014; 2016). As áreas desflorestadas são mapeadas para as seguintes classes temáticas: Agricultura anual, Mosaico de ocupações, Área urbana, Mineração, Pasto limpo, Pasto sujo, Regeneração com pasto, Pasto com solo exposto, Vegetação secundária, Outros e Área não observada. Também estão presentes nos dados TerraClass, as classes PRODES: Floresta, Não Floresta, Hidrografia e o Desflorestamento registrado para o ano do mapeamento.

Através dos resultados do Projeto TerraClass é possível analisar a dinâmica de uso e cobertura da terra na Amazônia Legal Brasileira. Com este objetivo, já foram mapeados cinco anos de uso e cobertura: 2004, 2008, 2010, 2012 e 2014. Estes mapeamentos permitirão a análise evolutiva de uma década, cuja data inicial se dá no ano da implantação do Plano de Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal (PPCDAm), possibilitando assim a avaliação da dinâmica do uso e ocupação das áreas desflorestadas (INPE e EMBRAPA, 2016; INPE e EMBRAPA, 2017).

Os dados TerraClass estão disponíveis na internet desde 2011 (http://www.inpe.br/cra/projetos_pesquisas/dados_terraclass.php). Eles são disponibilizados tanto no formato matricial (GeoTIFF), também denominado de "raster", quanto no formato vetorial (*shapefile*). Os dados matriciais são disponibilizados por estado, enquanto que os dados vetoriais seguem a grade das imagens Landsat (INPE e EMBRAPA, 2017). Tão logo os dados TerraClass se tornaram disponíveis, começaram a ser utilizados por inúmeros projetos de pesquisa que abordam o processo de ocupação territorial da Amazônia, com ênfase nos usos da terra que substituem as áreas de floresta, pois estes usos estão relacionados aos diferentes atores sociais (THALÊS e POCCARD-CHAPUIS, 2014; ADAMI et al., 2015; BARROS et al., 2015; OLIVEIRA et al., 2016; NASCIMENTO e FERNANDES, 2017).

No escopo do Projeto TerraCert, que vem desenvolvendo uma proposta inovadora para a sustentabilidade na Amazônia através da certificação da trajetória dos territórios nos municípios de Paragominas e Redenção, ambos no Estado do Pará (PACHECO et al., 2017), os dados TerraClass serão utilizados como uma fonte de informação adicional nas análises de estrutura da paisagem do Município de Paragominas (Figura 1). Caso fossem utilizados dados TerraClass do ano de 2014 no formato vetorial, para tal município, seriam necessárias quatro cenas Landsat: 223/62, 223/63, 222/62 e 222/63. Como no dado vetorial haveria ainda a necessidade de integração das quatro cenas e uma série de procedimentos para a eliminação dos limites de polígonos contíguos da mesma classe, optou-se pelo uso do dado matricial, pois este já está integrado para todo o Estado do Pará. A escolha do dado matricial também foi apoiada na sua

resolução espacial de 30 metros, mesma resolução espacial das imagens de satélite utilizadas na sua geração. O dado TerraClass 2014 recortado para o município de Paragominas é apresentado na Figura 2.

Figura 1: Localização do Município de Paragominas - PA.

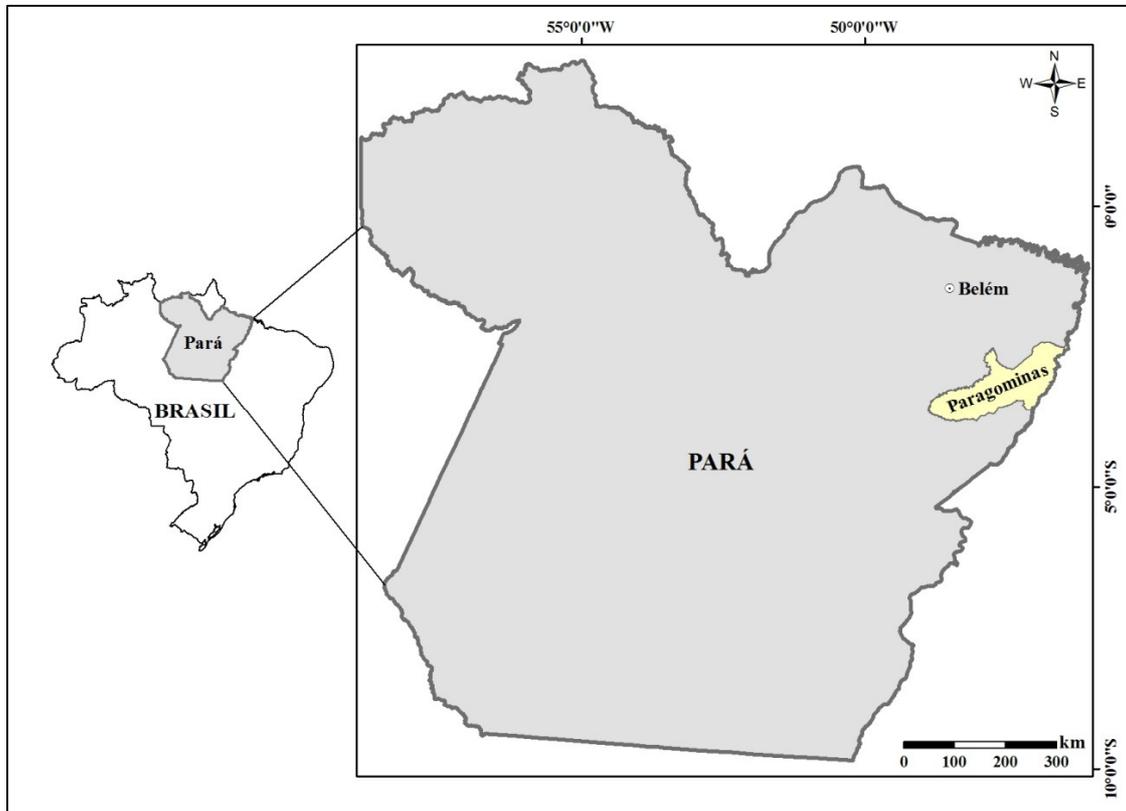
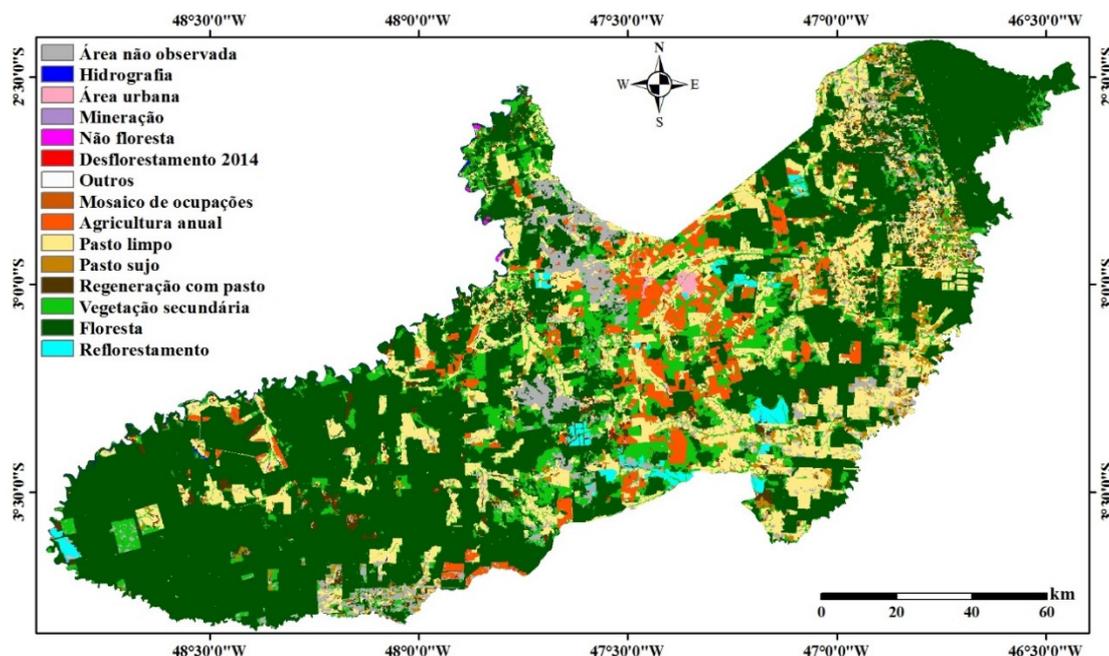


Figura 2: Dado matricial TerraClass 2014 recortado para o Município de Paragominas. (Dado Matricial Original).

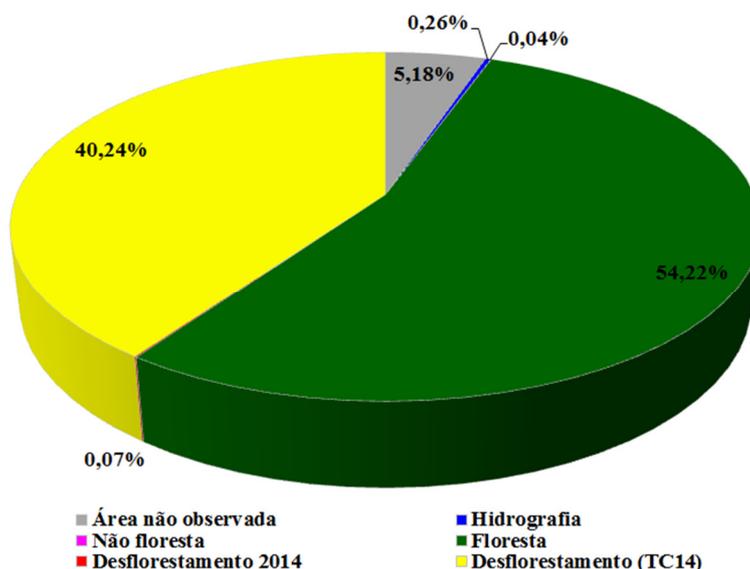


As áreas das classes TerraClass 2014 para o Município de Paragominas são apresentadas na Tabela 1. Caso fosse utilizado o dado do PRODES para a análise do uso e cobertura da terra para o mesmo ano, a informação que se teria era de que a área desflorestada (área mapeada no TerraClass 2014) representa 40% do município e que ainda restam 54% de florestas (Figura 3). Utilizando-se o dado TerraClass, além de saber o quanto ainda resta de floresta em Paragominas, tem-se a informação de que o principal uso da área desflorestada são as pastagens bem cuidadas (Pasto limpo - 42,83%), mais de um quarto da área desflorestada encontra-se em algum estágio de regeneração florestal (Vegetação secundária - 28,26%) e que a agricultura mecanizada já representa mais de 10% da área agrícola em uso no município (Agricultura anual - 11,52%) (Figura 4).

Tabela 1: Áreas das classes TerraClass 2014 para o município de Paragominas.

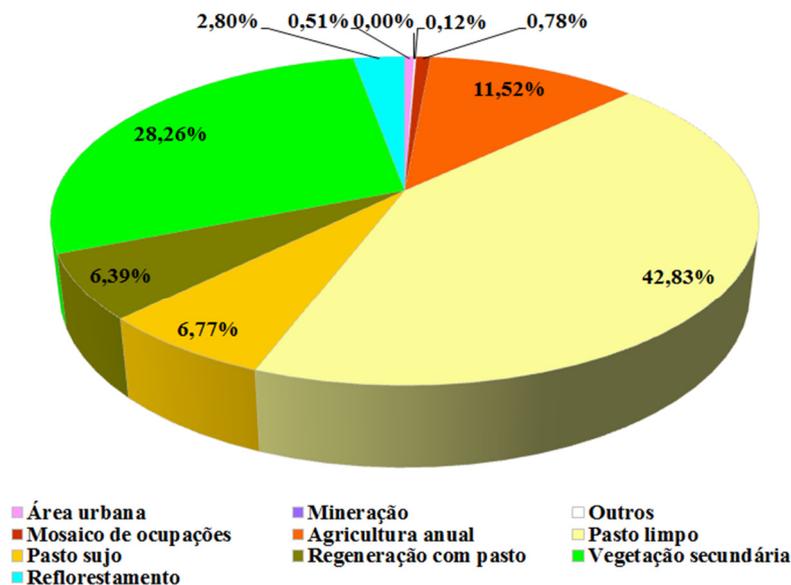
CLASSES TEMÁTICAS	ÁREA (HA)	ÁREA (%)
Área não observada	100.600,9	5,1804
Hidrografia	5.055,8	0,2603
Área urbana	3.976,2	0,2048
Mineração	9,2	0,0005
Não floresta	696,9	0,0359
Desflorestamento 2014	1.333,2	0,0687
Outros	920,4	0,0474
Mosaico de ocupações	6.133,6	0,3158
Agricultura anual	90.050,9	4,6371
Pasto limpo	334.702,2	17,2352
Pasto sujo	52.895,7	2,7238
Regeneração com pasto	49.968,7	2,5731
Vegetação secundária	220.841,6	11,3721
Floresta	1.052.897,3	54,2181
Reflorestamento	21.884,9	1,1269

Figura 3: Classes PRODES 2014 para o município de Paragominas.



Ao se manipular o dado matricial do TerraClass 2014 recortado para o Município de Paragominas, após a conversão para polígonos e do cálculo das áreas, observou-se uma grande quantidade de polígonos com área de 900 m², ou seja, polígonos correspondentes a uma única célula ou pixel do dado matricial (30m x 30m). Como o estudo está sendo realizado em nível de município, áreas muito pequenas não serão tão relevantes, além de aumentar o volume dos dados, pois o número total de polígonos gerados foi 22.526. Desta forma, julgou-se necessário a generalização do dado matricial original.

Figura 4: Classes TerraClass 2014 para o município de Paragominas.



Existem técnicas de generalização mais simples como filtragens e reamostragens, ou mais elaboradas, baseadas na agregação de pixels. As filtragens generalizam os dados matriciais através de uma “suavização”, pois diminuem as variações abruptas. As filtragens fazem a substituição do valor de um determinado pixel com base na sua vizinhança. A vizinhança do pixel é definida por uma janela de tamanho ímpar, geralmente 3x3 pixels, na qual o valor do pixel central é substituído em função dos valores dos seus vizinhos. As regras mais comuns para a substituição do pixel central são a média ou mediana, para valores numéricos (temperatura, precipitação, elevação, etc.), ou a moda para valores categóricos (classes temáticas, como uso da terra) (ESRI, 2017a). A reamostragem altera o tamanho do pixel do dado matricial. Quando a reamostragem é utilizada para aumentar o tamanho do pixel, apresenta a ação de generalização, pois reduz o número de pixels do dado matricial (ESRI, 2017b).

Um procedimento mais elaborado de generalização de dados matriciais é proposto pelo *Environmental Systems Research Institute* - ESRI (ESRI, 2017c). A metodologia ESRI refere-se a uma sequência de procedimentos (passos) recomendados para a generalização do resultado da classificação por pixel de uma imagem de satélite, que é um dado matricial categórico. A sequência de procedimentos é a seguinte:

1. **Filtro moda (*Majority Filter*):** atribui pixels isolados ou não classificados à classe modal da vizinhança;
2. **Limpeza da vizinhança (*Boundary Clean*):** neste procedimento há uma expansão e encolhimento dos limites fazendo com que as zonas maiores absorvam as menores;
3. **Agrupamento de regiões (*Region Group*):** agrupa pixels vizinhos da mesma categoria (classe). Pode-se considerar uma vizinhança com os oito pixels mais próximos ou com os quatro pixels ortogonais somente. Os pixels ortogonais referem-se aos quatro pixels vizinhos cujo limite é igual à dimensão do pixel. Já a vizinhança oito inclui, além dos quatro vizinhos ortogonais, os quatro vizinhos das diagonais, aqueles que tocam o pixel central em apenas um ponto;
4. **Extração por atributos (*Extract by Attributes*):** tem por finalidade selecionar agrupamentos de pixels maiores que um determinado limiar, criando um novo dado sem os agrupamentos de pixels menores que o limiar especificado;
5. **Preenchimento (*Nibble*):** o dado do qual foi removido os agrupamentos menores que o limiar especificado, ou seja, com vazios (“no data”) nas regiões onde os agrupamentos foram removidos, é utilizado como uma máscara que será utilizada sobre o dado gerado pelo agrupamento de regiões. No local dos vazios da máscara, a ferramenta “Preenchimento” substitui os pixels do dado gerado pelo agrupamento de regiões, realizando uma “invasão” de

pixels das classes vizinhas externas. Desta forma, as regiões correspondente aos vazios da máscara são preenchidas por pixels de classes vizinhas de forma contígua de fora para dentro, podendo o local do vazio ser preenchido por uma, duas ou mais classes vizinhas.

Ainda que num dado matricial categórico, os pixels estejam relacionados a classes temáticas (classes de uso e cobertura da terra, tipos de solo, fitofisionomias, ...), cada pixel de cada classe está associado a um valor numérico inteiro. A metodologia ESRI utiliza o valor numérico das classes para fazer a agregação de valores iguais, ou seja, de pixels da mesma classe. Se é possível fazer agregações, também é possível criar regiões homogêneas com base nos valores numéricos das classes. Utilizando um algoritmo de segmentação de imagens, pode-se criar regiões de uma determinada classe incorporando pixels de outras classes com agrupamentos inferiores a uma determinada quantidade. A segmentação de imagens tem sido amplamente utilizada nos procedimentos de classificação de imagens de satélite (AMARAL et al., 2009; PEREIRA et al. 2012; SILVA et al. 2014). Neste artigo, está se propondo a utilização da segmentação de imagens por crescimento de regiões na generalização de dados matriciais categóricos.

De acordo com o INPE (2006), entende-se por regiões um conjunto de pixels contíguos, que se espalham bidirecionalmente e que apresentam uniformidade. A segmentação de imagens por crescimento de regiões é uma técnica de agrupamento de dados (pixels), na qual somente as regiões adjacentes, espacialmente, podem ser agrupadas. Inicialmente, este processo de segmentação rotula cada pixel como uma região distinta. Calcula-se um critério de similaridade para cada par de região adjacente espacialmente. O critério de similaridade baseia-se em um teste de hipótese estatístico que testa a média entre as regiões. A seguir, divide-se a imagem em um conjunto de sub-imagens e então se realiza a união entre elas, segundo um limiar de agregação definido (BINS et al., 1996; INPE, 2006).

Segundo Bins et al. (1996), para segmentar uma imagem utilizando o algoritmo por crescimento de regiões disponível no Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas - SPRING (CAMARA et al., 1996; INPE, 2017b), é necessário a definição de dois parâmetros:

- **Similaridade:** representa a distância euclidiana entre as médias das regiões, limiar sob o qual duas regiões são consideradas similares;
- **Área:** número mínimo de pixels de uma região.

O resultado da generalização do dado matricial pode ser avaliado utilizando o coeficiente kappa. O coeficiente kappa é uma medida de concordância usada em escalas nominais que fornece uma ideia de quanto as observações se afastam daquelas esperadas, fruto do acaso, indicando o quanto as observações são legítimas (COHEN, 1960).

O coeficiente kappa é calculado partir da matriz de concordância, também denominada de matriz de erro ou matriz de confusão. Na matriz de confusão, nas colunas representa-se o conjunto de dados de referência que é comparado com os dados do produto da classificação que são representados ao longo das linhas (FIGUEIREDO e VIEIRA, 2007). Os elementos da diagonal principal (em negrito) indicam o nível de acerto, ou concordância, entre os dois conjuntos de dados (Tabela 2).

Tabela 2: Representação matemática de uma matriz de confusão.

Classificação (Generalizado)	Dado de referência (Original)			Total nas linhas r _{i+}
	1	2	r	
1	X₁₁	X ₁₂	X _{1r}	X ₁₊
2	X ₂₁	X₂₂	X _{2r}	X ₂₊
r	X _{r1}	X _{r2}	X_{rr}	X _{r+}
Total nas Colunas r _{+i}	X ₊₁	X ₊₂	X _{+r}	N

Fonte: Adaptado de FIGUEIREDO e VIEIRA (2007).

De acordo com Congalton (1991), o coeficiente kappa pode ser estimado através da estatística \hat{k} , calculada através da seguinte equação:

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

Onde:

r = número de linhas e colunas (matriz quadrada, no. linhas = no. colunas);

x_{ii} = número de observações na linha i e coluna i (diagonal principal);

x_{i+} = total marginal da linha i ;

x_{+i} = total marginal da coluna i ;

N = número total de observações.

No caso da verificação da similaridade entre os dados matriciais TerraClass 2014 recortados para o Município de Paragominas, na matriz de confusão, o dado matricial original representará o dado de referência, enquanto que o dado matricial generalizado representará a classificação (Tabela 2). Valores de coeficiente kappa mais elevados representam maior similaridade, ou seja, um menor impacto do procedimento de generalização sobre o dado original.

Após o exposto, este artigo tem como objetivo a comparação de quatro técnicas de generalização de dados matriciais aplicadas ao dado TerraClass 2014:

- **Filtro moda;**
- **Reamostragem (tamanho do pixel triplicado);**
- **Metodologia ESRI;**
- **Segmentação.**

Os resultados dos procedimentos de generalização utilizados serão avaliados com base na semelhança com o dado matricial original, medida através do coeficiente kappa, e também com base na simplificação estrutural, medida através da redução do número de regiões (polígonos) do dado generalizado com relação ao dado original.

METODOLOGIA

No processamento do dado TerraClass 2014 foram utilizados os Sistemas de Informação Geográfica ArcGIS, versão 10.1 (ESRI, 2011) e SPRING, versão 5.5.0 (CAMARA et al., 1996; INPE, 2017b). Com exceção da segmentação do dado TerraClass 2014, que foi realizada no SPRING, todos os demais processamentos foram feitos no ArcGIS.

Tabela 3. Valores reordenados e originais do dado TerraClass 2014.

CLASSES TEMÁTICAS	NO. PIXELS	VALOR REORDENADO	VALOR ORIGINAL
Área não observada	1117788	1	2
Hidrografia	56175	2	15
Área urbana	44180	3	3
Mineração	102	4	10
Não floresta	7743	5	16
Desflorestamento 2014	14813	6	14
Outros	10227	7	12
Mosaico de ocupações	68151	8	5
Agricultura anual	1000565	9	1
Pasto limpo	3718913	11	6
Pasto sujo	587730	12	7
Regeneração com pasto	555208	13	9
Vegetação secundária	2453796	14	11
Floresta	11698859	15	4
Reflorestamento	243166	16	8

Após o recorte do dado TerraClass 2014 para o limite do Município de Paragominas, procedeu-se o reordenamento dos valores numéricos das classes. Este reordenamento teve como objetivo tornar próximos os valores numéricos de classes de uso/cobertura parecidas. Desta forma, pixels

isolados entre duas classes, num eventual processo de agregação seriam absorvidos pelas classes de menor diferença de valor numérico (classes mais próximas). Os valores reordenados e originais do dado TerraClass 2014 são apresentados na Tabela 3. O dado TerraClass 2014 com os valores reordenados foi considerado como o Dado Matricial Original (tc14pgr, Figura 2) e será utilizado como referência na comparação com os dados matriciais resultantes dos procedimentos de generalização. Ao final, o dado matricial original foi convertido para polígonos.

Filtro Moda

O primeiro procedimento de generalização realizado foi o Filtro de Moda (*Majority Filter*), ou Filtro Moda. No ArcGIS, existem duas opções de região de análise ou vizinhança (vizinhos mais próximos): oito pixels ou quatro pixels ortogonais. Neste trabalho, optou-se pela utilização dos oito pixels vizinhos. Após aplicar-se o filtro moda com vizinhança oito ao dado matricial original, o dado matricial resultante, denominado de Filtro Moda (tc14pfmt), foi convertido para polígonos.

Reamostragem

Neste trabalho, optou-se por triplicar tamanho do pixel do dado matricial original (reamostragem 3x), passando de 30 metros (0,00027 grau) para 90 metros (0,00081 grau) o tamanho do pixel reamostrado. Após a definição do tamanho do pixel de saída deve-se definir a técnica de reamostragem. No ArcGIS estão disponíveis tanto técnicas de seleção de valor (vizinho mais próximo ou valor modal) quanto de interpolação (bilinear ou cúbica). Como trata-se de um dado categórico, a técnica mais indicada é a de seleção de valor. Como no pixel do dado reamostrado (90m) cabem nove pixels do dado original (30m), optou-se pela técnica de reamostragem “Valor Modal” (*Majority*), que seleciona o valor modal dos nove pixels do dado original dentro do pixel reamostrado (90m). O dado matricial resultante, denominado de Reamostragem (t143xmrm), foi convertido para polígonos.

Metodologia ESRI

Procederam-se todos os passos preconizados pela Metodologia ESRI (ESRI, 2017c) para a generalização de dados matriciais:

1. **Filtro moda (*Majority Filter*)**: utilizou-se o mesmo arquivo filtrado anteriormente (tc14pfmt);
2. **Limpeza da vizinhança (*Boundary Clean*)**: regiões menores são absorvidas por regiões vizinhas maiores;
3. **Agrupamento de regiões (*Region Group*)**: utilizou-se a vizinhança com os quatro pixels ortogonais, pois desta forma diminui-se o número de regiões resultantes;
4. **Extração por atributos (*Extract by Attributes*)**: selecionaram-se apenas as regiões com 10 ou mais pixels;
5. **Preenchimento (*Nibble*)**: as áreas do dado matricial resultante do agrupamento de regiões com agrupamentos menores que 10 pixels foram preenchidos de forma contígua por pixels das classes vizinhas.

Esta técnica de generalização resulta num dado matricial onde não ocorrem agrupamentos menores que 10 pixels. Ou seja, todas as regiões inferiores a 10 pixels do dado Original foram agregadas as regiões vizinhas. O dado matricial resultante, denominado de Metodologia ESRI (tc14es2t), foi convertido para polígonos.

Segmentação

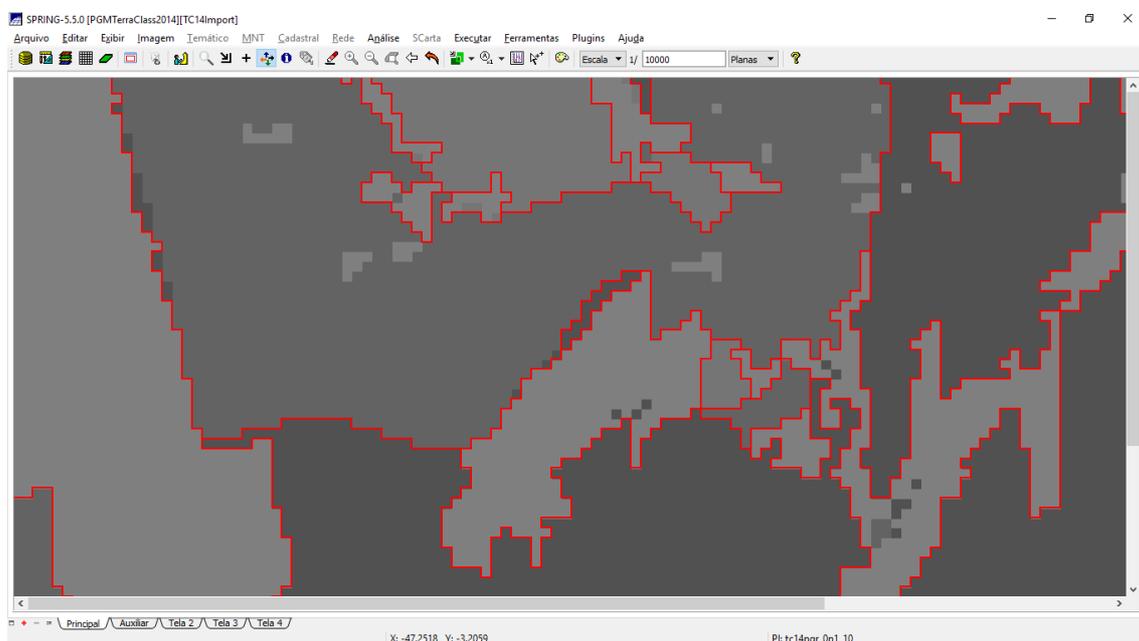
Neste trabalho, está se propondo uma nova técnica de generalização de dados matriciais categóricos, através de um processo de segmentação do mesmo. Ou seja, a partição do dado matricial em regiões superiores a um determinado limiar de área, sendo incorporados nessas áreas os agrupamentos de pixels (regiões) de qualquer classe, menores que o limiar de área estabelecido. A proposta de uma nova técnica de generalização de dados matriciais categóricos é vista pelos autores como uma importante contribuição científica.

O passo inicial desta técnica de generalização é a importação do dado matricial original num banco de dados do SPRING. O dado matricial original foi exportado do ArcGIS no formato

GeoTIFF. No SPRING criou-se um projeto importando o dado matricial no formato GeoTIFF para dentro de um Plano de Informação (PI) da Categoria Imagem. Desta forma a abrangência geográfica do Projeto SPRING ficou com a mesma dimensão do arquivo GeoTIFF.

No SPRING procedeu-se a segmentação do dado TerraClass. Na segmentação foi utilizado como similaridade o valor 0,1. Ou seja, regiões vizinhas só serão agregadas se a diferença entre o valor do *Vetor Média* delas for igual ou inferior a 0,1. Como os valores das classes são números inteiros de 1 a 16, esse valor de similaridade representa um décimo do intervalo entre as classes, possibilitando separá-las. O valor de área escolhido foi 10 pixels. Desta forma, todas as regiões criadas terão 10 pixels, ou mais. O resultado da segmentação do SPRING é uma imagem (dado matricial), onde cada valor digital representa uma região. A segmentação do dado original resultou numa imagem com 13.893 valores digitais, ou seja, 13.893 regiões. Na Figura 5 pode-se observar o limite em vermelho de algumas regiões criadas pela segmentação, constatando-se que os agrupamento de pixels inferiores a 10 foram absorvidos pelas regiões vizinhas. A imagem com as 13.893 regiões resultantes da segmentação foi exportada no formato GeoTIFF.

Figura 5: Resultado da segmentação do Dado Matricial Original.



A imagem com as regiões resultantes da segmentação do dado original foi inserida no ArcGIS. A imagem GeoTIFF foi convertida para o formato GRID, formato matricial do ArcGIS, sendo observado o aumento em uma região, ou seja, 13.894. O dado em formato matricial foi convertido para polígonos, resultando em 13.894 polígonos. Foi verificado que essa região adicional, acrescida na exportação do resultado da segmentação, na conversão para polígono ficou com o valor zero (0), Classe Fundo. Como esse polígono, que representa uma coluna e uma linha, está sobreposto ao dado matricial original, ele foi mantido. Posteriormente, a Classe Fundo (valor zero) foi convertida para "sem valor" (*no data*).

O passo seguinte foi a sobreposição dos polígonos gerados pela segmentação sobre o dado original, gerando-se uma tabela com o valor da classe modal do dado original para cada polígono da segmentação. Faz-se uma ligação entre o valor numérico do atributo do polígono (classe modal) e a tabela com o valor da classe e o nome da classe, ficando desta forma cada polígono com o nome da classe TerraClass 2014.

Em seguida, converte-se o dado vetorial para o formato matricial, eliminando desta forma a possibilidade de polígonos vizinhos com o mesmo valor de moda. Para manter-se o mesmo valor digital das classes do dado original, utilizou-se o atributo numérico referente a classe modal do dado original. Para finalizar, fez-se a ligação da tabela com os nomes das classes com o dado matricial, utilizando-se o valor numérico. Como resultado, obteve-se um dado matricial com

regiões de no mínimo 10 pixels, sendo as regiões com menos de 10 pixels do dado original agregadas a regiões adjacentes. O dado matricial resultante, denominado de Segmentação (tc14segt), foi convertido para polígonos.

Comparação do dado matricial original com os dados matriciais resultantes dos procedimentos de generalização

Para avaliar a semelhança entre o dado matricial original e os dados matriciais resultantes dos procedimentos de generalização, calculou-se o coeficiente kappa entre os seguintes pares de comparação:

- Dado Original x generalização por Filtro Moda;
- Dado Original x generalização por Reamostragem (3x);
- Dado Original x generalização através da Metodologia ESRI;
- Dado Original x generalização por Segmentação.

Os coeficientes kappa foram calculados a partir de uma rotina elaborada em IDL - *Interactive Data Language* (ITT, 2009). Numa breve descrição, a rotina IDL segue os seguintes passos:

1. **Tamanho total da amostra (pixels):** 50.000. Este valor que equivale a 0,23% do total de pixels do dado matricial original;
2. **Número de simulações:** 1000. Ou seja, são calculados 1000 valores do coeficiente kappa para cada par de comparação;
3. **Seleção da imagem de referência:** dado matricial original (formato TIFF);
4. **Seleção das demais imagens:** resultados das técnicas de generalização (formato TIFF);
5. **Arquivo de saída da simulação:** nome do arquivo de saída da simulação (formato TXT);
6. **Organização do histograma do dado original.** Define-se o número de amostras (pixels) por classes proporcional ao tamanho da classes, com a condição de que cada classe tenha 10 ou mais amostras (pixels). Esta condição evita que a classe Mineração fique sem amostras;
7. **Seleção das amostras:** selecionam-se as amostras (pixels) no dado matricial original (linha e coluna) e verifica-se a classe no dado matricial resultante da generalização (mesma linha e coluna);
8. **Organização da matriz de confusão:** organiza-se a matriz de confusão e calcula-se o coeficiente kappa. Final da Simulação 1;
9. **Sorteio de um novo conjunto de amostras:** sorteia-se um novo conjunto de amostras, constrói-se a matriz de confusão e calcula-se o segundo valor para o coeficiente kappa, e assim sucessivamente até a milésima simulação.

Com a execução da rotina IDL obtêm-se 1000 valores de coeficiente kappa independentes para cada par de comparação entre o dado matricial original e os dados matriciais resultantes dos procedimentos de generalização.

Análises Estatísticas

As análises estatísticas foram realizadas utilizando o pacote estatístico SYSTAT, versão 12 (SYSTAT SOFTWARE, 2007). Para os valores do coeficiente kappa para cada par de comparação foram calculadas as seguintes estatísticas básicas: número de simulações, mínimo, máximo, mediana, média aritmética e variância. As médias dos valores do coeficiente kappa foram avaliadas utilizando teste de hipóteses. Segundo o Teorema Central do Limite, quando o tamanho da amostra é grande ($n \geq 30$), a média segue uma distribuição normal. Optou-se pelo Teste-Z pois as amostras eram grandes ($n = 1000$) e também porque este teste não pressupõe variâncias iguais (LARSON e FARBER, 2010).

RESULTADOS

Similaridade entre o dado original e os dados resultantes dos procedimentos de generalização

As estatísticas descritivas básicas para as simulações do coeficiente kappa, resultantes das comparações do dado matricial original com os quatro procedimentos de generalização testados,

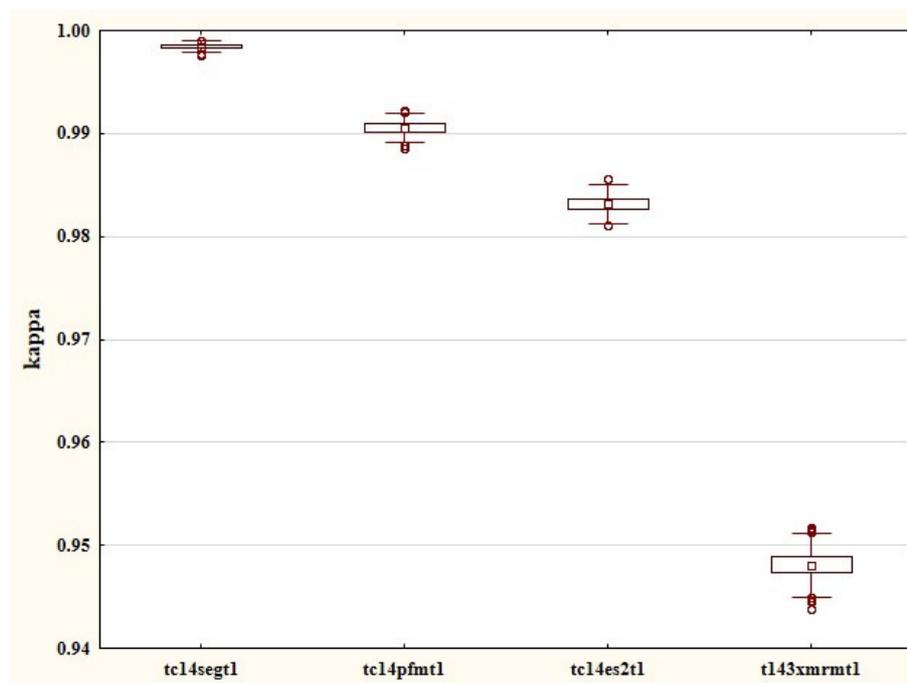
são apresentadas na Tabela 4. Observando-se a tabela, verifica-se um comportamento crescente da média do coeficiente kappa com relação aos procedimentos de generalização na seguinte ordem: Reamostragem, Metodologia ESRI, Filtro Moda e Segmentação. A variância do coeficiente kappa, por sua vez, apresenta comportamento inverso ao da média, decrescendo na mesma ordem: Reamostragem, Metodologia ESRI, Filtro Moda e Segmentação (Tabela 4).

Tabela 4: Estatísticas descritivas dos resultados das simulações do coeficiente kappa por procedimento de generalização.

ESTATÍSTICA	FILTRO MODA	REAMOSTRAGEM (3X)	METODOLOGIA ESRI	SEGMENTAÇÃO
No. de Simulações	1000	1000	1000	1000
Mínimo	0,9886	0,9438	0,9810	0,9976
Máximo	0,9922	0,9518	0,9856	0,9991
Mediana	0,9906	0,9481	0,9832	0,9985
Média Aritmética	0,9906	0,9481	0,9831	0,9984
Variância	3,2x10⁷	15x10⁷	5,2x10⁷	0,5x10⁷

O comportamento da média do coeficiente kappa pode ser melhor observado quando representado através de um gráfico de caixa (*boxplot*). Na Figura 6 observa-se que a média do procedimento Segmentação é superior a do procedimento Filtro Moda, que por sua vez é superior a do procedimento Metodologia ESRI e que, por fim, é bem superior a do procedimento Reamostragem. O comportamento da variância está relacionado ao tamanho da caixa, outrossim, quanto menor for a altura da caixa, menor será a variância do dado. Observando a Figura 6, verifica-se ainda que o tamanho da caixa é menor para o procedimento Segmentação e maior para o procedimento Reamostragem. Logo, a variância do coeficiente kappa da Segmentação é inferior a variância do Filtro Moda, que por sua vez, é inferior a variância da Metodologia ESRI, e que, por fim, é inferior a variância da Reamostragem. O gráfico de caixa dos coeficientes kappa dos procedimentos de generalização (Figura 6) foi elaborado com a utilização do programa STATISTICA, versão 10 (STATSOFT, 2017).

Figura 6: Gráfico de caixa dos valores do coeficiente kappa por procedimento de generalização: Segmentação (tc14segt1), Filtro Moda (tc14pfmt1), Metodologia ESRI (tc14es2t1) e Reamostragem (t143xmrrmt1).



Na comparação entre os valores da média aritmética da estatística kappa obtida para cada procedimento de generalização foi utilizado o Teste-Z (Intervalo de Confiança = 95%). Foram realizados os seguintes pares de comparação:

- Reamostragem (t143xmrmt1) x Metodologia ESRI (tc14es2t1)
- Metodologia ESRI (tc14es2t1) x Filtro Moda (tc14pfmt1)
- Filtro Moda (tc14pfmt1) x Segmentação (tc14segt1)

Os resultados das comparações das médias através do Teste-Z são apresentados na Tabela 5. Pode-se verificar, para o intervalo de confiança de 95%, que a média dos valores do coeficiente kappa da Reamostragem (t143xmrmt1) foi significativamente menor do que o da Metodologia ESRI (tc14es2t1), que por sua vez foi significativamente menor do que o do Filtro Moda (tc14pfmt1), que por sua vez foi significativamente menor do que o da Segmentação (tc14segt1), confirmando o que foi observado no gráfico de caixa (Figura 6).

Tabela 5: Resultado da comparação das médias (\bar{X}) dos valores da estatística kappa para os procedimentos de generalização - Teste Z.

COMPARAÇÕES	\bar{X}_1	\bar{X}_2	HIPÓTESE NULA (H_0)	HIPÓTESE ALTERNATIVA (H_1)	VALOR -P
t143xmrmt1 (\bar{X}_1) x tc14es2t1 (\bar{X}_2)	0,948085	0,983136	$\bar{X}_1 = \bar{X}_2$	$\bar{X}_1 < \bar{X}_2$	< 0,001
tc14es2t1 (\bar{X}_1) x tc14pfmt1 (\bar{X}_2)	0,983136	0,990558	$\bar{X}_1 = \bar{X}_2$	$\bar{X}_1 < \bar{X}_2$	< 0,001
tc14pfmt1 (\bar{X}_1) x tc14segt1 (\bar{X}_2)	0,990558	0,998443	$\bar{X}_1 = \bar{X}_2$	$\bar{X}_1 < \bar{X}_2$	< 0,001

Avaliação da redução de parâmetros estruturais

Os valores dos parâmetros estruturais utilizados na avaliação dos procedimentos de generalização dos dados matriciais são apresentados na Tabela 6. Como pode ser observado, o procedimento que resultou na menor redução do número de polígonos com relação ao dado original foi o Filtro Moda, apenas 9,91%. Por outro lado, a Metodologia ESRI foi a que produziu a maior redução do número de polígonos, 43,84%. A Segmentação produziu a segunda maior redução, 38,43%, sendo a diferença para a Metodologia ESRI de apenas 5,41%. A redução do número de polígonos resultante da Reamostragem foi de 25,22%. O número de polígonos do dado original, bem como o número de polígonos resultantes de cada procedimento de generalização pode ser observado na Figura 7.

Figura 7: Número de polígonos do dado original e dos resultantes dos procedimentos de generalização.



Tabela 6: Parâmetros estruturais de avaliação dos procedimentos de generalização.

PARÂMETROS	ORIGINAL	FILTRO MODA	REAMOSTRAGEM (3X)	METODOLOGIA ESRI	SEGMENTAÇÃO
No. Polígonos	22526	20293	16845	12650	13869
Polígonos (%)	100,00	90,09	74,78	56,16	61,57
Redução (%)	0,00	9,91	25,22	43,84	38,43
Área mínima (m ²)	896,04	896,04	8064,32	8960,49	8960,74
Área mínima (Pixels)	1	1	9	10	10

Com relação ao parâmetro área mínima, as técnicas de generalização Metodologia ESRI e Segmentação, possuem as maiores áreas mínimas, equivalentes a 10 pixels. Como este parâmetro pode ser definido no início do processo da generalização, o usuário pode definir a área mínima mais adequada ao propósito do seu trabalho, o que é uma grande vantagem. Embora a área mínima da Reamostragem (3x) seja de 9 pixels, em relação ao dado original, ela representa apenas 1 pixel da imagem reamostrada (90m x 90m). A área mínima do Filtro Moda manteve-se igual a do dado Original (1 pixel).

Como os procedimentos de generalização Segmentação e Metodologia ESRI apresentaram os melhores resultados com relação a similaridade e a redução do número de polígonos, respectivamente, resolveu-se comparar a variação do número de pixels por classe resultante do processo de generalização, em relação ao dado matricial original. Este resultado é apresentado na Tabela 7.

Tabela 7: Comparação, por classe TerraClass 2014, do número de pixels do dado Original com o número de pixels dos procedimentos de generalização Metodologia ESRI e Segmentação.

CLASSES TEMÁTICAS	ORIGINAL (PIXELS)	ESRI (PIXELS)	SEGMENTAÇÃO (PIXELS)	ORIGINAL X ESRI - DIFERENÇA (%)	ORIGINAL X SEGMENTAÇÃO - DIFERENÇA (%)
Área não observada	1117788	1108194	1116945	-0,8583	-0,0754
Hidrografia	56175	48616	55992	-13,4562	-0,3258
Área urbana	44180	44313	44226	0,3010	0,1041
Mineração	102	97	86	-4,9020	-15,6863
Não floresta	7743	7732	7757	-0,1421	0,1808
Desflorestamento 2014	14813	13591	14760	-8,2495	-0,3578
Outros	10227	9019	10092	-11,8119	-1,3200
Mosaico de ocupações	68151	65665	68055	-3,6478	-0,1409
Agricultura anual	1000565	1001211	1001804	0,0646	0,1238
Pasto limpo	3718913	3732531	3720954	0,3662	0,0549
Pasto sujo	587730	584139	586999	-0,6110	-0,1244
Regeneração com pasto	555208	554191	555106	-0,1832	-0,0184
Vegetação secundária	2453796	2440663	2451257	-0,5352	-0,1035
Floresta	11698859	11721055	11699301	0,1897	0,0038
Reflorestamento	243166	245135	243290	0,8097	0,0510

Para facilitar a observação deste resultado, o valor percentual do procedimento, que apresentou a menor diferença em relação ao dado original, por classe, foi destacado em azul, enquanto que

o procedimento que apresentou a maior diferença foi destacado em vermelho. Pode-se observar na tabela, doze valores destacados em vermelho para a diferença percentual dado Original x Metodologia ESRI, enquanto que para a diferença dado Original x Segmentação foi apenas um quarto deste valor, ou seja, apenas três valores. Entretanto, a maior diferença registrada (-15,6863%) foi para a classe Mineração da comparação dado Original x Segmentação, possivelmente por apresentar muitas regiões inferiores a 10 pixels. Estes valores ajudam a explicar porque o valor do coeficiente kappa do procedimento Segmentação foi superior ao da Metodologia ESRI.

CONCLUSÕES

Os dados TerraClass fornecem aos municípios informações quantitativas e espacialmente explícitas das suas características relacionadas às mudanças de uso e cobertura da terra. A produção de um mapeamento com dados TerraClass sem pixels isolados, usando uma metodologia transparente e padronizada, otimiza a utilização do dado. Neste artigo foram avaliadas quatro técnicas de generalização de dados matriciais aplicadas ao dado TerraClass 2014, algumas mais usuais e mais simples (Filtro Moda e Reamostragem), uma um pouco mais elaborada, mas já bem conhecida (Metodologia ESRI), e uma nova abordagem para a generalização de dados matriciais baseada na segmentação de imagens (Segmentação).

O Filtro Moda teve um bom desempenho com relação à similaridade com o dado Original, apresentando o segundo maior valor de coeficiente kappa (0,9906). No entanto, com relação aos parâmetros estruturais, o seu desempenho foi baixo. Este procedimento levou a menor redução do número de polígonos, apenas 9,91%, e também aos polígonos de menor área mínima, 896,04 m² (1 pixel), sendo igual ao polígono de área mínima do dado Original.

O procedimento Reamostragem, ao contrário do Filtro Moda, teve desempenho ruim com relação à similaridade, apresentando o valor mais baixo do coeficiente kappa (0,9481). Com relação aos parâmetros estruturais o seu desempenho foi regular, pois apresentou uma redução de 25,22% no número de polígonos, sendo a área mínima dos polígonos de 8064,32 m² (9 pixels).

A Metodologia ESRI não obteve um bom desempenho com relação à similaridade, pois apresentou apenas o terceiro maior valor do coeficiente kappa (0,9831). Porém, com relação aos parâmetros estruturais, ela apresentou a maior redução do número de polígonos (43,84%) e maior área mínima de 8960,49 m² (10 pixels), definida *a priori*.

O procedimento Segmentação, uma nova abordagem para a generalização de dados matriciais categóricos proposta neste artigo, apresentou o melhor desempenho com relação à similaridade, resultando no maior valor do coeficiente kappa (0,9984). Este procedimento ainda resultou na menor variância do coeficiente kappa. Em relação aos parâmetros estruturais o seu desempenho também foi bom, pois apresentou uma redução de 38,43% no número de polígonos (a segunda maior) e maior área mínima de 8960,74 m² (10 pixels), igual a da Metodologia ESRI, também definida *a priori*.

Os resultados evidenciam a superioridade dos procedimentos de generalização mais complexos (Metodologia ESRI e Segmentação) com relação aos mais simples (Filtro Moda e Reamostragem), sobretudo devido a característica da agregação de pixels pela definição, *a priori*, de um tamanho mínimo de região. O procedimento Segmentação, dado o seu desempenho, revelou-se como uma boa alternativa à Metodologia ESRI na generalização de dados matriciais categóricos. Na sequência da análise da evolução da estrutura da paisagem no Município de Paragominas, além do dado TerraClass 2014, serão utilizados os dados de 2012, 2010, 2008 e 2004, no formato matricial, todos generalizados utilizando o procedimento por segmentação de imagem (Segmentação) descrito neste artigo.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem aos revisores da Revista Caminhos de Geografia pelas correções e sugestões, que melhoraram texto original.

REFERÊNCIAS

- ADAMI, M. et al. Dinâmica do uso e cobertura da terra no estado do Pará entre os anos de 2008 a 2012. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: Inpe, 2015. p. 7028-7035. Disponível em: <<http://marte2.sid.inpe.br/rep/sid.inpe.br/marte2/2015/06.15.16.50.58>>. Acesso em: 28 maio 2017.
- ALMEIDA, C. et al. TerraClass: classificação dos padrões de uso e cobertura da terra da Amazônia Legal. In: EMILIO, T.; LUIZÃO, F. (Org.). **Cenários para a Amazônia:** clima, biodiversidade e uso da terra. Manaus: Editora INPA, 2014. cap. 12. p. 137-147. Disponível em: <http://lba2.inpa.gov.br/media/capitulos_livro_cenarios/Cenarios_para_a_Amazonia_-_clima_biodiversidade_e_uso_da_terra.pdf>. Acesso em: 28 maio 2017.
- _____. High spatial resolution land use and land cover mapping of the Brazilian Legal Amazon in 2008 using Landsat-5/TM and MODIS data. **Acta Amazonica**, v. 46, n. 3, p. 291-302, 2016. Disponível em: <<https://acta.inpa.gov.br/fasciculos/46-3/PDF/AA-2015-0550.pdf>>. Acesso em: 28 maio 2017.
- AMARAL, M.V.F. et al. Avaliação e comparação de métodos de classificação de imagens de satélites para o mapeamento de estágios de sucessão florestal. **Revista Árvore**, v.33, n.3, p. 575-582, 2009. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rarv/v33n3/19.pdf>>. Acesso em: 28 maio 2017.
- BARROS, M.N.R. et al. Dinâmica de uso e cobertura da terra na Área de Endemismo Tapajós no período de 2008 a 2010. Vieira, I.C.G.; Jardim, M.A.G.; Rocha, E.J.P. (Org.). **Amazônia em tempo:** estudos climáticos e socioambientais. Belém: UFPA, Museu Goeldi e Embrapa, 2015. cap. 5. p. 101-121. Disponível em: <http://www.ppgca.ufpa.br/arquivos/repositorio/TEXTODOWN/Livro_Amazonia_em_Tempo_Estudios_climaticos_e_socioambientais.pdf>. Acesso em: 28 maio 2017.
- BINS, L.S. et al. Satellite imagery segmentation: a region growing approach. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8., 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos: Inpe, 1996. p. 677-680. Disponível em: <<http://marte.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/02.05.09.30/doc/T205.pdf>>. Acesso em: 29 maio 2017.
- CAMARA, G. et al. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. **Computers & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, 1996. [https://doi.org/10.1016/0097-8493\(96\)00008-8](https://doi.org/10.1016/0097-8493(96)00008-8)
- COHEN, J. A. Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- CONGALTON, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- EMBRAPA; INPE. **Levantamento de informações de uso e cobertura da terra na Amazônia:** Sumário Executivo (TerraClass 2008). Belém: Embrapa e Inpe, 2011. 20p. Disponível em: <http://www.inpe.br/cra/projetos_pesquisas/sumario_executivo_terraclass_2008.pdf>. Acesso em: 28 maio 2017.
- _____. **Projeto TerraClass 2012:** Mapeamento do uso e cobertura da terra na Amazônia Legal Brasileira. Belém: Embrapa e Inpe, 2014. 25p. Disponível em: <http://www.inpe.br/cra/projetos_pesquisas/TerraClass_2012_26nov2014.pdf>. Acesso em: 28 maio 2017.
- ESRI. **ArcGIS Desktop:** Release 10. Redlands: Environmental Systems Research Institute, 2011.
- _____. **ArcMap:** Majority Filter. Redlands: ESRI, 2017a. Disponível em: <<http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/spatial-analyst-toolbox/majority-filter.htm>>. Acesso em: 28 maio 2017.
- _____. **ArcMap:** Resample. Redlands: ESRI, 2017b. Disponível em: <<http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/data-management-toolbox/resample.htm>>. Acesso em: 28 maio 2017.

_____. **ArcMap**: Generalization of classified raster imagery. Redlands: ESRI, 2017c. Disponível em: <<http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-analyst-toolbox/generalization-of-classified-raster-imagery.htm>>. Acesso em: 28 maio 2017.

FIGUEIREDO, G.C.; VIEIRA, C.A.O. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: Inpe, 2007. p. 5755-5762. Disponível em: <<http://mar.tecnico.unicamp.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.13.17.35/doc/5755-5762.pdf>>. Acesso em: 28 maio 2017.

INPE. **SPRING**: Tutorial de Geoprocessamento - Segmentação de Imagens. São José dos Campos: Inpe, 2006. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/segmentacao.html>>. Acesso em: 28 maio 2017.

_____. **Projeto PRODES**: Monitoramento da floresta amazônica brasileira por satélite. São José dos Campos: Inpe, 2017a. Disponível em: <<http://www.obt.inpe.br/prodes/index.php>>. Acesso em: 29 maio 2017.

_____. **SPRING**: Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas. São José dos Campos: Inpe, 2017b. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/index.html>>. Acesso em: 29 maio 2017.

INPE; EMBRAPA. **TerraClass 2004 a 2014**: Dinâmica do uso e cobertura da terra no período de 10 anos nas áreas desflorestadas da Amazônia Legal Brasileira. Belém: Inpe e Embrapa, 2016. 41p. Disponível em: <http://www.inpe.br/cra/projetos_pesquisas/arquivos/TerraClass_2014_v3.pdf>. Acesso em: 28 maio 2017.

_____. **Dados TerraClass**: Projeto TerraClass. Belém: Inpe e Embrapa, 2017. Disponível em: <http://www.inpe.br/cra/projetos_pesquisas/dados_terraclass.php>. Acesso em: 28 maio 2017.

ITT. **IDL Reference Guide** (IDL Version 7.1). Jersey: ITT Visual Information Solutions, 2009. 6010p. Disponível em: <<http://www.harrisgeospatial.com/portals/0/pdfs/idl/refguide.pdf>>. Acesso em: 28 maio 2017.

LARSON, R.; FARBER, B. **Estatística Aplicada**. 4ª ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010. 638p.

NASCIMENTO, T.V.; FERNANDES, L.L. Mapeamento de uso e ocupação do solo em uma pequena bacia hidrográfica da Amazônia. **Ciência e Natura**, v. 39 n. 1, 2017, p. 170-178, 2017. Disponível em: <<https://periodicos.ufsm.br/cienciaenatura/article/view/21737/pdf>>. Acesso em: 28 maio 2017.

OLIVEIRA, R.R.S. et al. Dinâmica de uso e cobertura da terra das Regiões de Integração do Araguaia e Tapajós/PA, para os anos de 2008 e 2010. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 7, p. 1411-1424, 2016. Disponível em: <<http://www.lsie.unb.br/rbc/index.php/rbc/article/view/1061/1019>>. Acesso em: 28 maio 2017.

PACHECO, P. et al. **Projeto TerraCert**: Territórios inovando para monitorar e comprovar progressos rumo à sustentabilidade. Wageningen: CGIAR, 2017. 4p. Disponível em: <<https://cgispace.cgiar.org/rest/bitstreams/93949/retrieve>>. Acesso em: 28 maio 2017.

PEREIRA, J.L.G. et al. Classificação da cobertura da terra na Amazônia com base em imagens de satélite e caracterização das classes com relação à superfície do terreno. **Geografia** (Londrina), v. 21, n. 3, p. 115-131, 2012. Disponível em: <<http://www.uel.br/revistas/uel/index.php/geografia/article/view/12294/13847>>. Acesso em: 28 maio 2017.

SILVA, G.C.M. et al. Caracterização do uso da terra no Município de Areia Branca – RN, por técnicas de Sensoriamento Remoto. **Geociências** (UNESP), v. 33, n. 2, p. 314-329, 2014. Disponível em: <http://www.revistageociencias.com.br/geociencias-arquivos/33/volume33_2_files/33-2-artigo-10.pdf>. Acesso em: 28 maio 2017.

STATSOFT. **Electronic Statistics Textbook**. Tulsa: StatSoft, 2017. Disponível em: <<http://www.statsoft.com/textbook/>>. Acesso em: 28 maio 2017.

SYSTAT SOFTWARE. **SYSTAT 12: Getting Started**. San Jose: SYSTAT Software, 2007. 416p. Disponível em: <<http://biostats.unh.edu/GettingStarted.pdf>>. Acesso em: 01 jul. 2011.

THALÊS, M.; POCCARD-CHAPUIS, R. Dinâmica espaço-temporal das frentes pioneiras no Estado do Pará. **Confins**, n. 22, 2014. Disponível em: <<https://confins.revues.org/9860>>. Acesso em: 28 maio 2017.

Recebido em: 10/06/17

Aceito em: 08/11/17