

Comparação de desempenho dos Sistemas de Informação Geográfica TerrSet e TerraView por meio de processamento digital de imagem**Performance comparison of Geographic Information Systems TerrSet and TerraView through digital image processing**

DOI:10.34117/bjdv6n9-504

Recebimento dos originais: 20/08/2020

Aceitação para publicação: 22/09/2020

Mikael Timóteo Rodrigues

Doutor em Agronomia (Energia na Agricultura) pela Faculdade de Ciências Agrônômicas - FCA/UNESP

Instituição: Centro Universitário Dinâmica das Cataratas - UDC
Rua Castelo Branco, nº 440 - Centro, 85852-010, Foz do Iguaçu – PR, Brasil
E-mail: mikael.rodrigues@udc.edu.br**Bruno Timóteo Rodrigues**

Doutor em Agronomia (Energia na Agricultura) pela Faculdade de Ciências Agrônômicas - FCA/UNESP

Instituição: Centro Universitário Dinâmica das Cataratas - UDC
Rua Castelo Branco, nº 440 - Centro, 85852-010, Foz do Iguaçu – PR, Brasil
E-mail: brunogta21@hotmail.com**Felipe de Souza Nogueira Tagliarini**

Doutorando em Agronomia (Energia na Agricultura) pela Faculdade de Ciências Agrônômicas - FCA/UNESP

Instituição: Universidade Estadual Paulista - UNESP
Avenida Universitária, nº 3780 - Altos do Paraíso, 18610-090, Botucatu – SP, Brasil
E-mail: felipe_tagliarini@hotmail.com**Sérgio Campos**

Doutor em Agronomia (Energia na Agricultura) pela Faculdade de Ciências Agrônômicas - FCA/UNESP

Instituição: Universidade Estadual Paulista - UNESP
Avenida Universitária, nº 3780 - Altos do Paraíso, 18610-090, Botucatu – SP, Brasil
E-mail: seca@fca.unesp.br**Victor Rocha Araújo**

Doutorando em Agronomia (Irrigação e Drenagem) pela Faculdade de Ciências Agrônômicas - FCA/UNESP

Instituição: Universidade Estadual Paulista - UNESP
Avenida Universitária, nº 3780 - Altos do Paraíso, 18610-090, Botucatu – SP, Brasil
E-mail: victor.rocha39@gmail.com**RESUMO**

O presente estudo teve como objetivo avaliar o desempenho dos Sistemas de Informação Geográfica (SIG) TerrSet e TerraView, executando a Classificação Supervisionada por

Máxima Verossimilhança, por meio do comportamento espectral de imagens do satélite Landsat 5, associadas à comparação do uso e ocupação do solo da bacia hidrográfica do rio Capivara, localizada no município de Botucatu, estado de São Paulo, Brasil. As amostras de treinamento da classificação supervisionada foram definidas por sete classes de uso e ocupação do solo, baseadas no Manual Técnico de Uso da Terra do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Na região da bacia hidrográfica do rio Capivara, existem diversos tipos de manejo com relação ao uso da terra, como culturas anuais em escala de subsistência em fazendas de pequeno e médio porte, até extensas áreas de monoculturas e agroindústrias, dessa forma, gerando um panorama de grande complexidade para mapear e posteriormente padronizar as classes de uso e ocupação do solo presentes na área de estudo. Outro agravamento para a metodologia empregada foi a presença de plantas daninhas encontradas em pastagens e áreas cultivadas, devido a interferência causadas pelas mesmas no comportamento espectral dessas classes de uso e ocupação do solo, provocando ruídos nas imagens, que alteram a resposta espectral das classes de culturas e pastagens, induzindo a erros de classificação no processo de análise das imagens. Outro fator evidente foi a diferença dos produtos derivados a partir da Classificação Supervisionada por Máxima Verossimilhança gerados nos *softwares* e posteriormente pós-classificados com os Filtros Majoritários, eliminando *pixels* inapropriados e permitindo uma menor inclusão de áreas de diferentes classes, alcançando dessa maneira acurácia superior a 50 % e gerando uma melhor classificação com menores erros e suavização dos mapas obtidos.

Palavras-chave: Geoprocessamento, Análise de Imagens, Classificação Supervisionada, Uso do Solo.

ABSTRACT

The present study aimed to evaluate the performance of Geographic Information Systems (GIS) TerrSet and TerraView, performing Maximum Likelihood Supervised Classification, through spectral pattern of Landsat 5 satellite images, associated with the comparison of soil use and occupation of the watershed of Capivara river, located in the municipality of Botucatu, state of São Paulo, Brazil. The training samples of supervised classification were defined by seven classes of soil use and occupation, based on the Technical Manual for Land Use of the Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE). In the region of the watershed of Capivara river, there are several types of management in relation to the land use, as annual crops in subsistence-scale on small and medium sized farms, to extensive areas of monocultures and agro-industries, thus, generating a panorama of great complexity to map and posteriorly standardize the classes of soil use and occupation present in the study area. Another aggravation for the used methodology was the presence of weeds found in pastures and cultivated areas, due to the interference caused by weeds in the spectral pattern of these classes of soil use and occupation, causing noise in the images, which alter the spectral response of crops and pasture classes, inducing classification errors in the process of images analysis. Another evident factor was the difference in products derived from the Maximum Likelihood Supervised Classification generated in the software and posteriorly post-classified with the Majority Filters, eliminating inappropriate pixels and allowing a less inclusion of areas from different classes, thus achieving an accuracy greater than 50 % and generating a better classification with less errors and smoothing of the obtained maps.

Keywords: Geoprocessing, Image Analysis, Supervised Classification, Soil Use.

1 INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto tem papel significativo no ambiente de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), como uma das alternativas mais viáveis para extração de informações sobre os diversos usos do solo, assim, gerando grande número de informações e possibilitando programação de ações adequadas para tomada de decisões por constituir ferramentas de articulação e informações geoespaciais (FUSHITA, et al, 2013).

A partir do conhecimento das características físicas dos alvos de uma dada região, e seu comportamento espectral (interação da radiação solar com os elementos que compõe o mosaico da superfície terrestre como os rios, a vegetação, o tipo de solo, a rocha) é possível fazer um monitoramento das condições ambientais da área em questão e descobrir possíveis modificações (AMORIM, et al., 2007).

Múltiplos trabalhos utilizando diversas ferramentas SIG têm sido desenvolvidos com a intenção de delimitar e classificar bacias hidrográficas e os respectivos manejos do uso da terra nas mais variáveis áreas. Com base nisso, foram elaboradas as técnicas de classificação digital de imagens, que automatizam a metodologia de extração das imagens de satélite, minimizando a subjetividade da interpretação humana, bem como, reduzindo esforços e encurtando o tempo de trabalho do analista (RODRIGUES, 2015).

A classificação automática de imagens multiespectrais oriundas de sensoriamento remoto, remete ao aspecto de associar cada *pixel* de uma imagem a um “rótulo” que descreve um objeto real, como por exemplo, vegetação, solo, água, entre outros (DEMARCHI; PIROLI; ZIMBACK, 2011). Dessa forma, os valores associados a cada classe de *pixel*, definidos pela reflectância do material de origem, podem ser então associados como um tipo de uso e ocupação do solo (TAGLIARINI; RODRIGUES; RODRIGUES, 2016).

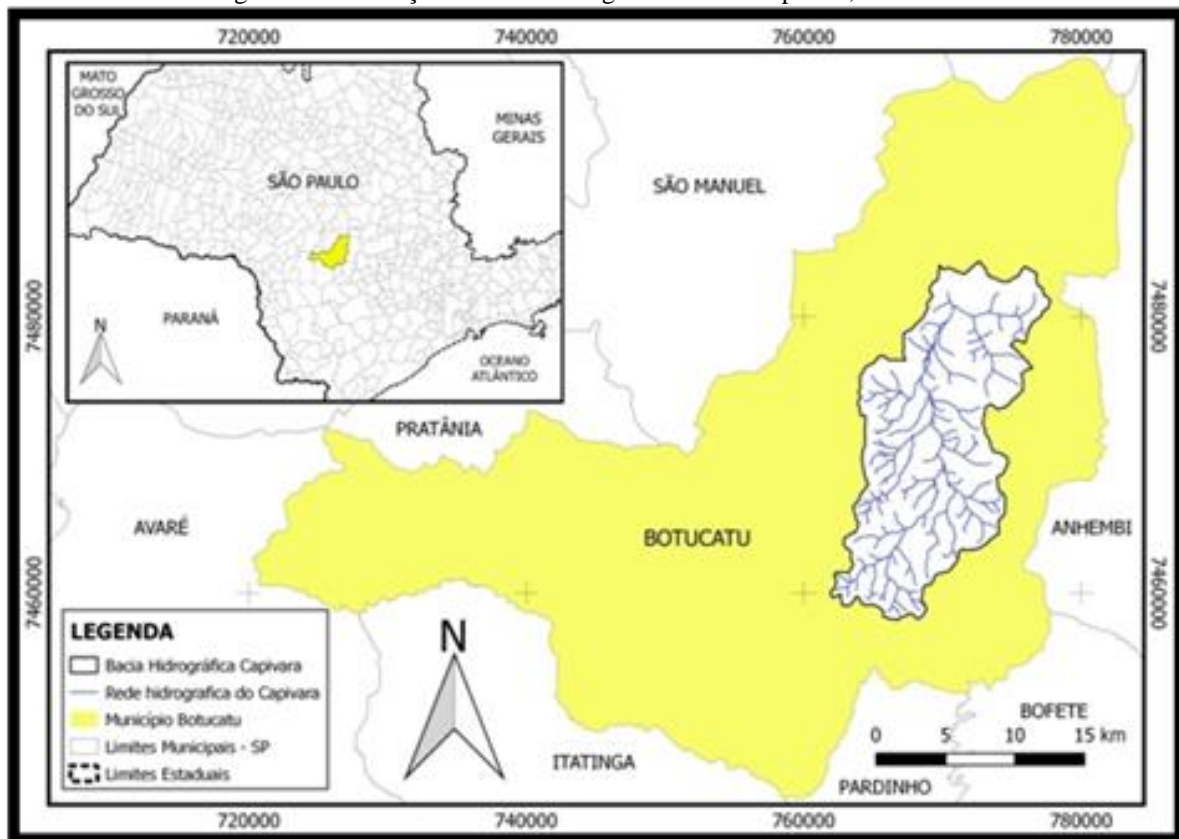
A forma mais usual e difundida entre os pesquisadores que trabalham com sensoriamento remoto e que foi adotada pelos *softwares* comerciais e livres que utilizam módulos de processamento de imagens, dividi os classificadores em supervisionados e não-supervisionados. A classificação supervisionada, requer conhecimentos prévios das classes de alvos, a fim de classificar a imagem nos alvos de interesse pré-fixados pelo analista, onde o algoritmo precisa ser treinado para poder diferenciar as classes uma das outras.

O objetivo deste trabalho foi averiguar o comportamento de dois *softwares* SIG, TerrSet e TerraView, realizando a classificação supervisionada, por meio do padrão espectral em imagem Landsat 5, para mapear o uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Capivara, localizada no município de Botucatu-SP.

2 METODOLOGIA DE TRABALHO

A bacia hidrográfica do rio Capivara (Figura 1), está localizada no município de Botucatu e inserida na região Centro-Oeste do estado de São Paulo. A região possui situação definida nas coordenadas geográficas $48^{\circ} 26' 38''$ a $48^{\circ} 22' 07''$ de longitude W Gr. e $22^{\circ} 52' 38''$ a $22^{\circ} 47' 10''$ de latitude S, e coordenadas UTM variando de 761.500 a 778.000 metros E e 7458.000 a 7484.000 metros S dentro do Fuso 22 e Zona K, apresentando uma área total de 22.277,10 hectares.

Figura 1. Localização da bacia hidrográfica do rio Capivara, Botucatu-SP.



O clima da região de estudo, conforme a classificação climática de Köppen, para o município de Botucatu-SP é do tipo Cwa, sendo definido como subtropical úmido com inverno seco e frio e chuvas no verão com maior intensidade; a temperatura média anual da região é de $21,5^{\circ}\text{C}$; e a precipitação média anual é de 1385,5 mm, conforme dados da Estação Meteorológica Lageado da Faculdade de Ciências Agrônômicas (FCA/UNESP) de Botucatu-SP.

Para realização do georreferenciamento da área de interesse, foi obtido utilizando-se como pontos de controle a base cartográfica da carta planialtimétrica da folha Botucatu (SF-22-R-IV-3), com escala 1:50.000 e equidistância vertical de 20 m em datum Córrego Alegre.

A Classificação Supervisionada por Máxima Verossimilhança, também conhecida como “MAXVER”, foi realizada utilizando-se de dados coletados pelo sensor *Thematic Mapper* (TM) de

uma imagem do satélite Landsat 5, com base nas bandas 3, 4 e 5 (TM3, TM4 e TM5) que configuram a composição da imagem em RGB, com escala 1:50.000, na órbita 220, ponto 76 inserida no mosaico de recobrimento sobre o estado de São Paulo, com resolução de 30x30 m, com data de passagem em 19 de setembro de 2011.

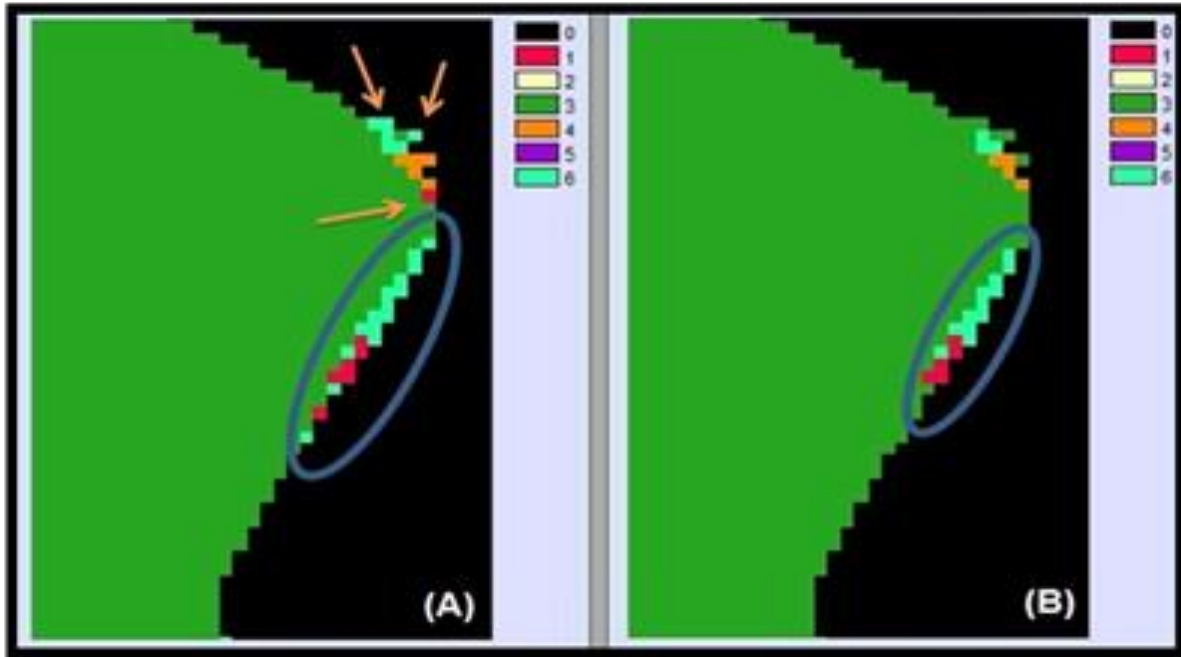
Tendo como base a imagem de satélite, foi possível então elaborar o mapa da verdade terrestre do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Capivara. Para auxiliar na interpretação visual das áreas de cobertura vegetal, foi utilizado o *software* Google Earth como ferramenta de apoio, permitindo delimitar com maiores detalhes a utilização do solo, onde foram identificadas as sete classes de uso e ocupação do solo para a bacia do rio Capivara no ano de 2011 por meio da imagem derivada do sensor TM do Landsat 5. De posse do arquivo completamente vetorizado, o mesmo foi convertido para o formato *raster* e exportado em formato .GEOTIFF para os *softwares* SIG TerrSet e TerraView.

As áreas de treinamento supervisionado foram definidas por meio de polígonos que representaram as respectivas classes de uso e ocupação do solo na área de estudo, considerando a cor, brilho e textura emitida por cada *pixel* presente na imagem. Assim, cada polígono supervisionado, teve um conjunto des *pixels* com o mesmo contexto, iguais feições e padrões, sendo consolidado o mesmo objeto irradiante.

A área de treinamento consiste em uma amostra homogênea da classe com toda a variabilidade dos níveis de cinza. É recomendado que o usuário adquira mais de uma área de treinamento (CROSTA, 1992), utilizando o maior número de informações disponíveis, como trabalhos de campo, mapas, dentre outras informações. O número de *pixels* de treinamento de uma classe aumenta com a complexidade da área a ser classificada. Dessa forma, a classificação supervisionada MAXVER foi realizada por meio dos *softwares* TerrSet e TerraView, onde foram definidas amostras de treinamento, tomando como base o Manual Técnico de Uso da Terra do IBGE (2006), por meio de polígonos amostrais representados nos dois aplicativos.

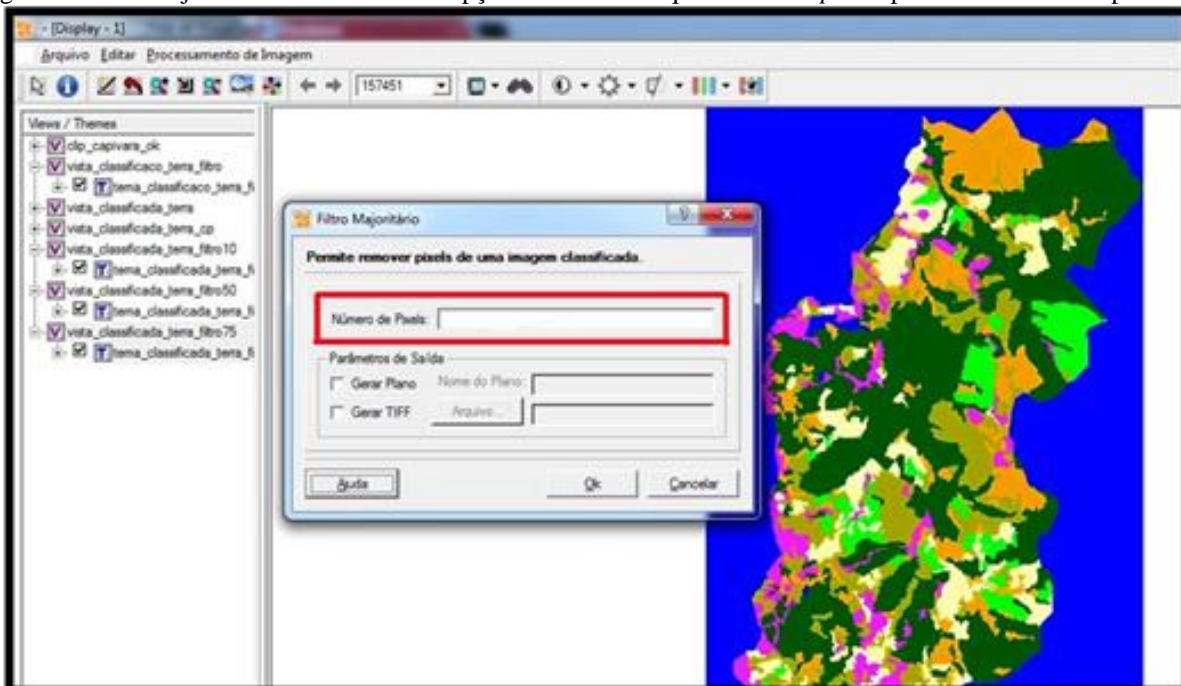
Também foi utilizado nos SIGs, como uma forma de pós-classificação, a extensão Filtro Majoritário (Majority Filter) para a suavização de *pixels* que possivelmente tenham sido classificados de forma equivocada pelo algoritmo dos *softwares* (Figura 2), gerando “ruídos” de classificação que aparecem como pequenos pontos de outras classes de uso e ocupação do solo, dentro de classes maiores, dessa maneira, a ferramenta do Filtro Majoritário uniformiza as classes de uso e ocupação, eliminando pontos isolados, classificados diferentemente de grupos vizinhos. Contudo, é gerada uma segunda classificação do mesmo SIG com menos ruídos, por sua vez, com menor erro agregado.

Figura 2. Classificação supervisionada sem filtro (A) e pós-classificação com uso do Filtro Majoritário (B).



O *software* livre TerraView possui em sua extensão de Filtro Majoritário a flexibilidade da escolha referente à quantidade de *pixels* que o usuário pode eliminar por classes em sua pós-classificação (Figura 3), ou seja, reduzir os ruídos de *pixels* classificados em classes não pertencentes ao mesmo. Com essa opção, o usuário pode fazer inúmeras tentativas de pós-classificação até chegar a uma acurácia próxima da desejada.

Figura 3. Filtro Majoritário no TerraView e opção de escolher a quantidade de *pixels* possível de eliminar por classes.



Foram elaborados vários testes de pós-classificação com números de exclusão de *pixels* baixo, moderado e altos, porém, o valor da acurácia tende a cair quando se eleva bastante o número de exclusão de ruídos, pois com altos grupos de *pixels* migrados de uma classe para outra, o algoritmo tende a mover não só os *pixels* que causam ruídos, mas também os *pixels* que já se encontram em suas classes verdadeiras de uso e ocupação do solo, assim, fazendo o sentido inverso do que seria uma satisfatória pós-classificação.

Para uma melhor acurácia das classificações obtidas, foram cruzados os mapas de MAXVER obtidos pelos *softwares* TerrSet e TerraView com a verdade terrestre da área de estudo, onde a mesma se caracteriza como a real utilização do solo, apontando a exatidão (acurácia) de cada classificação, cruzando matrizes de *pixel* ou conjuntos de *pixels*. O índice Kappa (Tabela 1) é o mais recomendado por utilizar todas as células da matriz ao invés de somente os elementos diagonais, diferentemente de métodos que fazem uso apenas da exatidão global, utilizando dados derivados dos cruzamentos das classes, onde os mesmos se situam na diagonal principal da matriz de confusão, o que garante ao índice Kappa uma maior precisão da acurácia em relação aos outros métodos devido à medição de um *pixel* estar corretamente classificado, em relação à probabilidade de estar incorretamente classificado, avaliando a acurácia temática por ser mais sensível as variações de erros de omissão e comissão, também conhecido na literatura como erro de inclusão. (DEMARCHI; PIROLI; ZIMBACK, 2011).

Tabela 1. Intervalos de caracterização da acurácia em relação a verdade terrestre.

Valor Kappa	Qualidade da classificação
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito boa
0,80 – 1,00	Excelente

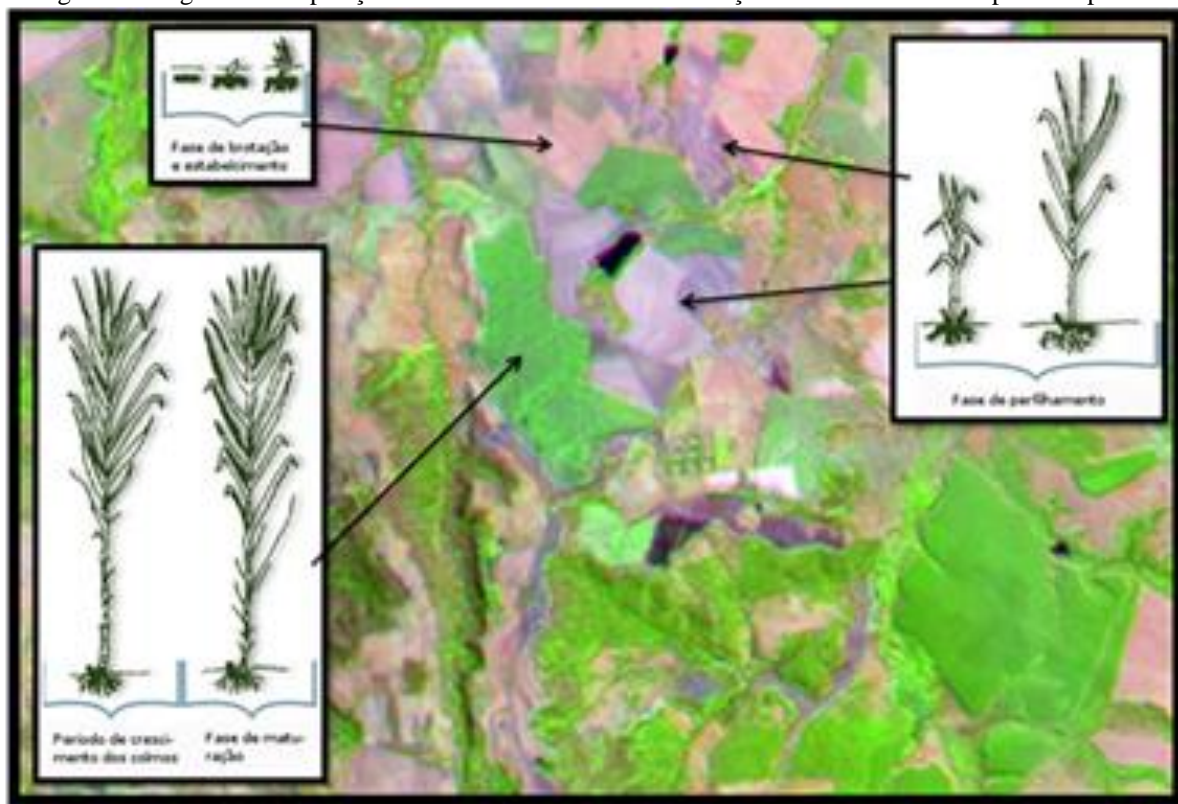
Fonte: Landis e Koch (1977).

Desta forma, o erro de omissão representa os *pixels* “perdidos” para outras classes, bem como o erro de comissão reflete os *pixels* “recebidos” de outras classes. Na matriz de erro, o erro de omissão indica a probabilidade de uma unidade amostral de referência estar corretamente classificada e o erro de inclusão representa a probabilidade que um *pixel* classificado no mapa, represente a categoria no terreno.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Em decorrência da variação temporal das culturas encontradas na área estudada, durante a o processo de escolha de amostras de treinamento e a elaboração da verdade terrestre, o usuário tem que determinar várias subclasses da mesma cultura, como elaborado por Rodrigues, Rodrigues e Tagliarini (2014) e Rodrigues (2015), ou avaliar todas as amostras em uma mesma classe, onde desta forma irá ocorrer um grande desvio padrão e por sua vez uma confusão entre classes e diminuição significativa da acurácia. Na imagem de composição RGB (Figura 4) podemos observar essa variação fenológica, da cana-de-açúcar, assim, subdividida em três subclasses.

Figura 4. Imagem de composição RGB e subclasses da cana-de-açúcar com diferentes respostas espectrais.



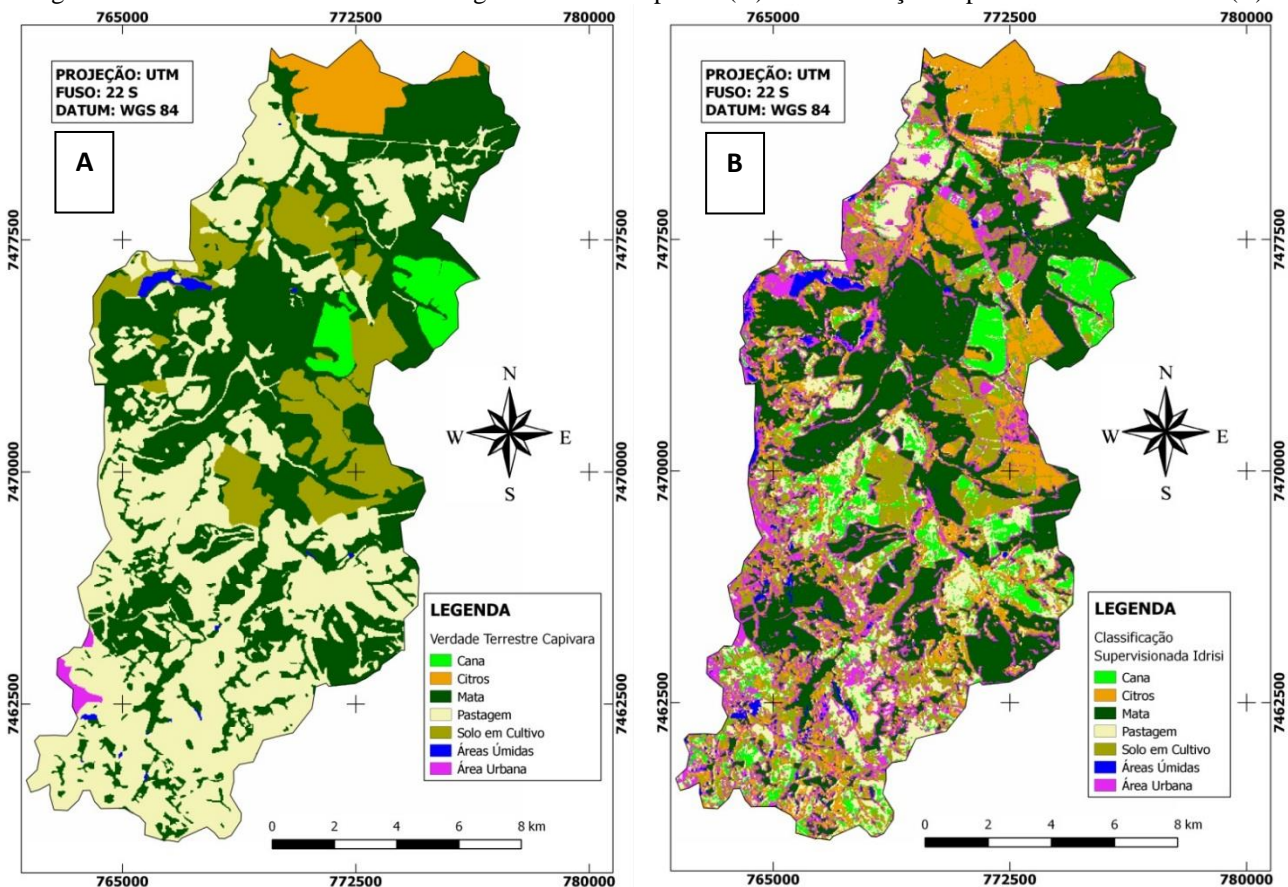
Na região da bacia hidrográfica do rio Capivara são praticados múltiplos tipos de manejo, onde pode ser encontrado plantios de culturas desde a escala de subsistência, passando por pequenas e médias propriedades rurais, até maiores estruturas agroindustriais, assim, constituindo um panorama de grande complexidade a ser mapeado e posteriormente modelado, onde a lista de ocupação e uso das terras é muito diversificado.

Um agravante à metodologia são as plantas daninhas, comuns em pastagens e solos cultivados com diversas formas de cultura, pois elas ocasionam interferência no padrão espectral das referidas classes, assim, proporcionando ruído na imagem que altera a resposta espectral pura das culturas induzindo a erros de classificação digital.

Outra dificuldade para o mapeamento da área estudada, fazendo-se uso de imagens de orbitais, é a ambiguidade espectral entre classes de mesma cultura. Tais erros podem ser inferidos pela apreciação de índices de exatidão específicos para cada classe da modelagem, para tanto, erros de omissão e comissão.

A verdade terrestre referente à bacia hidrográfica do rio Capivara (Figura 5A) foi obtida como resultado da real utilização do uso do solo na área de estudo, assim, realizado o índice para comparação com as classificações MAXVER provenientes dos *softwares* SIG TerrSet e TerraView. A classificação supervisionada (Figura 5B) realizada no TerrSet apresentou bom resultado com relação ao índice Kappa, atingindo a ordem de 0,471, o que segundo Landis e Koch (1977) indica uma classificação de boa qualidade (0,40 a 0,60).

Figura 5. Verdade terrestre da bacia hidrográfica do rio Capivara (A) e Classificação Supervisionada no TerrSet (B).

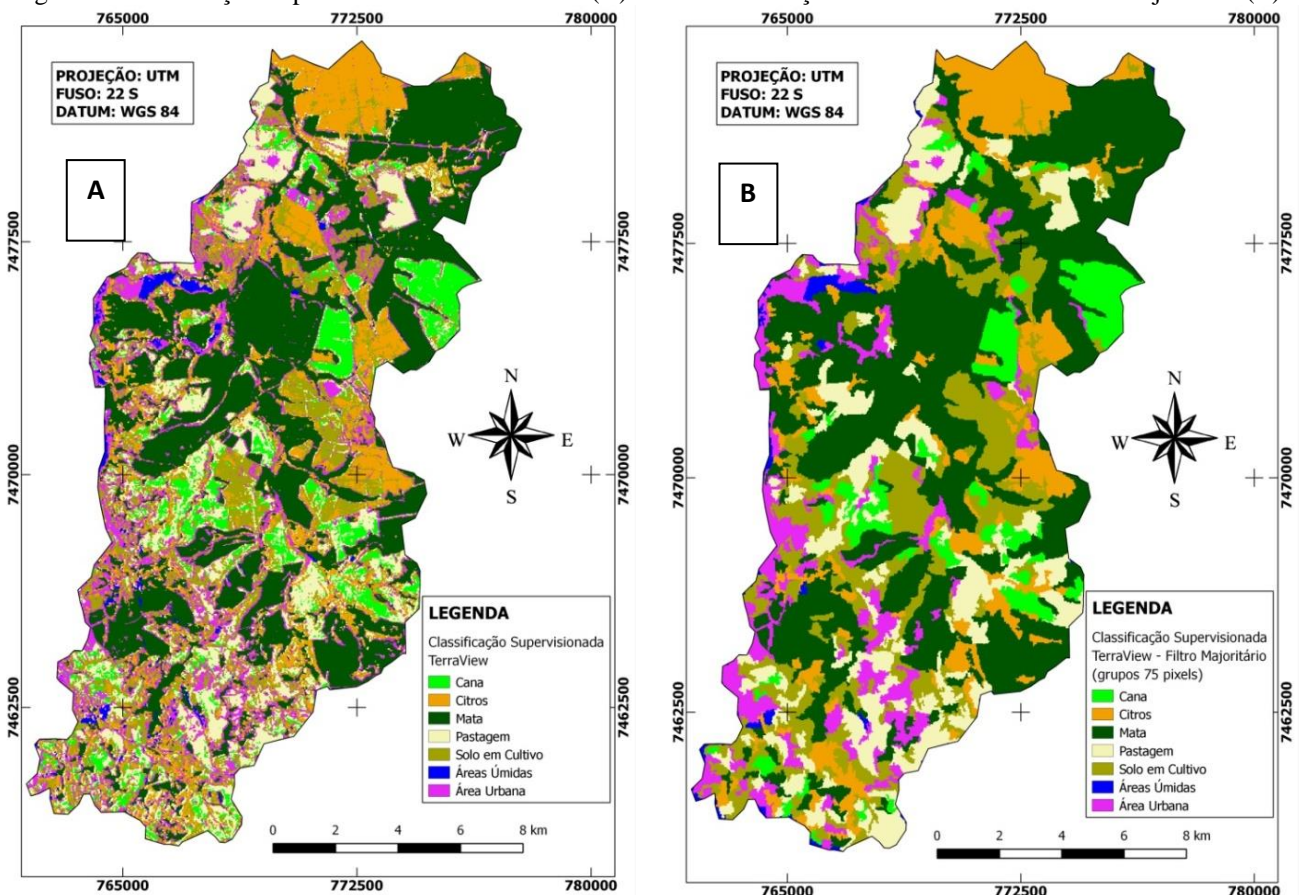


O melhor nível de conservação da classe “Solo em Cultivo”, em função de cuidados aderidos pelos respectivos agricultores utilizando insumos e outras formas adequadas de manejo do solo, apresentou um melhor padrão vegetal e consequentemente espectral, teve uma menor porcentagem de *pixels* errados em relação à classe “Pastagem” que comumente se encontram pastos abandonados e cortados por estradas de solo exposto ou cobertos por vegetação daninha, proporcionando uma

propriedade irregular referente a padrão, textura e espectro eletromagnético, o que ocasionou confusão em pontos dessa classe, principalmente com a área urbana que possui cor rosa escuro e textura grossa.

Na classificação processada pelo TerraView, foram observadas que as classes com maiores erros de comissão foram solo em cultivo, área urbana e a pastagem. Alguns maiores erros de omissão foram observados para a cana, a mata e novamente a pastagem, por apresentarem as maiores classes área dentro da bacia, conseqüentemente, com vários pontos de ambigüidade espectral confundindo o processamento do algoritmo, o que deu origem a uma classificação (Figura 6A) com um valor de índice Kappa na ordem de 0,476, sendo considerada uma boa modelagem segundo os intervalos de acurácia. A aplicação da ferramenta Filtro Majoritário (Figura 6B), possibilitou o refino da classificação supervisionada, reduzindo os ruídos de *pixels* classificados em classes não pertencentes ao mesmo.

Figura 6. Classificação Supervisionada no TerraView (A) e Pós-classificação no TerraView com Filtro Majoritário (B).



Além do fator ambigüidade espectral, a modelagem também é afetada pelo relevo acidentado, pois no sensoriamento remoto existe a interação macroscópica (relação da radiação eletromagnética com os objetos), assim, a imagem orbital utilizada no presente trabalho é detentora também da

variável textura, que representa a rugosidade topográfica da superfície, podendo ter suas estimativas relativamente transformadas devido à variação vertical de altura da superfície nos vales da bacia hidrográfica, que por sua vez influencia nos tipos de dosséis da vegetação.

De modo geral, com todas as variáveis que podem causar tendência ao erro, pode-se dizer que os resultados da modelagem derivada da pós-classificação do TerraView fazendo-se uso da ferramenta do Filtro Majoritário foi a mais coerente, atingindo um coeficiente Kappa na ordem de 0,515, alcançando mais de 50 % de acerto referente à verdade terrestre. Esta função provocou um novo delineamento e suavização das bordas de todas as classes de uso, tornando o mapa aparentemente mais agradável, com um visual livre de ruídos proveniente da classificação.

A reclassificação fazendo-se uso do Filtro Majoritário excluiu os grupos de *pixels* classificados erroneamente, passando a existir erros menores de omissão, bem como erros menores de comissão, que determinam grupos de *pixels* isolados e que são atribuídos a uma classe a qual não pertencem, provocando um novo delineamento e suavização das bordas de todas as classes de uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Capivara, eliminando os ruídos e abrandando as classes, desta forma, tornando o mapa final aparentemente mais confortável ao visualizá-lo. Contudo, grandes grupos de classes classificados pelo algoritmo de forma equivocada não serão eliminados ou realocados pelo filtro, pois este apenas elimina grupos ruidosos.

4 CONCLUSÕES

Devido os mais variados estádios de desenvolvimento e produção da cana-de-açúcar e de outras culturas presentes na bacia, bem como grandes áreas de solo preparado para o manejo, onde ora emitem diversas respostas espectrais de um mesmo uso, ora classes distintas apresentaram assinaturas espectrais idênticas ou muito próximas, caracterizou um alto grau de confusão na interpretação do algoritmo, influenciando diretamente na acurácia das classificações. Ficou presente à diferença do resultado da classificação supervisionada por pós-classificados com o filtro majoritário do SIG TerraView, onde após a reclassificação a acurácia foi elevada, apresentado menos erros, bem como suavização dos mapas classificados.

É importante salientar que, provavelmente, se incorporados subdivisões espectrais de usos que apresentam tempos fenológicos distintos, bem como imagens com melhor resolução espacial, aplicação dos métodos em uma área com mais homogeneidade e supressão de aspectos que provocam dispersão de ondas eletromagnéticas, os resultados de acurácia para os *softwares* TerrSet e TerraView, serão possivelmente mais elevados, pois tais ferramentas apresentam um alto poder de processamento de dados digitais.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia (Energia na Agricultura) da Faculdade de Ciências Agrônomicas (FCA/UNESP), Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo suporte e apoio na elaboração do estudo.

REFERÊNCIAS

Amorim, R. F.; Almeida, S. A. S.; Cuellar, M. Z.; Costa, A. M. B.; Gomes, C. Mapeamento de uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica Piranhas/Açu, utilizando imagens CBERS e técnicas de classificação supervisionada. In: XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007, p. 3709-3716.

Crosta, A. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. IG/UNICAMP, Campinas SP, v. 1, p. 193, 1992.

Demarchi, J. C.; Piroli, E. L.; Zimback, C. R. L. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI no município de Santa Cruz do Rio Pardo - SP usando imagens LANDSAT-5. **Raega**, Curitiba, v. 21, n. 1, p. 234-271, 2011.

Fushita, A. T.; Reis, R. R.; Faresin, L.; Santos, J. E. Desempenho da classificação supervisionada em diferentes programas: comparação por meio do uso da terra e do índice de naturalidade da paisagem. In: XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013, p. 6463-6470.

Landis R.; Koch, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. IBGE. **Carta topográfica**: folha de Botucatu (SF-22 R-IV-3). Serviço gráfico do IBGE, 1969. Escala 1:50.000.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. IBGE. **Manual técnico de uso da terra**. 2. ed., Rio de Janeiro: IBGE, 2006.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. INPE. Divisão de Geração de Imagens (DGI-INPE). **Banco de dados geográficos**. Disponível em: <<http://www.dgi.inpe.br/>>. Acesso em: 08 jul. 2020.

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. INPE. Divisão de Geração de Imagens (DGI-INPE). **Catálogo de Imagens**. Disponível em: <<http://www.dgi.inpe.br/>>. Acesso em: 08 jul. 2020.

Rodrigues, M. T.; Rodrigues, B. T.; Tagliarini, F. S. N. Comparação do desempenho de Sistemas de Informação Geográfica (IDRISI Selva e ArcGIS®) por meio de processamento digital de imagem. **Fórum Ambiental da Alta Paulista**, Tupã, v. 10, n. 2, p. 265-280, 2014.

Rodrigues, M. T. **Comportamento de Sistemas de Informações Geográficas por meio de classificação supervisionada em diferentes bacias hidrográficas**. 2015. 101 f. Tese (Doutorado em Agronomia: Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Botucatu, 2015.

Tagliarini, F. S. N.; Rodrigues, B. T.; Rodrigues, M. T. Relações entre a classificação supervisionada pela Máxima Verossimilhança e o Índice de Vegetação pela Diferença Normalizada para identificação das classes de uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do córrego do Petiço - Botucatu (SP). In: XII Fórum Ambiental da Alta Paulista - FAAP, 2016, Tupã. **Anais...** Tupã: ANAP, 2016, p. 382-391.