

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE CIÊNCIAS BIOLÓGICAS E AMBIENTAIS
ENGENHARIA AMBIENTAL

CAMILA ZENI DO AMARAL

**CLASSIFICADORES DE SIG APLICADOS NA ANÁLISE TEMPORAL
DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO VERDADEIRO
– OESTE DO PR**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

MEDIANEIRA
2018

CAMILA ZENI DO AMARAL

**CLASSIFICADORES DE SIG APLICADOS NA ANÁLISE TEMPORAL
DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO VERDADEIRO
– OESTE DO PR**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado como requisito parcial à
obtenção do título de Engenheiro
Ambiental, da Universidade Tecnológica
Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Vanderlei Leopold
Magalhães

MEDIANEIRA
2018



TERMO DE APROVAÇÃO

CLASSIFICADORES DE SIG APLICADOS NA ANÁLISE TEMPORAL DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO VERDADEIRO – OESTE DO PR

Por

CAMILA ZENI DO AMARAL

Este Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) foi apresentado às 14:00 h do dia 26 de junho de 2018 como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Ambiental, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, *Campus* Medianeira. O candidato foi argüido pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho aprovado.

Prof. Dr. Vanderlei Leopold Magalhães
UTFPR – *Campus* Medianeira
(Orientador)

Prof. Dr. Anderson Sandro da Rocha
UTFPR – *Campus* Medianeira
(Convidado)

Prof. Dra. Fabiana Costa de Araújo
Schutz
UTFPR – *Campus* Medianeira
(Convidado)

Prof. Dra. Larissa de Bortolli
Chiamolera Sabbi
UTFPR – *Campus* Medianeira
(Responsável pelas atividades de TCC)

- O Termo de Aprovação assinado encontra-se na Coordenação do Curso -

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por me guiar sempre pelo melhor caminho, dando saúde, serenidade e sabedoria para enfrentar os desafios que surgiram pelo caminho.

Agradeço a instituição de ensino Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, câmpus Medianeira, por nos proporcionar todo o auxílio necessário para o desenvolvimento deste trabalho e, principalmente, na obtenção do grau de bacharel em Engenharia Ambiental.

Gostaria de agradecer também ao núcleo de professores da Engenharia Ambiental que sempre estiveram dispostos a sanar dúvidas e ajudar em eventuais dificuldades.

Meus sinceros agradecimentos ao Professor Dr. Vanderlei Leopold Magalhães pela orientação nesse trabalho de conclusão de curso, pela paciência para que este trabalho chegasse ao resultado final e por todos os ensinamentos dentro e fora de sala de aula.

Aos meus pais, Dirceu Custodio do Amaral e Cleusa Zeni do Amaral, por fornecerem toda estrutura necessária para que eu pudesse chegar até aqui, pelo incentivo, conselhos, carinho e amizade.

A minha irmã, Isabela Zeni do Amaral, pelos conselhos, amizade, risadas e bons momentos.

Aos meus amigos da vida toda, Agleson Anacleto Balicki e Leonardo Vigo Rocha, por todos os momentos bons e por permanecerem presentes apesar de longas distâncias.

Aos meus amigos de curso, Matheus de Oliveira Prestes, Tatiana Cruz, Renata Mertz e Suelen Ruiz. Aos meus amigos Lucas Costa, Tiago Sonsin e Fábio Luiz Fronza, por toda ajuda, dicas e conselhos.

Agradecimento especial a Julio Cezar Girardi, por estar ao meu lado em todos os momentos, pelo carinho e apoio.

RESUMO

AMARAL, Camila Zeni. **Classificadores de SIG aplicados na análise temporal da bacia hidrográfica do rio São Francisco Verdadeiro – Oeste do PR**. 2018. 58 páginas. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Ambiental) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Medianeira, 2018.

As técnicas de geoprocessamento tornaram-se ferramentas indispensáveis na realização de estudos voltados à análise de uso e cobertura do solo de bacias hidrográficas. Utilizando-se de imagens de satélites, estes sistemas possibilitam a realização de levantamento de campo, com alto grau de precisão. Com base nisso, este trabalho tem como principal objetivo avaliar o desempenho de classificadores de Sistemas de Informação Geográfica (SIG) aplicados na análise temporal da Bacia do rio São Francisco Verdadeiro, qual localiza-se ao sul do Brasil e a oeste do estado do Paraná. Sendo considerada uma bacia com área de 2.219,19 km², tem influência total ou parcial em 11 municípios do Oeste do Paraná. Para a o mapeamento do uso e cobertura do solo foram utilizadas imagens *Landsat 5*, e *8*, de agosto de 2005 e agosto de 2015, as quais foram trabalhadas no *software* SPRING, foram utilizados os classificadores Maxver e Bhattacharya (Supervisionados) e Iseseg (Não Supervisionado). A avaliação das classificações pautou-se na comprovação matemática dos resultados a partir da geração automática da matriz de confusão das classificações seguida pela utilização do Índice *Kappa*. Os três classificadores apresentaram desempenho semelhante para ambas as datas, contudo, o classificador Bhattacharya se mostrou mais eficiente. Os resultados demonstraram que no intervalo de 2005 a 2015 não houve mudanças significativas na configuração da paisagem da bacia, confirmando o perfil agrícola da região.

Palavras-chave: Análise Temporal. Classificadores de SIG. Uso e Cobertura do Solo.

ABSTRACT

AMARAL, Camila Zeni. **SIG classifiers applied in the temporal analysis of the São Francisco Verdadeiro river basin – West PR**. 2018. 58f. Term paper (Bachelor`s degree in Environmental engineering) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Medianeira, 2018.

The techniques of geoprocessing have become indispensable tools in the accomplishment of studies directed to the analysis of the use and coverage of the soil of watersheds. Using satellite images, these systems make it possible to carry out field surveys with a high degree of accuracy. Based on this, this work has as main objective to evaluate the performance of Geographic Information System (GIS) classifiers applied in the temporal analysis of the São Francisco Verdadeiro River Basin, which is located in southern Brazil and west of the state of Paraná . Being considered a basin with area of 2,219,19 km², it has total or partial influence in 11 municipalities of the West of Paraná. Landsat images 5 and 8 of August 2005 and August of 2015 were used to map the use and cover of the soil, which were worked in the SPRING software, using the Maxver and Bhattacharya (Supervised) and Isoseg (Unsupervised). The evaluation of the classifications was based on the mathematical proof of the results from the automatic generation of the classification confusion matrix followed by the use of the Kappa Index. The three classifiers presented similar performance for both dates, however, the Bhattacharya classifier was more efficient. The results showed that in the interval between 2005 and 2015 there were no significant changes in the landscape configuration of the basin, confirming the agricultural profile of the region.

Keywords: Temporal Analysis. GIS Classifiers. Land and Coverage Use.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Estrutura de uma Matriz de Confusão.	16
Figura 2. Localização da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco Verdadeiro.	18
Figura 3. Mapa da composição 3B4G5R Landsat 5.	24
Figura 4. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Maxver – <i>Landsat 5</i>	25
Figura 5. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Bhattacharya – <i>Landsat 5</i>	27
Figura 6. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Ioseg – <i>Landsat 5</i>	29
Figura 7. Mapa da composição 4B5G6R <i>Landsat 8</i>	31
Figura 8. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Maxver – <i>Landsat 8</i>	32
Figura 9. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Bhattacharya – <i>Landsat 8</i>	34
Figura 10. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Ioseg – <i>Landsat 8</i>	36

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Limiares do Índice Kappa	22
Tabela 2. Medidas de Classe – Maxver	25
Tabela 3. Matriz de Confusão - Maxver.....	26
Tabela 4. Medidas de Classe – Bhattacharya	27
Tabela 5. Matriz de confusão – Bhattacharya	28
Tabela 6. Medidas de Classe – Isoseg	29
Tabela 7. Matriz de confusão – Isoseg.....	30
Tabela 8. Medidas de Classe – Maxver	32
Tabela 9. Matriz de Confusão - Maxver.....	33
Tabela 10. Medidas de Classe – Bhattacharya	34
Tabela 11. Matriz de confusão – Bhattacharya	35
Tabela 12. Medidas de Classe – Isoseg.....	36
Tabela 13. Matriz de confusão – Isoseg.....	37
Tabela 14. Áreas das classes de uso do solo da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco Verdadeiro.	39
Tabela 15. Comparação de medidas de classe do classificador Bhattacharya nos anos de 2005 e 2015	39

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Características do Sensor TM	10
Quadro 2. Características do Sensor OLI.....	11

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
1.1 OBJETIVOS	2
1.1.1 OBJETIVO GERAL	2
1.1.2 Objetivos Específicos	2
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	3
2.1 BACIAS HIDROGRÁFICAS	3
2.2 SENSORIAMENTO REMOTO	5
2.3 <i>LANDSAT</i>	8
2.4 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS	11
2.4.1 Maxver	12
2.4.2 Isoseg	13
2.4.3 Bhattacharya	14
2.5 VALIDAÇÃO DE CLASSIFICAÇÃO POR MATRIZ DE CONFUSÃO.....	15
3 MATERIAL E MÉTODOS	17
3.1 ÁREA DE ESTUDO	17
3.2 PROCESSAMENTO DOS DADOS	19
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	23
4.1 CLASSIFICAÇÕES EM IMAGENS DO <i>LANDSAT 5 - 2005</i>	23
4.1.1 Maxver	24
4.1.2 Bhattacharya	26
FONTE: AUTORIA PRÓPRIA (2018)	27
4.1.3 Isoseg	28
4.2 CLASSIFICAÇÕES EM IMAGENS DO <i>LANDSAT 8 - 2015</i>	30
4.2.1 Maxver	31
4.2.2 Bhattacharya	33
4.2.3 Isoseg	35
4.3 COMPARAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES	37
4.4 ANÁLISE TEMPORAL	38
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	42

1 INTRODUÇÃO

As técnicas de geoprocessamento aliados à técnicas de análise ambiental tornaram-se ferramentas indispensáveis na realização de estudos voltados à gestão de uso e cobertura do solo, gestão de recursos hídricos, além da classificação das unidades vegetativas e monitoramento de desflorestamento.

A bacia do Rio São Francisco Verdadeiro se caracteriza por ser o foco de pesquisas e aplicação de projetos da Usina Hidrelétrica da Itaipu Binacional. Nesta unidade de estudo, bacia hidrográfica, encontra-se solo diversificado e a cadeia produtiva vai do plantio de soja e milho à industrialização de carne suína e de aves, e na produção de leite.

A execução desses projetos faz parte do Programa Cultivando Água Boa, que abrange desde a recuperação de passivos ambientais à preservação da diversidade. Essa preocupação em monitorar a vegetação remanescente se deve ao fato da bacia em estudo apresentar grande interferência antropogênica.

Para essas unidades de estudo, análises multitemporais permitem um estudo histórico do local, podendo ser avaliado os impactos causados nesse ambiente e as modificações ao qual essa área foi resignada, durante um período de tempo.

Diferentes metodologias de classificação de imagens digitais têm sido utilizadas para esse fim. A escolha e manipulação das imagens podem gerar variações no processo.

A busca do mapeamento a partir da análise do desempenho do classificador pode evidenciar as variações atribuídas aos alvos analisados e desta forma amparar a escolha do processo metodológico.

Neste sentido, o presente trabalho busca avaliar se há diferença no desempenho de três técnicas de classificação digital na caracterização de uso e cobertura vegetal de análise temporal da bacia do Rio São Francisco Verdadeiro.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Utilizar técnicas de geoprocessamento para diagnosticar características de mudanças de uso e cobertura do solo da Bacia do rio São Francisco Verdadeiro, através de classificadores de SIG.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Analisar o desempenho dos classificadores supervisionados (Maxver e Bhattacharya) e não supervisionados (Isoseg) no mapeamento do uso e cobertura da terra para os anos de 2005 e 2015.
- Verificar a eficiência das técnicas de geoprocessamento para análise de bacias hidrográficas, particularmente dos resultados classificadores para os respectivos mapas temáticos.
- Estimar e quantificar as classes de uso do solo da bacia hidrográfica de 2005 a 2015.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 BACIAS HIDROGRÁFICAS

Bacias hidrográficas são definidas como um conjunto de terras drenadas por um rio e seus afluentes, formada nas regiões mais altas do relevo por divisores de água, onde as águas das chuvas, ou escoam superficialmente formando os riachos e rios, ou infiltram no solo para formação de nascentes e do lençol freático (BARRELLA, 2001).

Bacias hidrográficas são sistemas abertos, que recebem energia através de agentes climáticos e perdem energia através do deflúvio, podendo ser descritas em termos de variáveis interdependentes, que oscilam em torno de um padrão e, desta forma, mesmo quando perturbadas por ações antrópicas, encontram-se em equilíbrio dinâmico. Assim, qualquer modificação no recebimento ou na liberação de energia, ou modificação na forma do sistema, acarretará em uma mudança que tende a minimizar o efeito da modificação e restaurar o estado de equilíbrio dinâmico. (LIMA; ZAKIA, 2000).

A Lei n. 9.433 tem entre os fundamentos da Política Nacional de Recursos Hídricos a água como um bem de domínio público, dotado de valor econômico, cujos usos prioritários são o abastecimento humano e a dessedentação de animais e cuja gestão deve tomar como unidade territorial a bacia hidrográfica. (PORTO; PORTO, 2008).

As bacias hidrográficas passaram a ser estudadas como unidades territoriais, com objetivo de proporcionar o manejo adequado, baseando-se nos princípios do desenvolvimento sustentável. A consolidação dos comitês de bacias facilitam os estudos e gestão dessas áreas (CBH, 2015). Estas apresentam-se como unidade da paisagem mais adequada para estudos de zoneamentos, basicamente devido ao seu conceito de integração de fatores ambientais, socioeconômicos e culturais.

Na mesorregião Oeste do estado do Paraná, encontra-se a bacia do Paraná 3 (BP3), que abrange uma área de aproximadamente 8.000 km² e 28 municípios: Cascavel, Céu Azul, Diamante do Oeste, Entre Rios do Oeste, Foz do Iguaçu, Guaíra, Itaipulândia, Marechal Cândido Rondon, Maripá, Matelândia, Medianeira,

Mercedes, Missal, Nova Santa Rosa, Ouro Verde do Oeste, Pato Bragado, Quatro Pontes, Ramilândia, Santa Helena, Santa Tereza do Oeste, Santa Terezinha de Itaipu, São José das Palmeiras, São Miguel do Iguaçu, São Pedro do Iguaçu, Terra Roxa, Toledo, Tupãssi e Vera Cruz do Oeste.

Esta Bacia encontra-se sob o domínio do Clima subtropical úmido. Este domínio climático é controlado pelas massas de ar de origem tropical (Massa Tropical Atlântica e Massa Tropical Continental) e polar (Massa Polar Atlântica), podendo ter influência de massas equatoriais (Massa Equatorial Continental) durante o verão. Em decorrência da diferença de temperatura e umidade dessas massas, a área da BP3 é palco de sistemas frontais, sobretudo durante o período de inverno (MENDONÇA; OLIVEIRA, 2007).

A geologia da bacia constitui-se por rochas basálticas oriundas do derrame de trapp. Na BP3 os solos são formados predominantemente a partir da alteração dos basaltos da Formação Serra Geral e, em menor proporção, a partir da alteração de arenitos da Formação Caiuá no extremo Norte da bacia. A cobertura vegetal natural da região correspondia a Floresta Estacional Semidecidual. Atualmente a área apresenta apenas poucos e dispersos fragmentos de vegetação (PARANÁ, 2013).

Os principais rios que compõem a BP3 são classificados como rios consequentes e drenam em sentido oeste, desaguando diretamente no Reservatório do lago de Itaipu. A BP3 é subdividida em 13 sub-bacias: Taturi, Chororó, Guaçu, São Francisco Verdadeiro, São Francisco Falso Braço Norte, São Francisco Falso Braço Sul, São Vicente, Ocoí, Pinto, Passo-Cuê, Gabiroba, Dois Irmãos e Matias Almada. Dentre os principais rios destacam-se os rios São Francisco Verdadeiro que nasce no município de Cascavel, o Guaçu cujas nascentes se encontram na cidade de Toledo e os rios São Francisco Falso e Ocoí que nascem em Céu Azul e Matelândia, respectivamente (PARANÁ, 2010).

A Bacia do Paraná 3 (BP3) é uma região rica em recursos naturais, biodiversidade, abundância de água e solos férteis. No entanto, como toda fronteira agrícola, sofreu consequências do desmatamento acelerado e da ocupação territorial desordenada. Com o tempo, os passivos ambientais começaram a aparecer, como degradação da mata nativa, erosão do solo e contaminação das águas com dejetos de animais, agrotóxicos e esgotos. A partir do ano em que se formou o reservatório da Itaipu Binacional, iniciaram-se estudos para monitorar as

condições da água de toda a bacia. Percebeu-se então que o impacto dessa devastação era sentido não apenas nas águas, mas principalmente nas comunidades em seu entorno (PARANÁ, 2013).

Estudos sobre uso e ocupação do solo em bacias hidrográficas tem se intensificado e demonstrado significativa importância, como Ribeiro; Brustolin e Hayakawa (2014) que a partir de técnicas de sensoriamento remoto mapearam a cobertura do solo da BP3; e Vaeza (2011) que definiu o uso e ocupação do solo em bacia hidrográfica urbana, situada no sudeste paranaense, utilizando imagens orbitais de alta resolução.

2.2 SENSORIAMENTO REMOTO

Para Florenzano (2011) sensoriamento remoto é a tecnologia que permite obter imagens e outros dados, da superfície terrestre, por meio da captação e do registro da energia refletida ou emitida pela superfície. O processamento, análise e interpretação desses dados também integram o sensoriamento remoto.

Novo (2008) define sensoriamento remoto como sendo a utilização de modernos sensores, com o objetivo de estudar o ambiente terrestre através do registro e da análise das interações entre a Radiação Eletromagnética (REM) e as substâncias existentes na superfície terrestre em suas mais diversas manifestações.

Objetos da superfície terrestre, como a vegetação, a água e o solo, refletem, absorvem e transmitem radiação eletromagnética em proporções que varia com o comprimento de onda, de acordo com as suas características biofísicas e químicas (FLORENZANO, 2007).

Há sensores que captam dados de diferentes regiões do espectro eletromagnético. Dependendo do tipo, o sensor capta dados de uma ou mais regiões do espectro (sensor multiespectral) (MOREIRA et al, 2005). O olho humano é um sensor natural que enxerga somente a luz ou energia visível. Sensores artificiais permitem obter dados de regiões de energia invisível ao olho humano.

Um sistema de sensoriamento remoto depende de diferentes resoluções para produzir imagens nítidas e bem definidas. Essas resoluções dividem-se em espacial, temporal, espectral e radiométrica.

A resolução espacial mede a menor separação angular linear entre dois objetos, assim quanto menor a resolução espacial do sistema maior o poder de distinguir entre objetos muito próximos (INPE, 2006).

A resolução temporal refere-se à periodicidade com que o sistema sensor adquire imagens da mesma porção da superfície terrestre (FIGUEIREDO, 2005). O período de revista do *Landsat 5* e *8*, por exemplo, é de 16 dias.

A resolução espectral indica o número e a largura das bandas espectrais que o sensor pode discriminar. Dessa forma, quanto mais bandas o sensor tiver, mais sensível ele será, uma vez que isto facilita a caracterização espectral das distintas coberturas (CHUVIECO, 1996). Neste sentido, o sensor OLI opera em 9 faixas espectrais do espectro eletromagnético, possuindo, portanto, uma resolução espectral melhor que o sistema TM, que opera em 7 faixas.

A resolução radiométrica mede a sensibilidade do sistema em detectar níveis de intensidade de radiação (MELO, 2003), ou seja, quanto maior a resolução radiométrica maior será a quantidade de níveis de cinza que o sensor poderá distinguir.

As imagens de satélite proporcionam uma visão sinóptica (de conjunto) bem como multitemporal (de dinâmica), pois, a partir da observação e comparação de áreas da superfície terrestre em diferentes períodos é possível perceber as transformações ocorridas nestes locais, onde se destacam os impactos causados por fenômenos naturais e também pela ação do homem que faz uso dos recursos naturais para suprir suas necessidades (FLORENZANO, 2007).

Por meio de imagens de satélite é possível observar o ambiente e sua transformação, destacando elementos da paisagem, tais como o relevo, a vegetação, a água e o uso de solo em diversos períodos de tempo e de extensas áreas da superfície da terra, sendo possível, assim, observar as áreas que obtiveram maiores transformações, sejam elas positivas ou negativas (TOEBE, 2011).

Essas imagens, processadas por sistemas de Informações Geográficas (SIG), podem auxiliar quanto à possibilidade de análise espacial de um determinado local,

bem como uma análise multitemporal, para conhecer o padrão de expansão das atividades antrópicas e permitir um planejamento territorial de forma a orientar o desenvolvimento ordenado e controlado destas atividades (SILVA, 2014).

Exemplos disso são Pessoa et al (2013) que utilizaram imagens do sensor TM do satélite *Landsat 5*, na composição 3B4G5R, para avaliação espaço-temporal da cobertura vegetal e uso do solo em uma bacia hidrográfica no Mato Grosso. As imagens utilizadas permitiram identificar, mapear e quantificar os alvos de interesse. Os autores concluíram que as imagens do sensor TM foram adequadas para a identificação de classes de uso e cobertura da terra.

Em estudo dirigido por Jorge e Sartori (2002) foi avaliado a dinâmica da cobertura florestal na região de Botucatu-SP através de produtos de sensoriamento remoto, onde verificaram aumento das áreas ocupadas por floresta, principalmente nas áreas com declividade acentuada e solos mais arenosos.

Brito (2005) analisou as transformações ocorridas no uso do solo do município de Uberlândia-MG entre os anos de 1988 e 2002, a partir de imagens do satélite *Landsat 7* e percebeu que houve aumento na área ocupada por agricultura em razão do incremento na área plantada das culturas de soja e milho; e conseqüente decréscimo das áreas de pastagem e reflorestamento.

Toebe (2009) utilizou imagens do *Landsat 5*, sensoriamento remoto e SIG para analisar áreas de floresta na Bacia Sanga Sabiá no oeste do Paraná e observou que houve aumento de 858 ha de cobertura florestal no período de 20 anos.

Alguns importantes SIG podem ser utilizados como ferramentas aliadas ao planejamento ambiental, o Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas (SPRING), por exemplo, é um projeto desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), cujo objetivo é construir um sistema de informações geográficas para aplicações em agricultura, floresta, gestão ambiental, geográfica, geologia, planejamento urbano e regional; tornar amplamente acessível para a comunidade brasileira um SIG de rápido aprendizado; fornecer um ambiente unificado de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto para aplicações urbanas e ambientais (INPE, 2016).

Silva (2011) utilizou-se do *software* SPRING, para mapear o uso do solo em bacia hidrográfica do norte paranaense, e verificou intensa expansão das atividades agrícolas no período de 30 anos.

Alves et al. (2000) citam que os SIG integram avanços dos sistemas de manipulação de banco de dados e no Sensoriamento Remoto com o desenvolvimento metodológico da análise geográfica, através da elaboração de metodologias que auxiliam os planejadores nas tomadas de decisão através de Zoneamento ou planejamentos ambientais.

Nesse sentido, Silva e Zadain (2004) afirmam que o geoprocessamento vem como ferramenta essencial para o desenvolvimento de estudos direcionados ao meio ambiente, servindo de embasamento para inúmeras pesquisas utilizando o espaço geográfico como ponto de partida para novas vivências, destacando-se o uso e ocupação de bacias hidrográficas.

2.3 LANDSAT

A série *Landsat* iniciou-se na década de 1960, a partir de um projeto desenvolvido pela Agência Espacial Americana e dedicado exclusivamente à observação dos recursos naturais terrestres. Essa missão foi denominada *Earth Resources Technology Satellite* (ERTS) e em 1975 passou a se chamar *Landsat* (NASA, 2018).

A missão foi gerenciada pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e pela *United States Geological Survey* (USGS) e envolveu o lançamento de oito satélites, sendo eles *Landsat 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 e 8*. (NASA, 2018).

Os sistemas da série *Landsat* enquadram-se na categoria de satélites orbitais, pois possuem órbita circular, o que garante igual resolução e escala para imagens de diferentes porções da superfície, além de possuir órbita heliossíncrona, ou seja, o satélite passa sobre o mesmo ponto da superfície da Terra em horário padrão, de forma síncrona com o sol para que a iluminação não seja alterada (FITZ, 2008).

O primeiro satélite, e também o primeiro desenvolvido para atuar diretamente em pesquisas de recursos naturais, foi lançado em 1972 e denominado ERTS-1 ou *Landsat-1*. Levou dois instrumentos a bordo: as câmeras RBV (*Return Beam Vidicon*) e MSS (*Multispectral Scanner System*) (NASA, 2018).

Os mesmos instrumentos estiveram a bordo do *Landsat 2* (lançado em 1975) e do *Landsat 3* (lançado em 1978), considerados satélites experimentais. No L2 os sensores foram projetados de forma idêntica aos seus antecessores, enquanto no L3 sofreram algumas alterações, principalmente em relação aos canais oferecidos (NASA, 2018).

O *Landsat 4* começou a operar em 1982, com o MSS e também com o sensor TM (*Thematic Mapper*), projetado para dar suporte às pesquisas nas mais diversas áreas temáticas, especializado em recursos naturais. Dois anos mais tarde entraria em órbita o *Landsat 5*, com os mesmos instrumentos sensores do L4. O sensor MSS do satélite L5 deixou de enviar dados em 1995, e o sensor TM manteve-se ativo até novembro de 2011, atingindo a marca de 28 anos em operação. Posteriormente, o sensor MSS foi religado a bordo do satélite *Landsat 5*, coletando imagens apenas dos Estados Unidos, oferecendo continuidade aos trabalhos e produtos do *Landsat* (NASA, 2018).

Em 1993, o L4 e o L5 já haviam superado suas vidas úteis e o sexto satélite da série *Landsat* não conseguiu atingir a órbita terrestre, devido à ocorrência de falhas no lançamento. O *Landsat 6* foi projetado com o sensor ETM (*Enhanced Thematic Mapper*), com configurações semelhantes ao seu antecessor, inovando na inclusão da banda 8 pancromática com 15 metros de resolução espacial (NASA, 2018).

O sensor ETM evoluiu para o sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) lançado em 1999 a bordo do *Landsat 7*. Este instrumento foi capaz de ampliar as possibilidades de uso dos produtos *Landsat*, oferecendo a versatilidade e eficiência obtidas nas versões anteriores. Conseguiu melhorar a acurácia do sistema, manteve os mesmos intervalos espectrais, ampliou a resolução espacial da banda 6 (infravermelho termal) para 60 metros, além de tornar a banda pancromática operante e permitir a geração de composições coloridas com 15 metros de resolução. O L7 enviou dados completos para a Terra até 2003, quando apresentou avarias de hardware e começou a operar com o espelho corretor de linha (SLC) desligado. Desde então, as imagens continuam adquiridas e enviadas para a Terra, mas para torná-las aptas à utilização necessitam de correções prévias e análise de acurácia no posicionamento e calibração dos pixels (NASA, 2018).

Quadro 1. Características do Sensor TM

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Res. Radiométrica
TM (Thematic Mapper)	(B1) AZUL	0.45 - 0.52 μm	30 m	16 dias	8 bits
	(B2) VERDE	0.52 - 0.60 μm			
	(B3) VERMELHO	0.63 - 0.69 μm			
	(B4) INFRAVERMELHO PRÓXIMO	0.76 - 0.90 μm			
	(B5) INFRAVERMELHO MÉDIO	1.55 - 1.75 μm	120 m		
	(B6) INFRAVERMELHO TERMAL	10.4 - 12.5 μm			
	(B7) INFRAVERMELHO MÉDIO	2.08 - 2.35 μm			

Fonte: Adaptado USGS

A antena de recepção do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) localizada em Cuiabá capta desde os anos 1970 imagens de todo território nacional, o que representa um enorme e único acervo de dados sobre o país. Este sistema orbital é ainda utilizado nas pesquisas realizadas pela Embrapa Monitoramento por Satélite (NASA, 2018).

A continuidade de série ocorreu com o lançamento em 11/02/2013, do satélite LDCM (*Landsat Data Continuity Mission*) ou também denominado *Landsat 8* que opera com os instrumentos OLI (*Operational Land Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*). O sensor OLI dá continuidade aos produtos gerados a partir dos sensores TM e ETM+, a bordo das plataformas anteriores, além de incluir duas novas bandas espectrais, uma projetada para estudos de áreas costeiras e outra para detecção de nuvens do tipo cirrus (NASA, 2018).

Os elementos da paisagem que possuem mais facilidade de serem visualizados através de imagens de satélite são o relevo, a vegetação, a água e o uso do solo.

Quadro 2. Características do Sensor OLI

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Área Imageada	Res. Radiométrica
OLI (Operational Land Imager)	(B1) COSTAL	0.433 - 0.453 μm	30 m	16 dias	185 km	12 bits
	(B2) AZUL	0.450 - 0.515 μm				
	(B3) VERDE	0.525 - 0.600 μm				
	(B4) VERMELHO	0.630 - 0.680 μm				
	(B5) INFRAVERMELHO PRÓXIMO	0.845 - 0.885 μm				
	(B6) INFRAVERMELHO MÉDIO	1.560 - 1.660 μm				
	(B7) INFRAVERMELHO MÉDIO	2.100 - 2.300 μm	15 m			
	(B8) PANCROMÁTICO	0.500 - 0.680 μm	30 m			
	(B9) Cirrus	1.360 - 1.390 μm				

Fonte: Adaptado USGS

O sensor TIRS possui bandas espectrais na faixa do infravermelho termal. Oferece continuidade a aquisição de dados captados pela banda 6 do TM e ETM+. Os dados do sensor TIRS possuem 100m de resolução espacial, com resolução radiométrica de 12 *bits* e correção com os dados oriundos do sensor OLI.

2.4 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS

Classificação é o processo de extração de informação em imagens para reconhecer padrões e objetos homogêneos e são utilizados em Sensoriamento Remoto para mapear áreas da superfície terrestre que correspondem aos temas de interesse (INPE, 2016).

A classificação de imagens multiespectrais consiste em associar cada pixel da imagem a um “rótulo” descrevendo um objeto real. Portanto, os valores numéricos definidos pelo pixel da imagem, que, por sua vez é associado à informação espectral dos alvos captados pelo sensor, são identificados e associados a temas distintos, configurando assim regiões homogêneas (CRÓSTA, 1993).

Os procedimentos necessários para a classificação de imagens são inicialmente um software que faça a leitura das imagens o levantamento de campo, onde são coletadas as amostras para o treinamento prévio de classificação, posteriormente é realizada a interpretação da imagem em um hardware onde é selecionada a área de abrangência do estudo a fim de conhecer as características

desta área piloto, servindo de padrão de comparação para a classificação supervisionada (FREITAS; PANCHER, 2011).

O desenvolvimento de metodologias de classificação digital de imagens tem permitido ao longo dos anos o constante aprimoramento dos levantamentos de uso da terra e cobertura vegetal (TARDIN et al, 1992).

Os métodos de classificação dividem-se em dois tipos: supervisionado e não-supervisionado. Na classificação supervisionada, são selecionadas amostras de treinamento, que devem ser representativas da imagem, sendo que o algoritmo, classifica os pixels ou regiões para cada classe de acordo com atributos específicos. Na classificação não-supervisionada não é necessário definir o número de classes e amostras de treinamento, já que a segmentação, necessária para algoritmos agrega pixels em regiões e o intérprete identifica as classes geradas pelo algoritmo posteriormente.

Para os dois casos, é necessário um conhecimento por parte do intérprete sobre a assinatura espectral dos alvos estudados, assim como da área de estudo (SILVA; PEREIRA, 2007)

Os resultados da classificação digital de imagens de satélites podem variar de acordo com a data de aquisição dos dados, resolução espacial, espectral e radiométrica do sensor. Outro fator que pode influenciar é a ocorrência de sombras. Como a incidência de luz solar é muito baixa em áreas sombreadas, pouca energia refletida chegará aos sensores do satélite, ou seja, as sombras provocadas pelo próprio relevo fornecerão dados inconsistentes em relação à assinatura espectral dos alvos captados (MOREIRA, 2001).

2.4.1 Maxver

O procedimento de Máxima Verossimilhança (Maxver) é realizado através do software SPRING que é um Sistema de Informação Geográfica (SIG), classificador supervisionado no caso pixel a pixel, frequentemente usado no sensoriamento remoto, o qual leva em conta as correlações entre os canais espectrais, sendo a

precisão geralmente medida em áreas-teste independentes apresentadas como uma matriz de confusão (BLASCHKE; KUX, 2007).

Maxver é a técnica de classificação supervisionada mais popular para tratamento de dados satélites (RICHARDS, 1993). Tal classificador estima o valor médio de variância e covariância de cada classe, admitindo-se que a frequência de distribuição dos pixels de cada classe possui probabilidade de distribuição normal (MATHER, 1999).

Neste classificador, amostras de treinamento representativas das classes de interesse são previamente selecionadas. Posteriormente, o algoritmo calcula a probabilidade de cada pixel da imagem pertencer a uma das classes amostradas com base na ponderação das distâncias médias (CROSTA, 1993).

A eficácia do Maxver depende, principalmente, de uma precisão razoável da estimativa do vetor médio e da matriz de covariância de toda classe espectral. Isso depende da quantidade de pixels incluídos nas amostras de treinamento. O resultado do Maxver é tanto melhor quanto maior o número de pixels numa amostra de treinamento para implementá-los na matriz de covariância (PREVIDELLI, 2004).

Para tanto, a fase de treinamento é fundamental para fornecer um conjunto de pixels representativos de cada alvo na imagem trabalhada. Os pixels escolhidos devem representar fielmente suas respectivas classes (MOREIRA, 2003).

Disperati e Filho (2003), observaram a dinâmica da cobertura florestal do município de Irati-PR, com técnicas de processamento digital e classificação Maxver através de análise temporal.

2.4.2 Isoseg

O classificador Isoseg é o algoritmo disponível no SPRING para classificar regiões de uma imagem segmentada. É um algoritmo de agrupamento de dados não supervisionado, aplicado sobre o conjunto de regiões, que por sua vez são caracterizadas por seus atributos estatísticos de média e matriz de covariância, e também pela área (INPE, 2016).

Esta classificação inicia-se com a segmentação da imagem e regiões uniformes que devem corresponder às áreas de interesse (ANTUNES; STURM, 2005). O algoritmo de segmentação por crescimento de regiões disponível no SPRING depende da definição das duas variáveis, grau de similaridade e tamanho mínimo para o estabelecimento de uma região (EMBRAPA, 2016).

Inicialmente este processo de segmentação utilizado rotula cada pixel como sendo uma região distinta. A partir daí são agrupados os pixels com valores de similaridade inferiores ao limiar definido pelo usuário, baseado em um teste de hipótese estatístico realizado com as médias entre as regiões (INPE, 1996).

Os valores ótimos, a serem fixados para a segmentação de imagens, dependem principalmente dos padrões de repartição espacial dos objetos de cada área e da definição da generalização cartográfica ideal, em função da escala cartográfica da abordagem realizada. Não existe, portanto, uma padronização de valores destas variáveis para a obtenção de bons resultados (EMBRAPA, 2016).

Como exemplo de aplicação deste classificador, tem-se o projeto PRODES que realiza o monitoramento por satélites do desmatamento por corte raso na Amazônia Legal e produz as taxas anuais de desmatamento na região, que são usadas pelo governo brasileiro para o estabelecimento de políticas públicas, o qual tem incluído em sua metodologia, a classificação das imagens de satélite pelo método Isoseg.

2.4.3 Bhattacharya

A classificação por região se dá, inicialmente, pela utilização de um algoritmo de segmentação que ao definir regiões homogêneas na imagem prepara-a para uma classificação posterior com base nessas regiões e não com base em valores individuais dos pixels (MENESES; ALMEIDA, 2012).

O Bhattacharya é um classificador supervisionado por regiões disponível no *software* SPRING, que utiliza a distância Bhattacharya para medir a separabilidade estatística entre cada par de classes espectrais. A separabilidade é calculada através da distância média entre as distribuições de probabilidades de classes

espectrais. O classificador de Bhattacharya requer a seleção de áreas de treinamento, podendo utilizar as regiões obtidas pela segmentação ou polígonos representativos das regiões a serem classificadas. (FONSECA et al, 2007).

Estes classificadores procuram simular o comportamento de um fotointérprete, ao reconhecer áreas homogêneas nos dados orbitais, baseados nas propriedades espectrais e espaciais dessas áreas na imagem. A informação de borda é utilizada inicialmente para separar regiões, e as propriedades espaciais e espectrais agrupam áreas com mesma textura. Usualmente, essa técnica é empregada após o procedimento de segmentação.

Em pesquisa desenvolvida por Silva (2011), o classificador Bhattacharya foi utilizado gerar mapas temáticos de uso do solo da Bacia Ribeirão Engenho de Ferro-PR.

2.5 VALIDAÇÃO DE CLASSIFICAÇÃO POR MATRIZ DE CONFUSÃO

Independente da aplicação de um processo de agrupamento ou filtros para melhorar a classificação, é necessário avaliar os resultados da classificação para medir a eficácia do método utilizado e determinar o grau de erro do produto final.

Isto pode ser feito com uso da Matriz de Confusão, a qual se destaca pela utilização de uma matriz composta por linhas e colunas e que indica a correspondência entre as classes na verdade de campo e no mapa. Para Congalton e Green (2008) a matriz de confusão é uma maneira muito eficaz para representar a precisão do mapeamento, indicando sua confiabilidade.

A matriz de confusão é composta por elementos na diagonal principal que expressam a quantidade de pixels que foram classificadas corretamente (n_{ii}), e elementos fora da diagonal que expressam tanto a quantidade de pixels que foram incluídas erroneamente em uma classe, assim como a quantidade de pixels que foram excluídos erroneamente de uma classe. Essa matriz mostra o quanto o classificador de imagens confunde uma classe com a outra. A Figura 1 apresenta a estrutura de uma matriz de confusão.

		j = Colunas (Referência)			Total de Linhas n_{i+}
		1	2	k	
i = Linhas (Classificação)	1	n_{11}	n_{12}	n_{1k}	n_{1+}
	2	n_{21}	n_{22}	n_{2k}	n_{2+}
	k	n_{k1}	n_{k2}	n_{kk}	n_{k+}
Total de Colunas n_{+i}		n_{+1}	n_{+2}	n_{+k}	n

Figura 1. Estrutura de uma Matriz de Confusão.
Fonte: Passo (2013).

Seguindo os critérios para a construção da matriz de confusão, a avaliação da acurácia pode ser obtida por meio de coeficientes de concordância derivados dela, sendo que estes podem ser expressos como concordância total ou para classes individuais (FIGUEIREDO; VIEIRA, 2007).

Os coeficientes de concordância por classe avaliam as classes de forma individual. Dentre os métodos que mais se destacam na literatura, tem-se o Kappa condicional (BISHOP et al., 1975).

O Índice Kappa é um dos parâmetros mais eficientes para se quantificar a exatidão de uma classificação de uso do solo. A estatística Kappa inclui todos os pixels da imagem, sejam aqueles classificados corretamente, ou aqueles classificados erroneamente (MOREIRA, 2003).

O resultado da estatística Kappa normalmente é comparado aos valores propostos por Landis e Koch (1977), com a finalidade de indicar a qualidade do mapa temático. Os limiares propostos variam de 0,00 a 1,00, em que 0,00 refere-se a concordância péssima, 0,01 a 0,20 ruim, 0,21 a 0,40 razoável, 0,41 a 0,60 boa, 0,61 a 0,80 muito boa e 0,81 a 1,00 à concordância excelente.

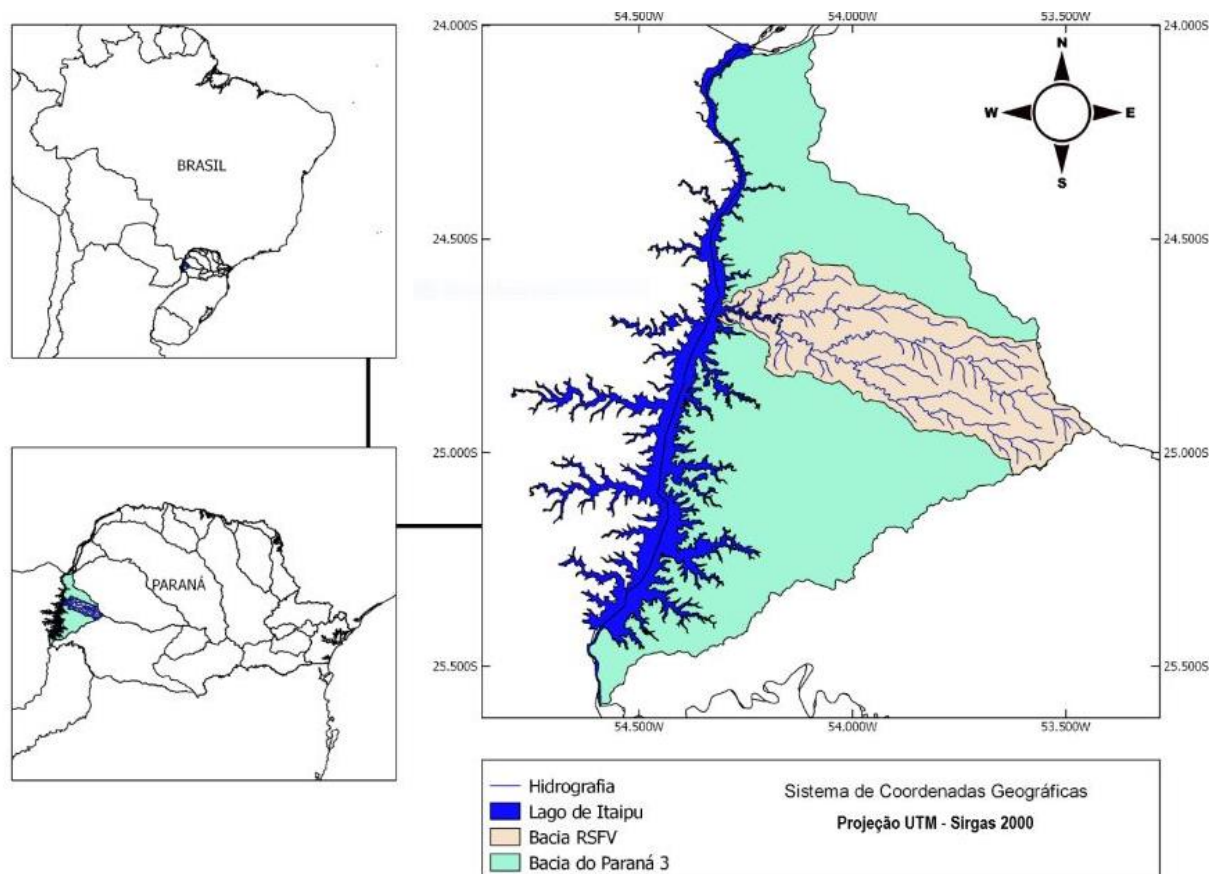
3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

O estudo foi desenvolvido na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco Verdadeiro (SFV), inserida na Bacia Hidrográfica do Paraná 3 (BP3), que drena suas águas ao reservatório da Usina Hidrelétrica de Itaipu.

A Bacia Hidrográfica do Rio SFV localiza-se ao sul do Brasil e a oeste do estado do Paraná, como pode-se observar na Figura 2. Possui uma área de 2.219,19 km², onde tem influência total ou parcial em 11 municípios do Oeste do Paraná, sendo estes municípios: Cascavel, Entre Rios do Oeste, Marechal Cândido Rondon, Ouro Verde do Oeste, Pato Bragado, Quatro Pontes, Santa Helena, Santa Tereza do Oeste, São José das Palmeiras, São Pedro do Iguaçu e Toledo.

É uma região intensamente explorada por agricultura intensiva mecanizada, mas com diferentes níveis de ocupação em função de condições de relevo e características locais. Possui uma agroindústria dinâmica e em expansão, mas centralizada em alguns municípios polos. Desta forma, seu crescimento tem sido heterogêneo, com municípios em fase de expansão populacional e municípios com crescimento populacional mínimo ou mesmo crescimento negativo (ITAIPU, 2012)



**Figura 2. Localização da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco Verdadeiro.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

A bacia hidrográfica está situada no Terceiro Planalto Paranaense, que apresenta rochas da formação Serra Geral (ígneas eruptivas, principalmente basaltos) e engloba as subunidades morfoesculturais dos Planaltos de Cascavel, São Francisco e Foz do Iguaçu (MINEROPAR, 2006).

Como cobertura pedológica predominante têm-se as classes Latossolos Vermelhos Eutroféricos e Distroféricos, Nitossolo Vermelho Eutroférico combinados com Neossolos Litólicos e Regolíticos nas áreas mais dissecadas. As altitudes máxima e mínima são 880m e 220m, respectivamente. De acordo com a classificação climática de Köppen, a região apresenta o tipo Cfa e a precipitação anual oscila entre 1600 a 2000 mm, sendo que a temperatura média anual varia em torno dos 23°C no extremo oeste, 22°C a 21°C na área central da bacia, diminuindo um grau (20°C) a leste, no entorno de Cascavel (IAPAR, 2000).

Sua nascente localiza-se no município de Cascavel e ao longo do trecho o rio SFV é influenciado por atividades urbanas tanto quanto por atividades agropecuárias.

O rio São Francisco Verdadeiro é um dos maiores afluentes do lago de Itaipu, e as atividades desenvolvidas em seu entorno são predominantemente agropecuárias, com a presença marcante da suinocultura e cultivos temporários de cereais (soja, milho, trigo), além da pecuária e dos cultivos e pastagens permanentes. É uma região especializada na conversão de proteína vegetal em proteína animal, atividades geradoras de efluentes que através da rede hídrica podem degradar a qualidade da água do reservatório de Itaipu (CIH, 2016).

De acordo com a Itaipu Binacional (2004), a área de contribuição da bacia do rio SFV é de extrema importância para a BP3 e conseqüentemente para o reservatório da Itaipu Binacional, a empresa lançou mão de uma série de medidas que visam ao monitoramento dos impactos ambientais e a adoção de ações que os minimizem.

Schmidt (2014) identificou como uso dessa bacia hidrográfica quatro atividades que influenciam a qualidade da água, entre elas, a agricultura e a pecuária. Segundo o autor, essas atividades causam erosão superficial e contribuem para o processo de sedimentação.

Outra informação importante é que a bacia faz parte do Programa *Hydrology for the Environment, Life and Policy* (HELP), que é uma iniciativa do Programa Hidrológico Internacional (PHI) da UNESCO. A iniciativa fomenta o gerenciamento de bacias hidrográficas em todo o mundo de acordo com critérios sustentáveis. O rio São Francisco Verdadeiro é a única bacia brasileira e quinta latino-americana a ser incluída no HELP. (ITAIPU, 2009).

Atualmente os estudos realizados na bacia São Francisco Verdadeiro podem ser visualizados em um sítio de internet, com uma espécie de portal da bacia, divulgando as ações e pesquisas existentes na bacia, sendo gerenciada por Itaipu Binacional e o Centro Internacional de Hidroinformática (CIH, 2016).

3.2 PROCESSAMENTO DOS DADOS

Para a criação do banco de dados geográficos, análise e processamento de dados, bem como para processamento de imagens de satélite utilizou-se o software *SPRING 5.5.1*.

Criou-se o banco de dados utilizando-se do gerenciador *SQLite*, com projeção

LatLong, *Datum* Sirgas 2000, e retângulo envolvente com latitude entre 23°58'31" S e 25°41'33" S e longitude entre 53°23'04" W e 54°42'57" W. O limite da bacia hidrográfica, assim como a rede hidrográfica, foi desenvolvido pelo Grupo Integrado de Monitoramento e Análise de Bacias Hidrográficas (GIMAB), da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Para a classificação utilizou-se imagens em formato *GeoTIFF* do *Landsat 5* para as imagens referentes ao ano de 2005 e do *Landsat 8*, para as imagens correspondentes ao ano de 2015. O principal critério utilizado para a seleção das imagens foi mesma estação do ano e a cobertura de nuvens, uma vez que a presença destas comprometem a identificação dos alvos na superfície.

As imagens foram obtidas através do Catálogo de Imagens do INPE, no qual foi necessário o cadastramento, em seguida solicitou-se o *download* das imagens. A resolução radiométrica das imagens do *Landsat 5* é de 8 *bits*, ou seja, 256 níveis de cinza, enquanto o *Landsat 8* apresenta 16 *bits* de resolução, por tanto possui 65.536 níveis digitais na imagem.

Mediante a deliberação, fez-se o download das bandas espectrais 3, 4, 5 das imagens do *Landsat 5* do sensor TM, abrangendo toda a área bacia hidrográfica do rio São Francisco Verdadeiro, na data de 08/2005, orbita/ponto 223/77 e 224/77; assim como as bandas espectrais 4, 5 e 6 das imagens do *Landsat 8*, obtidas do sensor OLI, na data 08/2018 de mesma orbita/ponto.

Importou-se para o *SPRING* as bandas 3, 4 e 5 para o L5 e 4, 5 e 6 para o L8, equivalentes às faixas do Vermelho, Infravermelho Próximo e Infravermelho Médio, respectivamente. Realizou-se um mosaico banda a banda das imagens. Realizou-se o recorte de cada um dos mosaicos através da máscara vetorial na extensão *shapefile* correspondente ao limite da bacia. Para melhorar a apresentação visual das imagens e aumentar o poder de discriminação dos alvos foi aplicado o contraste em cada um dos recortes

Realizou-se o processo de composição, resultando em imagens falsa cor 3B4G5R e 4B5G6R. Essa composição evidencia a vegetação em tons de verde, solo exposto e área urbana em tons de vermelho, facilitando a interpretação das imagens. Leda et al (2014), também fez uso dessas composições das imagens do L5 e L8 para comparar mudanças da dinâmica de uso e ocupação do solo em avaliação temporal na bacia do bacia do Ribeirão da Prata-SP.

Realizou-se a segmentação das mesmas por crescimento de regiões, onde os

valores foram definidos por tentativa. Os valores adotados foram de 10 para a Similaridade e 90 para a Área (pixel) para o ano de 2005 e Similaridade 20 e Área 200 para o ano de 2015, o valor da similaridade corresponde à variação máxima que pode ocorrer no nível de cinza de um pixel para que este seja declarado como pertencente a um segmento de pixels conexos vizinho, tanto para o classificador Supervisionado Bhattacharya quanto para o Não Supervisionado Isoseg. Essa diferença dos valores adotados para as segmentações estão relacionadas a radiometria, em que as imagens do *Landsat 8* possui resolução radiométrica de 16 *bits*, enquanto as do *Landsat 5* possui 8 *bits*.

Em seguida realizou-se a classificação Bhattacharya e Isoseg, destes o último é feito de maneira automática, enquanto o Bhattacharya necessita a interação do analista por meio de treinamento de coleta de amostras, as quais serão as regiões formadas no processo de segmentação.

Para a classificação supervisionada Maxver, foi necessária a coleta de polígonos referentes aos alvos de interesse. Sendo coletadas no mínimo 30 amostras de cada classe, como sugere a literatura.

As classes de uso e cobertura do solo definidas foram agricultura, água, solo exposto e vegetação. Os alvos referentes ao afloramento de rocha e área urbana da bacia foram gerados através de edição vetorial no *SPRING*.

No processo de edição vetorial utilizou-se das entidades básicas disponíveis no *software* como pontos, linhas e geração de polígonos para a definição dos alvos nos mapas temáticos. Para a edição dos mapas temáticos foram realizadas as etapas de digitalização, ajustes e poligonização. Essa definição foi baseada nas composições coloridas das imagens do *Landsat*.

Nas classificações Bhattacharya e Maxver foram criadas subclasses de uma mesma classe para facilitar a identificação e a distinção de um mesmo alvo que possui variações espectrais. Por exemplo, a classe Solo Exposto foi dividida em três subclasses (Solo Exposto 1, Solo Exposto 2 e Solo Exposto 3). Este mesmo procedimento é verificado em estudo desenvolvido por Hayakawa, 2010.

As três classificações foram realizadas com o limiar de aceitação de 95%.

A fase final desse processo foi o mapeamento das classes em um modelo temático, no qual se associou os elementos identificados nas classificações às respectivas classes de uso e cobertura do solo.

As cartas temáticas foram geradas a partir do módulo do *SPRING* que

permite editar cartas e gerar arquivos para impressão, SCARTA.

A avaliação das classificações pautou-se na comprovação matemática dos resultados a partir da geração automática da matriz de confusão das classificações, seguido do cálculo do Desempenho Geral (DG) definido pela Equação 1 e pela utilização do Índice *Kappa* mostrado na Equação 2.

$$DG = \frac{D}{T} \quad (1)$$

Em que,

D = elementos da diagonal principal

T = número total de amostras

$$K = \frac{D-Q}{T-Q} \quad \text{onde } Q = \sum_{r=1}^r X_{i+} * X_{+i} \quad (2)$$

Em que,

X_{i+} = total da linha para uma dada categoria informacional;

X_{+i} = total da coluna para uma dada categoria informacional

Para auxiliar na análise das classificações, os valores do Índice *Kappa* foram interpretados conforme os limiares estabelecidos por Landis e Koch (1977), Conforme Tabela 1.

Índice Kappa	Concordância
0,00	Péssima
0,01 - 0,20	Ruim
0,21 - 0,40	Razoável
0,41 - 0,60	Boa
0,61 - 0,80	Muito Boa
0,81 - 1,00	Excelente

Fonte: Landis e Koch (1977).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

As cenas selecionadas para a pesquisa, ainda que de satélites diferentes, tem apenas variação na radiometria (níveis de cinza). Prevalendo a mesma resolução espacial e as mesmas bandas espectrais. Ambas capturadas no mês de agosto de 2005 e 2015, deixam claro na interpretação visual o uso agrícola intensivo da bacia do rio São Francisco Verdadeiro.

As parcelas que caracterizam a área urbana das imagens não foram classificadas em nenhuma das datas, visto que estas porções apresentam comportamento espectral semelhante ao de solo exposto (magenta para o *Landsat 5* e lilás para o *Landsat 8*), assim, gerando confusão nas classificações e resultado insatisfatório das mesmas.

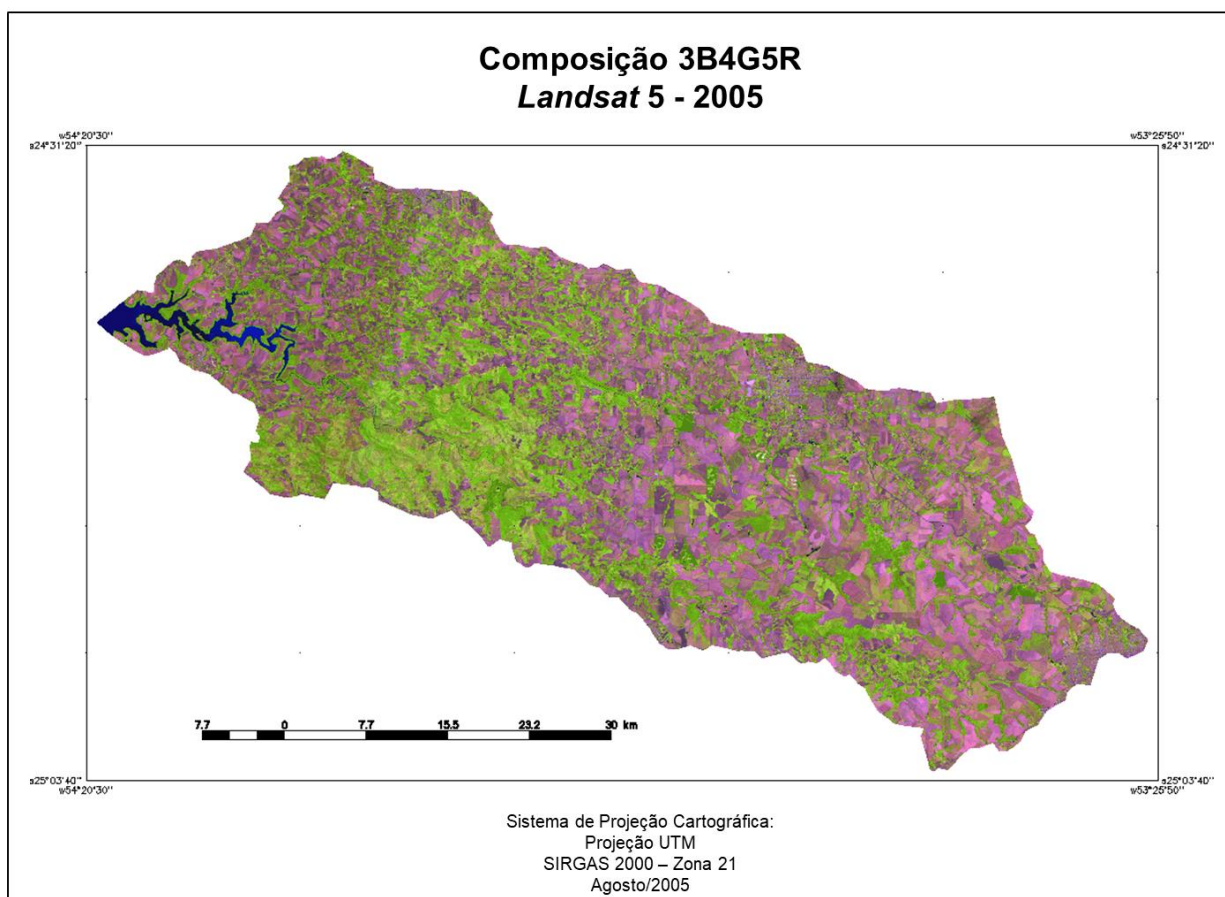
Assim como área urbana, afloramento de rocha também não foi classificado, por apresentar comportamento espectral semelhante ao de vegetação. Esse fato pode ter ocorrido em função das condições climáticas úmidas, que pode ter facilitado o crescimento de musgos e/ou outros tipos de vegetação rasteira sob o afloramento de rocha.

4.1 CLASSIFICAÇÕES EM IMAGENS DO *LANDSAT 5* - 2005

Pode-se observar na Figura 3, na composição das bandas 3B, 4G e 5R do *Landsat 5* referente ao ano de 2005, que o solo, assim como a área urbana, se apresenta na cor magenta, vegetação (matas) em tons de verde, a água do rio encontra-se na cor azul escuro, afloramento de rocha em tons bege e área de agricultura em marrom claro.

Para fins de classificação, o solo é apresentado em separado da agricultura, essa condição reflete a data da imagem utilizada para o mapeamento, portanto, em outros momentos entende-se que a área de solo exposto, refletirá na classe agricultura.

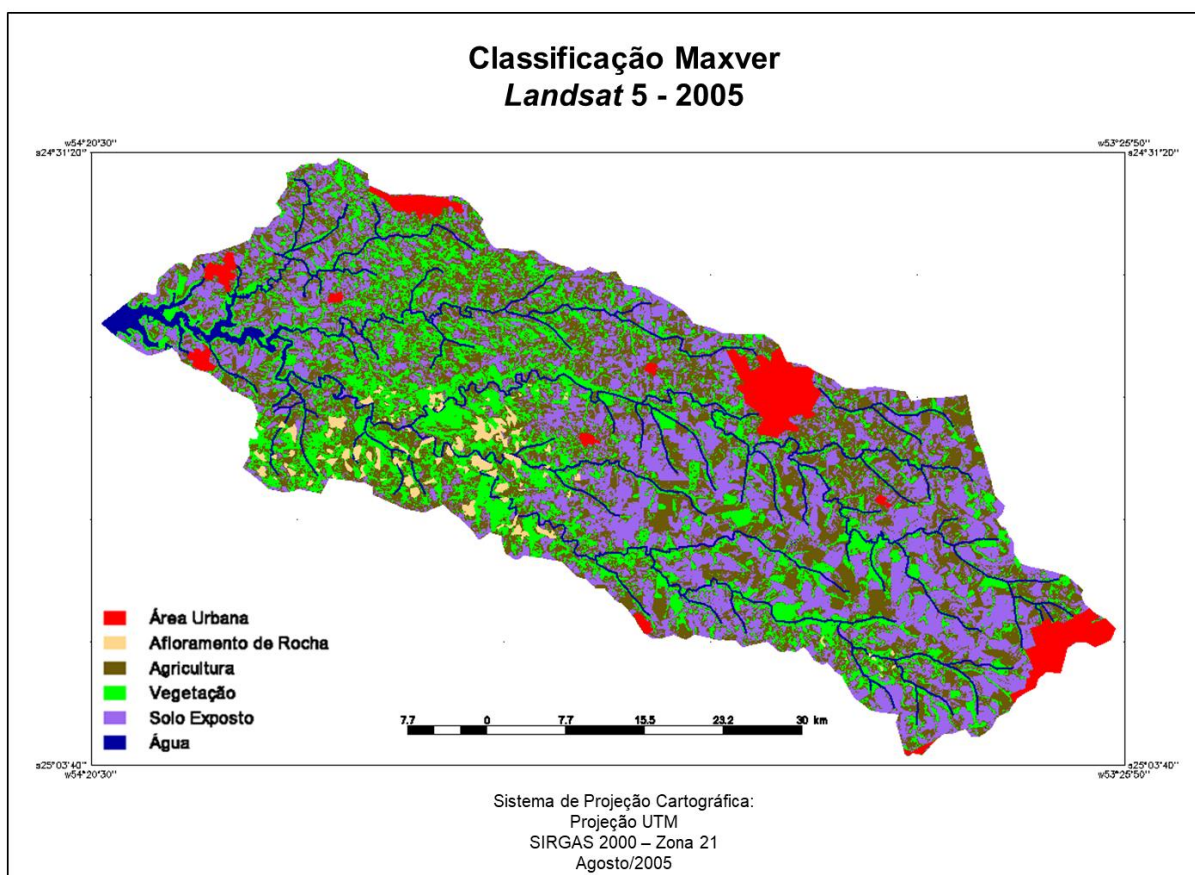
Como a classe vegetação não foi separada em vegetação nativa da silvicultura, muitos dos fragmentos observados denotam áreas de culturas de eucalipto, pinus, assim como, vegetação rasteira ou pastagem.



**Figura 3. Mapa da composição 3B4G5R Landsat 5.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

4.1.1 Maxver

Para a cena de 2005, o classificador supervisionado pixel a pixel, Maxver, por utilizar áreas de treinamento determinadas pelo analista, reconheceu os alvos com exatidão para as classes água, solo exposto e vegetação. Em contra partida, a classe agricultura foi superestimada, e como previsto, em razão das respostas espectrais semelhantes, a área de afloramento rochoso foi classificado como agricultura.



**Figura 4. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Maxver – Landsat 5.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

A partir das medidas de classe geradas pelo software SPRING, verifica-se que a ‘superestimação’ do valor referente à agricultura, mostra-se inconsistente, uma vez que, através da interpretação visual da composição colorida essa classe não se mostra em tais proporções.

Tabela 2. Medidas de Classe – Maxver

Tipo de Uso do Solo	Área (km ²)
Água	26,85
Agricultura	1001,80
Solo Exposto	759,20
Vegetação	668,40
Total	2456,25

Fonte: Autoria Própria (2018)

Ao analisar a matriz de confusão, nota-se que houve uma eficiente separação das classes, nota-se ainda que a classe referente à água foi a que melhor se distinguiu das demais.

Tabela 3. Matriz de Confusão - Maxver

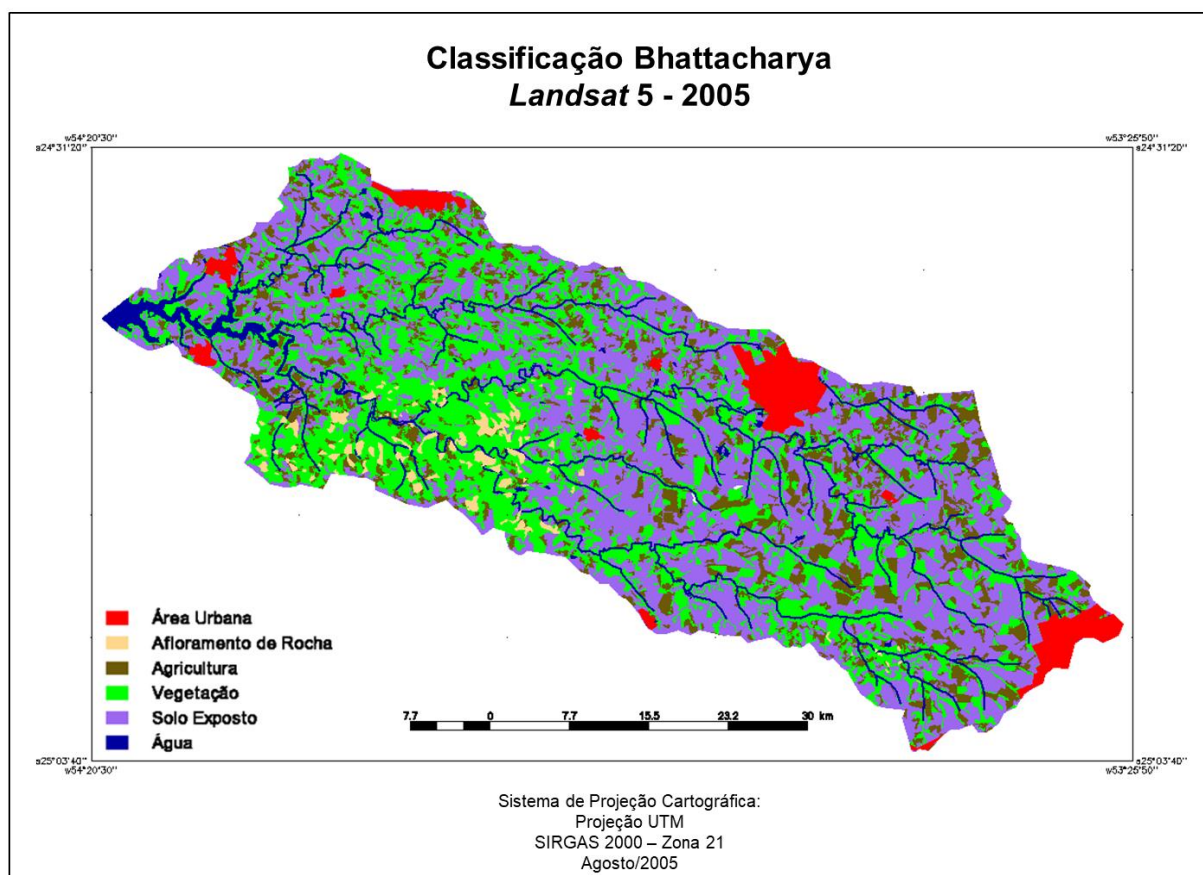
	Água	Solo Exp1	Solo Exp2	Solo Exp3	Vegetação	Agricultura	Abstenção	Soma Lin
Água	16132	0	0	0	4	0	966	17102
Solo Exp1	0	4970	0	8	0	8	357	5343
Solo Exp2	0	0	6045	0	0	0	368	6413
Solo Exp3	0	33	0	6811	0	14	383	7241
Vegetação	0	0	0	0	15574	22	859	16455
Agricultura	0	3	2	5	0	4041	356	4407
Soma Col	16132	5006	6047	6824	15578	4085	3289	56961

Fonte: Autoria Própria (2018)

As porcentagens de Desempenho Geral (Equação 1) e Índice *Kappa* (Equação 2) para este classificador foram de 94,05% e 92,62%, respectivamente. Enquadrando-se no Índice *Kappa* com limiar excelente, segundo Landis e Koch (1977).

4.1.2 Bhattacharya

Através do classificador supervisionado por regiões, Bhattacharya, obteve-se uma adequada separação dos alvos. O afloramento de rocha localizado na área de topo da vertente, na região sudoeste, apresenta-se em tons amarelados na composição 3B4G5R, e foi confundido com os tons de verde e marrom claro, referentes à vegetação e agricultura por este classificador.



**Figura 5. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Bhattacharya – Landsat 5.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

Na Tabela 4, observa-se que, ao contrario do classificador Maxver, o Bhattacharya não superestimou nenhuma das classes temáticas.

Tabela 4. Medidas de Classe – Bhattacharya

Tipo de Uso do Solo	Área (km ²)
Água	43,34
Agricultura	374,29
Solo Exposto	1119,82
Vegetação	918,22
Total	2455,67

Fonte: Autoria Própria (2018)

Tabela 5. Matriz de confusão – Bhattacharya

	Água	Solo Exp1	Solo Exp2	Solo Exp3	Vegetação	Agricultura	Abstenção	Soma Lin
Água	31871	0	0	0	0	0	0	31871
Solo Exp1	0	16270	0	0	0	0	0	16270
Solo Exp2	0	0	32988	0	0	0	0	32988
Solo Exp3	0	0	0	39140	0	0	0	39140
Vegetação	0	0	0	0	114216	0	0	114216
Agricultura	0	0	0	0	0	16999	0	16999
Soma Col	31871	16270	32988	39140	114216	16999	0	251484

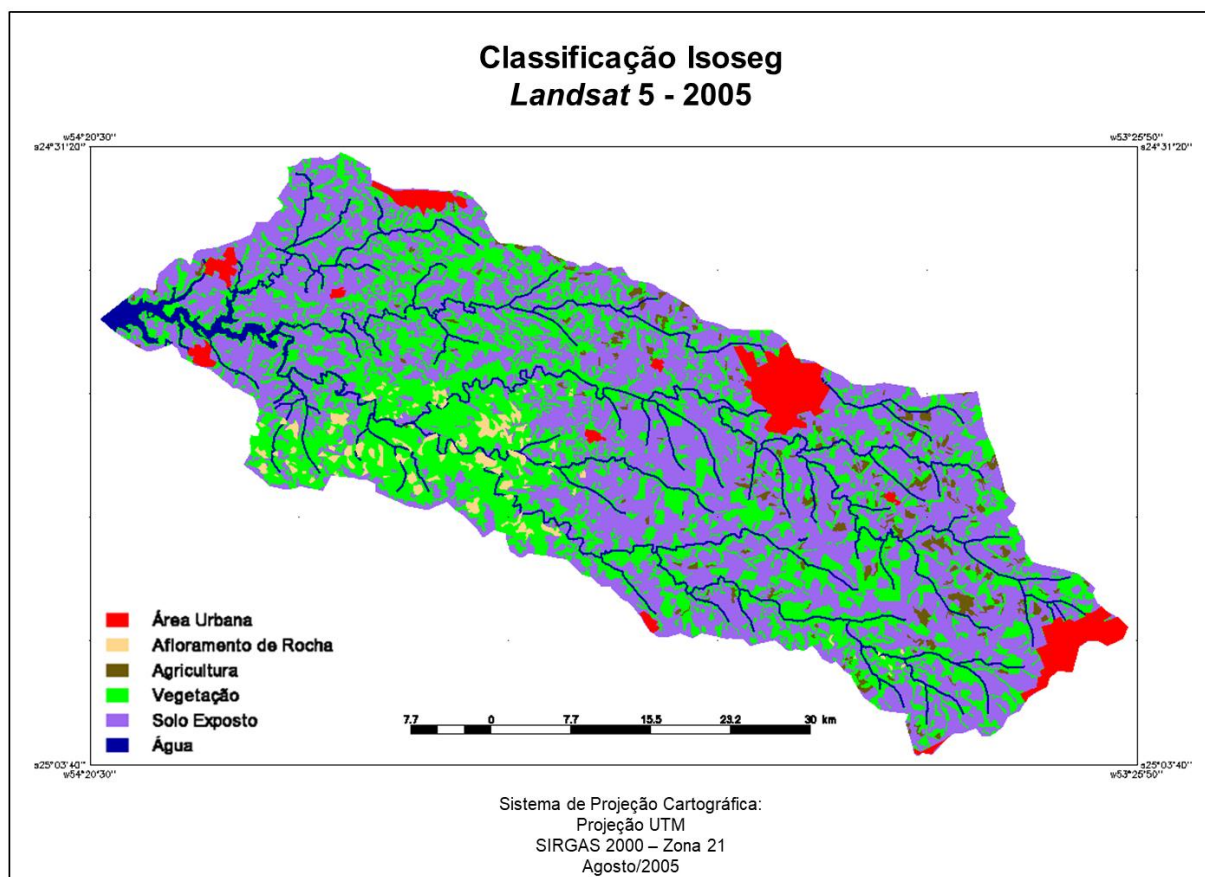
Fonte: Autoria Própria (2018)

A matriz de confusão, expressa pela Tabela 5, mostra que esta classificação não apresentou índices de confusão entre as classes, separando-as adequadamente. E como os alvos foram totalmente reconhecidos pelo classificador, o mesmo não excluiu nenhum pixel de nenhuma classe.

A porcentagem de DG assim como Índice *Kappa*, foi de 100%, enquadrando-se no limiar excelente para Landis e Koch, 1977.

4.1.3 Isoseg

Baseado na composição colorida, o método Isoseg visualmente apresentou uma melhor representação da agricultura, se comparado com os classificadores supervisionados. A área de afloramento de rocha, neste caso, foi totalmente representada pela classe vegetação.



**Figura 6. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Iseseg – Landsat 5.
 Fonte: Autoria Própria (2018)**

Tabela 6. Medidas de Classe – Iseseg

Tipo de Uso do Solo	Área (km ²)
Água	28,87
Agricultura	56,23
Solo Exposto	1329,38
Vegetação	1041,7
Total	2.456,18

Fonte: Autoria Própria (2018)

Através das medidas de classes, percebe-se a baixa representação da agricultura, o que condiz com a época de captura da cena, e o aumento da área de vegetação, justificado pela associação com a área afloramento de rocha.

Tabela 7. Matriz de confusão – Isoseg

	Água	Solo Exp	Vegetação	Agricultura	Abstenção	Soma Lin
Água	1	0	0	0	0	1
Solo Exp	0	144	7	1	0	152
Vegetação	0	7	106	0	0	113
Agricultura	0	0	0	3	0	3
Soma Col	1	151	113	4	0	269

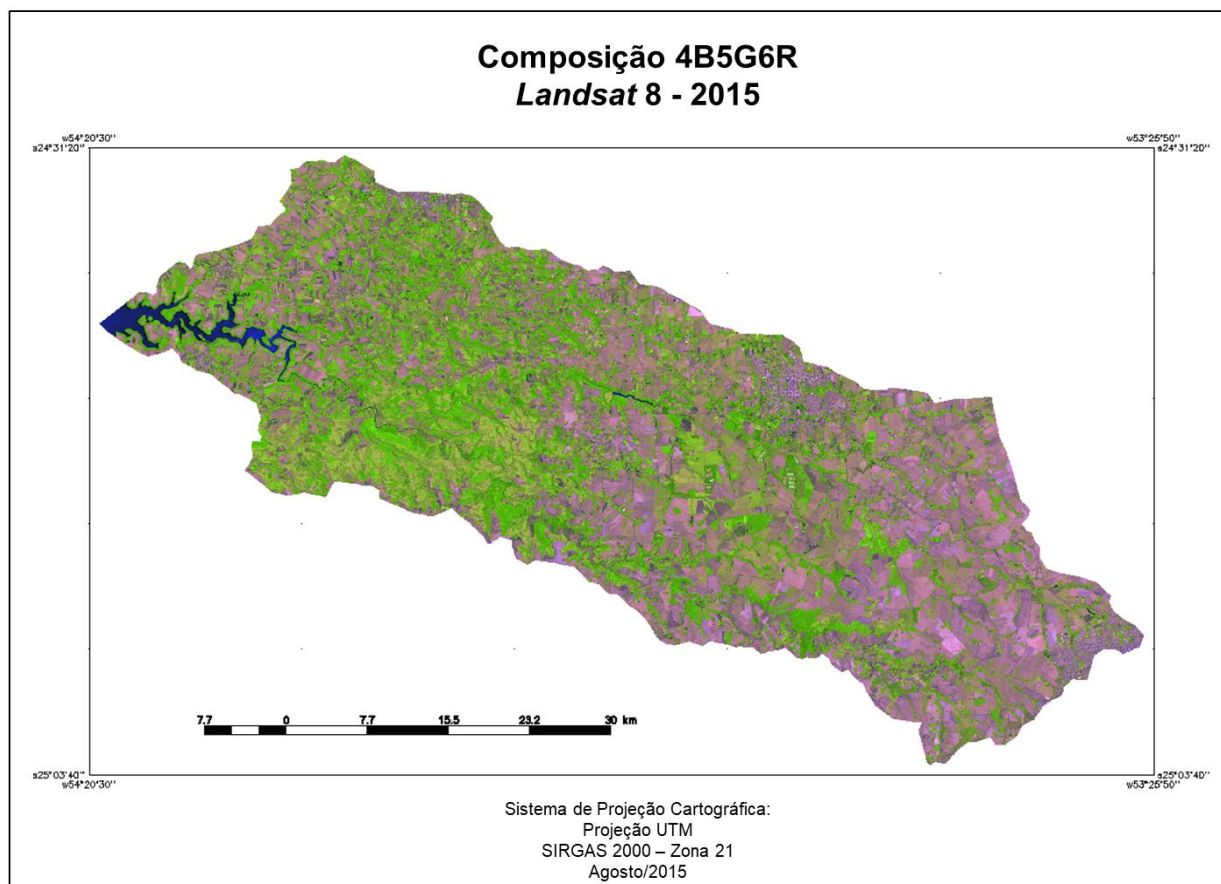
Fonte: Autoria Própria (2018)

Para o classificador Isoseg não houve a necessidade de criar subclasses para o solo exposto, visto que é um método não supervisionado, ao contrario dos casos anteriores, percebe-se na matriz de confusão (Tabela 7) que a separação das classes foi eficiente no momento da classificação. E que, as classes de solo exposto e vegetação foram as que ocasionaram a diminuição das porcentagens, em razão da maior confusão espectral.

O valor de DG, para este classificador foi de 94,42% e o Índice Kappa foi de 88,98%, enquadrando-se como excelente limiar.

4.2 CLASSIFICAÇÕES EM IMAGENS DO *LANDSAT* 8 - 2015

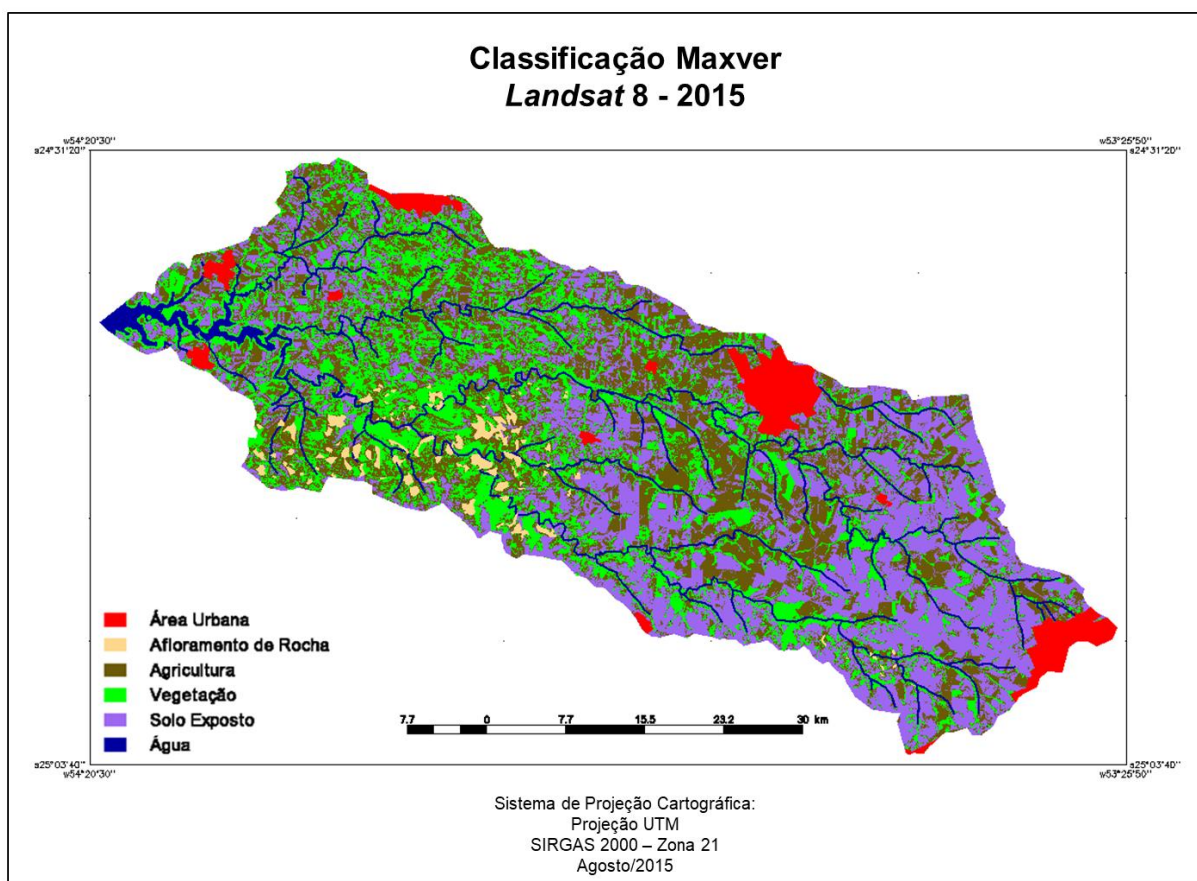
Na Figura 7, observa-se a cena do *Landsat* 8, no ano de 2015 na composição BGR das bandas 4, 5 e 6, o solo exposto e a área urbana se apresentam na cor lilás, a floresta na cor verde, a agricultura em tons de marrom claro e o rio se apresenta em tons de azul. Nesta imagem, é possível visualizar com maior facilidade a identificação das áreas de agricultura do que na composição falsa cor do *Landsat* 5, em razão dos maiores números dos níveis de cinza presente no *Landsat* 8.



**Figura 7. Mapa da composição 4B5G6R Landsat 8.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

4.2.1 Maxver

A classificação supervisionada, Maxver, para a imagem do ano de 2015, mostrou-se adequada. Houve uma representação fiel para todas as classes temáticas, assim como para o ano de 2005, para a cena de 2015, este classificador associou a área de afloramento à agricultura, como mostra a Figura 8.



**Figura 8. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Maxver – Landsat 8.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

A Tabela 8 mostra as medidas de classe geradas para a classificação de máxima verossimilhança.

Tabela 8. Medidas de Classe – Maxver

Tipo de Uso do Solo	Área (km ²)
Água	29,82
Agricultura	874,63
Solo Exposto	873,9
Vegetação	677,21
Total	2455,56

Fonte: Autoria Própria (2018)

A presença de solo descoberto ocorreu devido à coincidência da passagem do satélite e o correspondente imageamento da área na época de entressafra, nesta classificação verificou-se que a área da agricultura encontra-se em maiores proporções que a área de solo exposto, no entanto para fins de classificação, isso não se reflete, visto que na composição 4B5G6R a classe de maior destaque está

relacionada ao solo exposto.

Tabela 9. Matriz de Confusão - Maxver

	Água	Solo Exp1	Solo Exp2	Solo Exp3	Vegetação	Agricultura	Abstenção	Soma Lin
Água	18266	0	0	0	24	0	1327	19617
Solo Exp1	0	10433	3	648	0	60	846	11990
Solo Exp2	0	0	1888	48	0	3	41	1980
Solo Exp3	0	1048	247	7229	1	6	287	8818
Vegetação	0	2	0	2	18500	12	1091	19607
Agricultura	0	88	0	7	0	10689	466	11250
Soma Col	18266	11571	2138	7934	18525	10770	4058	73262

Fonte: Autoria Própria (2018)

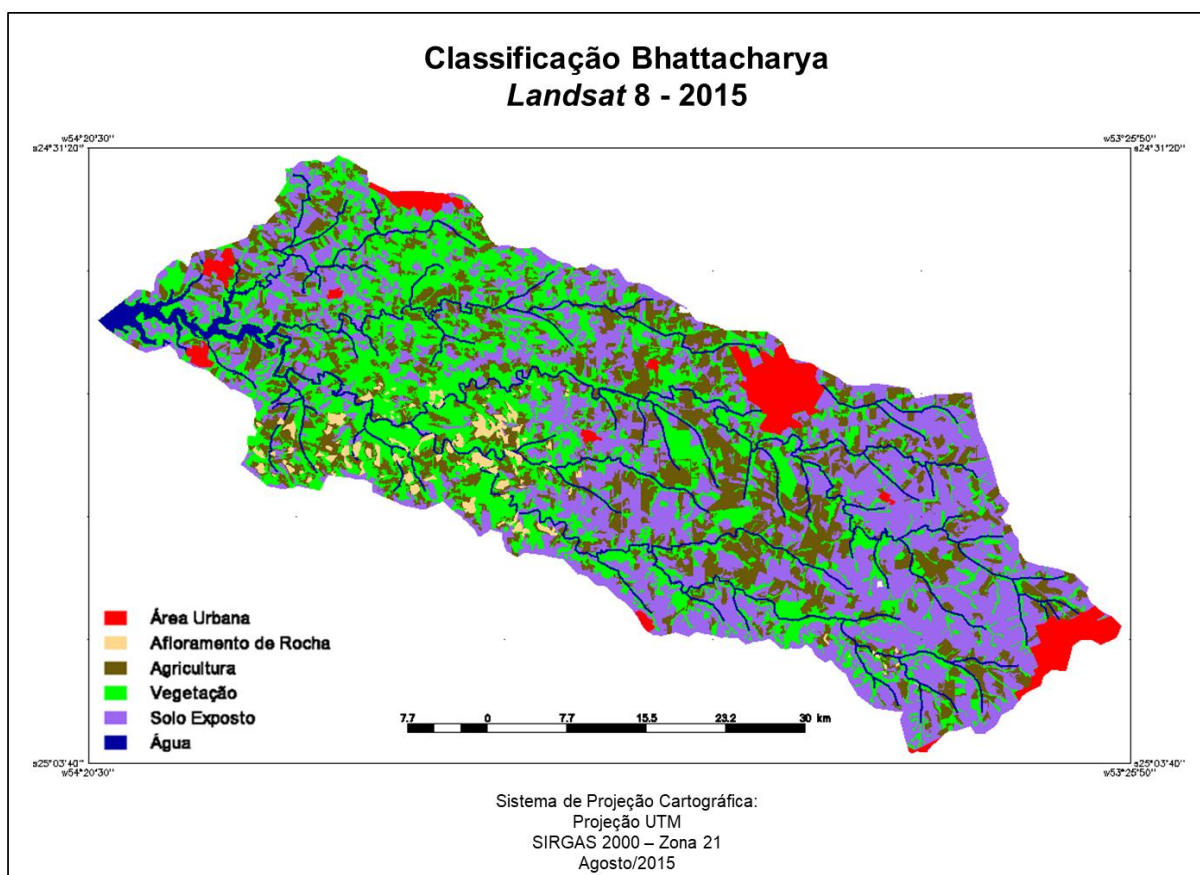
A partir da análise da matriz de confusão para o classificador Maxver, percebe-se que a agricultura apresentou índices de confusão com o solo exposto, o que justifica a medida de classe não equivaler à interpretação visual da composição BGR.

Nota-se que a classe que mais contribuiu para a redução das porcentagens foi solo exposto. A confusão gerada foi entre as três classes de solo exposto, que no momento da classificação foram separadas por níveis de cinza claro, médio e escuro. Como as classes Solo Exposto 1, 2 e 3 representam o mesmo objeto na imagem, essa confusão não gera resultados visíveis.

O Desempenho Geral e o Índice *Kappa* para este classificador foram de 91,46% e 89,52%, e ainda assim, segundo Landis e Koch (1977), enquadrando-se em limiar excelente.

4.2.2 Bhattacharya

Através do classificador, Bhattacharya, observa-se que, apesar da representação não tão precisa da vegetação, por exemplo, a Figura 9 mostra que o mesmo evidenciou detalhes de cursos hídricos que não foram representados nas classificações anteriores.



**Figura 9. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Bhattacharya – Landsat 8.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

Na tabela 10 observam-se as medidas de classe para o Bhattacharya, no ano de 2015, e que ao contrario do classificador Maxver para esse ano, o solo exposto possui maior representatividade comparado à classe agricultura.

Tabela 10. Medidas de Classe – Bhattacharya

Tipo de Uso do Solo	Área (km²)
Água	29,7
Agricultura	576,05
Solo Exposto	969,83
Vegetação	879,21
Total	2454,79

Fonte: Autoria Própria (2018)

Tabela 11. Matriz de confusão – Bhattacharya

	Água	Solo Exp1	Solo Exp2	Solo Exp3	Vegetação	Agricultura	Abstenção	Soma Lin
Água	30669	0	0	0	0	0	0	30669
Solo Exp1	0	18337	0	0	0	0	0	18337
Solo Exp2	0	1888	17588	0	0	0	0	19476
Solo Exp3	0	0	0	12882	0	0	0	12882
Vegetação	0	0	0	0	71165	0	0	71165
Agricultura	0	0	0	0	0	34566	0	34566
Soma Col	30669	20225	17588	12882	71165	34566	0	187095

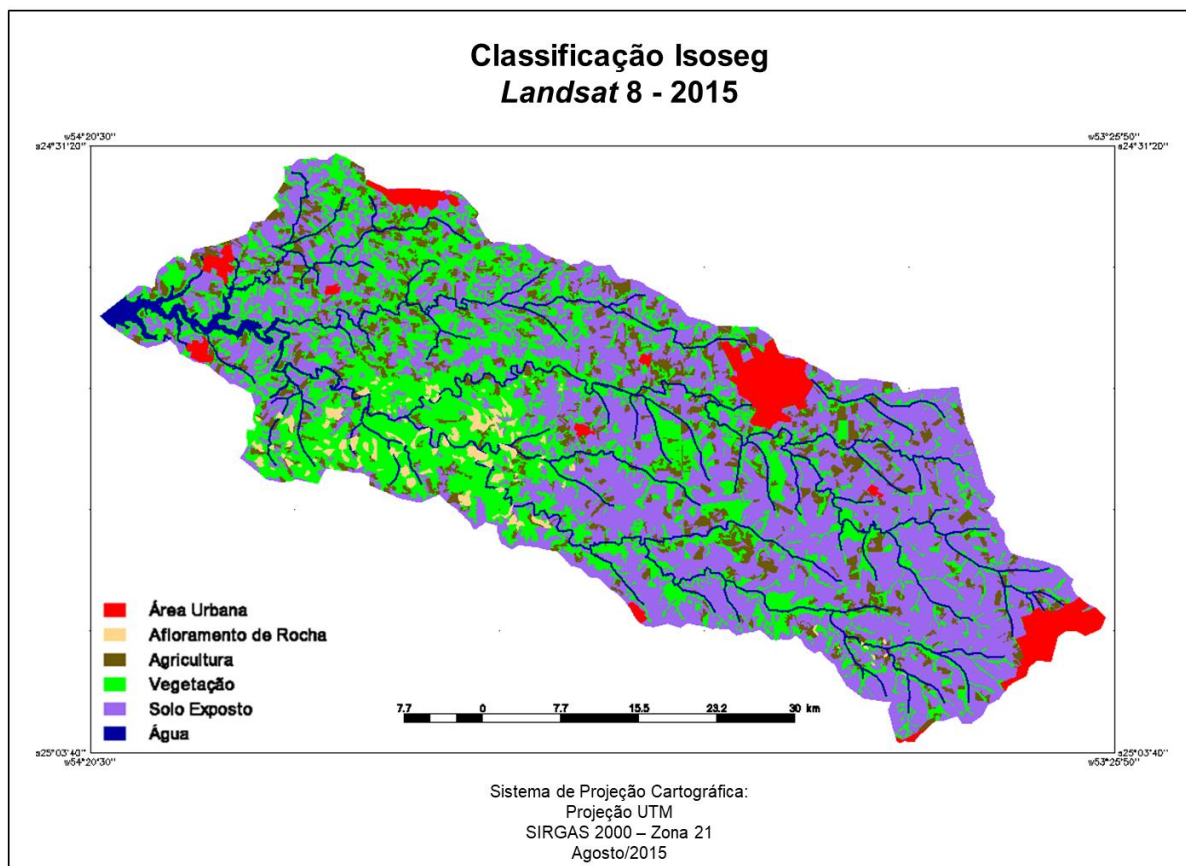
Fonte: Aatoria Própria (2018)

Analisando-se a matriz de confusão, percebe-se que novamente a confusão ocorreu entre as classes que representam solo exposto, não interferindo no resultado visual da classificação.

Esta classificação também se enquadrou no limiar excelente, com porcentagens de 98,99% de DG e 98,69% para o Índice *Kappa*.

4.2.3 Isoseg

Na figura 10, pode-se conferir a classificação não supervisionada, Isoseg, a qual se tem, exceto na área de afloramento rochoso, representações fieis a cena capturada em agosto de 2015.



**Figura 10. Mapa de uso e cobertura do solo classificado pelo Isoseg – Landsat 8.
Fonte: Autoria Própria (2018)**

A Tabela 12 mostra as medidas de classe geradas para o classificador Isoseg.

Tabela 12. Medidas de Classe – Isoseg

Tipo de Uso do Solo	Área (km²)
Água	29,2
Agricultura	272,45
Solo Exposto	1242,75
Vegetação	911,16
Total	2455,56

Fonte: Autoria Própria (2018)

Tabela 13. Matriz de confusão – Isoseg

	Água	Solo Exp	Vegetação	Agricultura	Abstenção	Soma Lin
Água	3	0	0	0	0	3
Solo Exp	0	131	5	3	0	139
Vegetação	0	2	93	1	0	96
Agricultura	0	1	2	28	0	31
Soma Col	3	134	100	32	0	269

Fonte: Aatoria Própria (2018)

Pela tabela 13, visualiza-se se que a classe com maior índice de confusão foi novamente a classe referente ao solo exposto. E ressalta-se que classe referente à água que não houve ocorrência de confusão, desta maneira, contribuindo para o aumento das porcentagens dos coeficientes de concordância total.

O Desempenho Geral e o Índice *Kappa* foram de 94,80% e 91,27%, este classificador também se enquadrou como excelente, segundo Landis e Koch (1977).

4.3 COMPARAÇÃO DAS CLASSIFICAÇÕES

A interpretação das composições coloridas das imagens referentes aos *Landsat 5* e *8* foram de grande importância na identificação e análise das classes de interesse, pois evidenciou uma série de particularidades que contribuem para o entendimento da área.

O mapeamento relatou que a vegetação concentra-se principalmente às margens dos canais de drenagens, embora em fragmentos pequenos. Há vegetação em toda extensão que margeia o lago de Itaipu.

Apesar de os resultados das classificações para os anos de 2005 e 2015 apresentarem resultados visualmente semelhantes, a composição de 2015 referente ao *Landsat 8* apresentou maior facilidade no momento das classificações, principalmente as supervisionadas.

Isso se deve ao fato das imagens provenientes deste satélite apresentar maior resolução radiométrica, ou seja, 16 *bits*, enquanto o *Landsat 5* conta com 8 bits de radiometria. Esse aumento no número dos níveis de cinza possibilita uma melhor caracterização de alvos na imagem, além da redução do efeito de sombras.

Leda et al (2014) ao utilizarem imagens do *Landsat 5* e *Landsat 8* no mapeamento do uso do solo, nas mesmas composições utilizadas nessa pesquisa, também ressaltaram essa facilidade de classificação nas imagens com maior resolução radiométrica.

A partir do método estatístico para validação das classificações pelo Índice *Kappa*, verifica-se que para os três classificadores foram apresentados resultados satisfatórios, visto que as seis classificações realizadas se encontram no limiar máximo do índice *Kappa*.

Mesmo todas as classificações sendo consideradas excelentes, o classificador Bhattacharya foi o que apresentou maiores porcentagens dos coeficientes de concordância total, com valores de 100% para Desempenho Geral e Índice *Kappa* de no ano de 2005, e 98,69% e 98,99% para DG e Índice *Kappa* respectivamente, para o ano de 2015.

Em pesquisas realizadas por Leão (2007) e por Passo (2013), também encontraram resultados mais eficientes para o classificador Bhattacharya ao se comparar com os classificadores Maxver e Isoseg.

A classe de solo exposto foi a que apresentou maior incidência de confusão para ambas as cenas, isso se deve ao fato de diferentes níveis de cinza que representam o mesmo objeto. Este fato tem maior visibilidade nas classificações supervisionadas em que foram criadas subclasses, e estas confundiram-se entre si.

4.4 ANÁLISE TEMPORAL

A análise temporal da bacia hidrográfica do rio São Francisco Verdadeiro nos anos de 2005 e 2015 foi baseado nas quantificações de áreas geradas pelo classificador Bhattacharya, já que ele apresentou maiores valores dos coeficientes de concordância total.

A título de comparação, foram utilizados os dados das áreas de classes de uso do solo da bacia hidrográfica do rio São Francisco Verdadeiro, estimado pelo Centro Internacional de Hidroinformática (CIH) (2006). Para essa comparação deve-se deixar claro que, nas imagens classificadas na área relativa a solo exposto está inclusa a área urbana, e na área relativa à vegetação está inclusa a pastagem.

Tabela 14. Áreas das classes de uso do solo da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco Verdadeiro.

Tipo de uso do solo	Área (km²)
Água	36
Agricultura	1529
Área Urbana	86
Pastagem	216
Vegetação	352
Total	2219

Fonte: Adaptado CIH, 2006.

As tabelas de medidas de classe para as classificações Bhattacharya nos referidos anos foram unidas para melhor visualização das mesmas.

Tabela 15. Comparação de medidas de classe do classificador Bhattacharya nos anos de 2005 e 2015

Tipo de Uso do Solo	2005 (km²)	2015 (km²)
Água	43,34	29,7
Agricultura	374,29	576,05
Solo Exposto	1119,82	969,83
Vegetação	918,22	879,21
Total	2455,67	2454,79

Fonte: Autoria Própria (2018)

O uso preponderante do solo é da agricultura, seguido da vegetação que apresenta essa proporção em razão da reposição da mata ciliar.

Leite (2016) mapeou o uso do solo da bacia do SFV através do classificador Bhattacharya, utilizando-se imagens do L8 do ano de 2016, no período entressafra, e percebeu que o solo exposto e áreas agrícolas encontra-se em regiões com baixa declividade e solos profundos e com propriedades que contribuem para o uso agrícola.

Através das medidas referentes à água, visualiza-se que em 2005 essa classe ficou mais evidente, compreende 1,76% da bacia, enquanto no ano 2015 a mesma classe compreende 1,20%. Pelos dados do CIH (2006), essa classe compreende 1,62% da área total da bacia. Essa categoria é representada principalmente pelo lago da Usina Hidrelétrica da Itaipu Binacional.

A agricultura se mostrou com maior incidência no ano de 2015, correspondendo a 23,46%, enquanto em 2005, esta correspondeu a 15,24% da área

da bacia. Nesse sentido, como previsto, o solo exposto em 2015 descreve uma área menor do que no ano de 2005, sendo de 39,50% e 45,60%, respectivamente. Para o CIH, a área voltada para agricultura (incluindo solo exposto) ocupa 68,9% da bacia.

Os alvos que caracterizam a vegetação compreenderam uma área de 918,22 km², ou seja, 37,39% para o ano de 2005, enquanto para o ano de 2015 essa classe correspondeu a 35,81%. O CIH considera que vegetação e pastagem ocupam, conjuntamente, 568 km², ou seja, 25,59% da área da bacia. Essa diferença se dá pelo motivo da vegetação representada pelas classificações incluir, além da pastagem, áreas de silvicultura,

Ainda em relação à vegetação, pela sobreposição da hidrografia às classificações, percebe-se que esta classe, em grande parte, corresponde à mata ciliar, principalmente próximo ao Lago de Itaipu, área em que a bacia sofre forte influência dos projetos de preservação mantidos pela Itaipu.

Leite (2016), afirma que a vegetação está em áreas de declividade média (12 a 20%) e forte (20 a 30%), e em áreas de mata ciliar. A cobertura da vegetação é muito importante porque protege contra o deslizamento de solo e erosão. Além disso, bloqueia as partículas de solo que estão sendo transportadas e evita que cheguem aos cursos de rios.

A área total da bacia apresentou pequena variação entre as classificações, sendo de 2455,67 km² para o ano de 2005 e 2454,79 km² para o ano de 2015. Essa ligeira oscilação identifica-se como uma limitação do sistema, uma vez que ele está se baseando em pixels da imagem, que são quadrados, para mapear a bacia. Isso gera uma aproximação diferente para cada mapeamento ao quantificar a área próxima ao limite da bacia.

Ainda relação à área total da bacia, foi possível notar que houve diferença significativa entre as classificações realizadas e a área estimada pelo CIH. Enquanto a área total da bacia estimada pelo CIH (2006) foi de 2219 km², às áreas referentes às classificações se apresentaram de 2450 km². Essa diferença pode ter sido ocasionada tanto pela delimitação, quanto pela escala.

Através da análise temporal, observa-se que não houve significativa alteração na configuração da paisagem da bacia em estudo no período de 10 anos. Isso se justifica pelo fato de que, apesar de serem de anos distintos, foram capturadas no mesmo mês, ou seja, estavam sujeitas às condições climáticas semelhantes, mesma estação e mesma angulação solar no período que a imagem foi captada pelo

sensor, ocasionando em sombras de mesma angulação.

No estudo conduzido por Prates (2014), realizou-se classificação temporal com datas similares às desta pesquisa, onde houve a ocorrência de sombras provenientes do relevo em relação à angulação de elevação solar no momento da tomada de ambas as imagens; desta forma em ambos os trabalhos foi possível classificar cenas equivalentes.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesta pesquisa contemplou-se o estudo da dinâmica de uso e cobertura do solo por meio de dados geoespaciais, imagens de sensoriamento remoto e o *software* SPRING, possibilitando a integração dos dados para a elaboração dos mapas temáticos de uso e cobertura do solo da bacia do rio São Francisco Verdadeiro.

A escolha das imagens de satélite, assim como o software utilizado permitiu atingir os objetivos propostos, ou seja, analisar os classificadores Maxver, Bhattacharya e Isoseg do SPRING no mapeamento de uso e cobertura da terra da bacia do RSVF, e quantificar a área de cada classe temática.

Portanto, a partir dos dados obtidos de uso e ocupação do solo, verificou-se que o uso predominante do solo da bacia, ao longo de todo o período, é para utilização agrícola, já que este exerce um papel fundamental nas atividades da região.

Quanto aos classificadores, todos apresentaram valores entre 0,81 a 1,00 para os coeficientes de concordância total, e enquadrando-se em limiar excelente segundo Landis e Koch (1977).

Os valores de Desempenho Geral e Índice *Kappa* foram respectivamente de 94,05% e 92,62% para o Maxver, 100% e 100% para o Bhattacharya e 94,42% e 88,98% para o classificador Isoseg, das imagens do *Landsat 5* no ano de 2005.

Para as classificações das imagens do *Landsat 8* no ano de 2015, os valores dos coeficientes DG e K foram, respectivamente, de 91,46% e 89,52% para o Maxver, 98,99% e 98,69% para o Bhattacharya e 94,80% e 91,27% para o Isoseg.

Dessa forma o classificador supervisionado por regiões, Bhattacharya foi o que apresentou maiores índices de acurácia para ambas as datas.

Constatou-se que não houveram expressivas mudanças na paisagem da bacia do rio São Francisco verdadeiro de 2005 à 2015. Verificou-se que o uso predominante do solo na bacia é para atividades agrícolas seguido da vegetação.

Ressalta-se que a metodologia utilizada indica de que as técnicas de processamento digital do software SPRING e as imagens do satélite *Landsat* são adequadas para este tipo de mapeamento, mostrando-se uma tecnologia acessível e economicamente viável.

REFERÊNCIAS

ANTUNES, A. F. B.; STURM, U. **Segmentação orientada a objeto aplicado ao monitoramento de ocupações irregulares em áreas de preservação ambiental.** In.: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, vol. 12, Anais. Goiânia, INPE, 15 a 21 abr., p. 2.019-2.026, 2005.

BARRELLA, W. **As relações entre as matas ciliares os rios e os peixes.** In: RODRIGUES, R.R.; LEITÃO FILHO; H.F. (Ed.) *Matas ciliares: conservação e recuperação.* 2.ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2001.

BISHOP, Y. M.; FEINBERG, S. E. HOLLAND, P. W. **Discrete Multivariate Analysis - Theory and Practice.** Cambridge, Mass., the MIT press, 357 p., 1975.

BLASCHKE, T.; KUX, H. **Sensoriamento remoto e SIG Avançados: novos sistemas sensores, métodos inovadores.** 2. ed São Paulo: Pfcina de Textos, 2007. v. 1, p. 209226.

BRITO, Jorge Luis Silva. **Análise temporal do uso do solo e cobertura vegetal do município de Uberlândia-MG, utilizando imagens ETM Landsat 7.** Sociedade e Natureza, Uberlândia, p.37-46, jun. 2005.

CENTRO INTERNACIONAL DE INFORMÁTICA - CIH. **Programa Hidrológico Internacional.** UNESCO Help program. Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco Verdadeiro. Disponível em <<http://saofrancisco.hidroinformatica.org/br/basin.html>>. Acesso em 18 jan. 2017

Chuvieco, E. **Fundamentos de Teledetección Espacial.** Madrid, ed. Rialp, S.A., 1996.

COMITÊS DE BACIAS HIDROGRÁFICAS (CBH). **O que é um CBH?** Disponível em: <http://www.cbh.gov.br/Gestaocomites.aspx>. Acesso em 09 set. 2016.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and applications.** Lewis Publishers, Boca Raton, 2008.

CRÓSTA, Alvaro Pentead. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto.** Ed. rev. Campinas, SP: IG/UNICAMP, 1993.

DISPERATI, A. A.; FILHO, A. F. **Análise temporal da cobertura florestal do município de Irati-PR, utilizando imagens satelitárias LANDSAT.** Revista Ciências Exatas e Naturais, v. 5, n. 1, p. 115-123, jan/jun. 2003. Disponível em: <http://www.unicentro.br/editora/revistas/recen/v5n1/analise.pdf>. Acesso em: 18 jan 2017.

EMBRAPA MONITORAMENTO POR SATÉLITE.
Satélites de Monitoramento. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2013. Disponível em: <<http://www.sat.cnpm.embrapa.br>>. Acesso em 26 mar. 2018

FIGUEIREDO, Divino. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto.** 2005. Disponível em: <www.conab.gov.br/conabweb/download/SIGABRASIL/manuais/conceitos_sm.pdf>. Acesso em: 09 set. 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 de sensoriamento remoto.** In: Anais Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13, Florianópolis: INPE, p. 5755-62, 2007.

FITZ, Paulo Roberto. **Geoprocessamento sem complicação.** São Paulo: Oficina de Textos, 2008.

FLORENZANO, Teresa Gallotti. **Sensoriamento Remoto para Geomorfologia.** In: Florenzano, Teresa Gallotti. (Org.). Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais. Ed. Oficina de Textos. São Paulo, 2007, 318 p.

FLORENZANO, T. G. **Imagens de satélite para estudos ambientais.** São Paulo: Oficina de texto. 97 p. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Estimativa da população, 2011. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/cidadesat/topwindow.htm?1>. Acesso em: 15 jun. 2017

FREITAS, M, I, C, de; PANCHER, A, M,, 2011, Classificação de imagens, Unesp, Rio Claro, 33 slides, color, Disponível em: , Acesso em: 21 jul, 2017.

HAYAKAWA, Ericson Hideki. **Análise temporal da planície de inundação do alto rio Paraná (região de Porto Rico PR) através de dados de sensoriamento remoto.** Boletim de Geografia, Maringá, v. 28, n. 1, p.115-126, 2010.

IAPAR – Fundação Instituto Agrônomo do Paraná. Cartas Climáticas do Paraná. Londrina, 2000, CD.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **O que é o SPRING?** Disponível em: < <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/index.html>>. Acesso em: 17 nov. 2016.

INPE (Brasil). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Tutorial de Geoprocessamento - SPRING.** 2006. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/SPRING/portugues/tutorial/classific.html>>. Acesso em 06 ago. 2016.

INPE (Brasil). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Tutorial de Geoprocessamento - SPRING**. 2016. Disponível em: <http://www.dsr.inpe.br/intro_sr.htm>. Acesso em 09 set. 2016.

ITAIPU. Programa “Cultivando Água Boa”. **Projeto Piloto SUB-BACIA do Rio São Francisco Verdadeiro**. Itaipu-Binacional, 2004.

ITAIPU. **Bacia do Paraná 3, BACIA DO RIO PARANÁ**, Itaipu-Binacional, 2012.

JORGE, L. A. B.; SARTORI, M. S. **Uso do solo e análise temporal da ocorrência de vegetação natural na Fazenda Experimental Edgárdia, em Botucatu-SP**. Revista Árvore, Viçosa, v.26, n.5, p.582-592, set./out. 2002.

KÖRTING T. S: **Divisão de Processamento de Imagens**, INPE. Classificação de Imagens por Regiões, São José dos Campos, 2006. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/~tkorting/projects/isoseg/material.pdf>>. Acesso em 09 set. 2016.

LANDIS, J. R; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. Biometrics, v.33, n.1, p. 159-174, 1977.

LEÃO, C.; et al. **Avaliação de métodos de classificação em imagens TM/Landsat e CCD/CBERS para o mapeamento do uso e cobertura da terra na região costeira do extremo sul da Bahia**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13. 2007, Florianópolis. Anais. São José dos Campos, INPE, 2007. p. 939-946. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr%4080/2006/11.15.01.10/doc/939-946.pdf>>. Acesso em 09 set. 2016.

LEDA, V.c. et al. **Uso do Solo na Sub-Bacia do Ribeirão da Prata, Lençóis Paulista - SP**. Nativa, [s.l.], v. 2, n. 3, p.170-174, 28 set. 2014. Revista Nativa.<http://dx.doi.org/10.14583/2318-7670.v02n03a08>.

LEITE, Dandara S. **Mapeamento da erodibilidade e erosividade na bacia hidrográfica do São Francisco Verdadeiro – Oeste do Paraná**. 2016. 56 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Ambiental) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Medianeira, 2016.

LIMA, W.P.; ZAKIA M.J.B. **Hidrologia de matas ciliares**. In: RODRIGUES; R.R.; LEITÃO FILHO; H.F. (Ed.) Matas ciliares: conservação e recuperação. 2.ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2000. p.33-43.

MATTER, P. M. **Computer processing of remotely sensed image: an introduction**. 2 ed. West Sussex-England: John Wiley & Sons, 1999, 292 p.

MELO, Danilo Heitor Caíres Tinoco Bisneto. Uso de dados Ikonos II na análise urbana: testes operacionais na zona leste de São Paulo. 2003. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - São José dos Campos: INPE, 2002.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. 1. ed. Brasília: CNPq, v. 1, p. 256, 2012.

MENDONÇA, F.; OLIVEIRA, I.M. **Climatologia: noções básicas e climas do Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. 206 p.

MINEROPAR. **Atlas geomorfológico do Estado do Paraná**. Escala base 1:250 000, modelos reduzidos 1:500 000/ Minerais do Paraná. Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2006. 63p

MOREIRA, M. A; CARDOSO, V; FREITAS, R. M; RUDORFF, B. F. **Comparação da resposta espectral de alvos em imagens CBERS-2/CCD e LANDSAT-5/TM**. Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia: INPE, p. 1027-34, 2005

MOREIRA, M. A. Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação. São José dos Campos: INPE, 2001. 250 p.

NASA. **Landsat 8**. Disponível em: http://www.nasa.gov/mission_pages/Landsat/spacecraft/index.html#.UieDrzY3s0M. Acesso em 26 mar. 2018

NASA. **The Landsat program**. Disponível em: <http://Landsat.gsfc.nasa.gov/>. Acesso em 26 mar. 2018

NASA. **Landsat missions**. Disponível em: <http://Landsat.usgs.gov/>. Acesso em 26 mar. 2018

PESSOA, S. P. M. et al. **Análise espaço-temporal da cobertura vegetal e uso da terra na Interbacia do Rio Paraguai Médio-MT, Brasil**. Revista Árvore, Viçosa, v.37, n.1, p.119-128, jan./fev. 2013.

NOVO, E. M. L. de M. **Sensoriamento remoto: Princípios e aplicações**. São José dos Campos: Edgard Blucher, 2008.

PARANÁ. Instituto de Águas do Paraná. **Plano da Bacia Hidrográfica do Paraná 3: Características Gerais da Bacia**. 2011. Disponível em: http://www.aguasparana.pr.gov.br/arquivos/File/parana/plano_de_bacia/Produto_01_Caracteristicas_Gerais_da_Bacia_BP3_2011_v06.pdf. Acesso em: 01 out. 2016.

PARANÁ. Itaipu Binacional. Cultivando Água Boa. **A Bacia do Paraná 3: Cenário Local**. 2013. Disponível em: <http://www.cultivandoaguaboa.com.br/o-programa/cenario-local-a-bacia-do-parana-3>. Acesso em: 01 out. 2016.

PASSO, D. P. **Análise da qualidade de classificadores para identificação de alvos urbanos em imagens de alta resolução espacial: uma aplicação com as imagens do satélite Worldview II.** Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília, 2013.

PORTO, Monica; PORTO, Rubem de la Laina. **Gestão de Bacias Hidrográficas. Estudos Avançados**, v. 22, n. 63, São Paulo, 2008.

PREVIDELLI, I.T.S. **Estimadores de máxima verossimilhança corrigidos para modelos superdispersados não-lineares.** São Carlos: UFSC. Tese de Doutorado em Economia. 2004

PRODES. **Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite:** INPE. 2004. Disponível em: <<http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes>>. Acesso em: 03 jun. 2018.

RIBEIRO, C. A. A. S. et al. **O desafio da delimitação de áreas de preservação permanente.** Revista *Árvore* V.29, n. 2, p.203-212. Viçosa – MG, 2005.

RIBEIRO, C. M.; BRUSTOLIN, L. T.; HAYAKAWA, E. H. **Mapeamento da cobertura da terra na Bacia Hidrográfica do Paraná III a partir de técnicas de sensoriamento remoto.** VII Congresso Brasileiro de Geógrafos, Vitória-es, p.1-2, ago. 2014.

SCHMIDT, A. O. **Impactos Antrópicos na Qualidade da Água na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco Verdadeiro.** Tese (Pós – Graduação em Engenharia Agrícola). Universidade Estadual do Oeste do Paraná. Cascavel, fev. 2014. Disponível em: Acesso em: 03 jun. 2018.

SILVA, E. E. L. **Mapeamento do uso do solo da Bacia Ribeirão Engenho de Ferro – Ibiporã - PR.** 2011. 28p.. Monografia (Curso de Bacharel em Geografia) – Centro de Ciências Exatas – Departamento de Geociências – Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2011.

SILVA, J. X da; Z Aidan, R. T (Organizadores). **Geoprocessamento & Análise Ambiental: Aplicações.** 2. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2004.

SILVA, M. L. M.; PEREIRA, G. P. M. **Avaliação de algoritmos de classificação supervisionada para imagens do Cbers-2 da Região do Parque Estadual do Rio Doce-MG.** In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13. 2007, Florianópolis. Anais. São José dos Campos, INPE, 2007. p. 6223-6228. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.20.25/doc/6223-6228.pdf>>. Acesso em 09 set. 2016.

SILVA, W. S. **Evolução Multitemporal do Uso e Cobertura do Solo no Município de Uruçuí –PI**. In: CONGRESSO DE PESQUISA E INOVAÇÃO DA REDE NORTE NORDESTE DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA, 2, 2007, João Pessoa. II Congresso de Pesquisa e Inovação da Rede Norte Nordeste de Educação Tecnológica, João Pessoa, 2014. p.1-9.

TARDIN, A. T. et al. **Subprojeto desmatamento: convênio IBDF/CNPq - INPE**. São José dos Campos: INPE, 1992.

TOEBE, D. **Análise comparativa da cobertura florestal utilizando técnicas de sensoriamento remoto na Bacia Sanga Sabiá nos anos de 1985 e 2008**. SPRING Publicações, 2009. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/spring/english/summary.php?ver_proximo_user=sim&pos_atual=40&tipo_busca=&opcao=&contador=50&num=78. Acesso em 19 jun 2018.

TOEBE, Danielli. **ANÁLISE TEMPORAL DA COBERTURA VEGETAL ARBÓREA DO MUNICÍPIO DE FOZ DO IGUAÇU – PR UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO**. Foz do Iguaçu, 2011.

VAEZA, R.F et al. **Uso e ocupação do solo a partir de imagens orbitais de alta resolução para estudo em bacia hidrográfica em área urbana**. In: Anais do XIX Seminário de Pesquisa; Anais da XIV Semana de Iniciação Científica; 2008; Irati. Irati, PR: Universidade Estadual do Centro-Oeste – UNICENTRO; 2008.