



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIAS E GEOCIÊNCIAS - CTG
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA**

RAYANNE PRYSCILLA DE ALMEIDA SANTOS NEVES

**ANÁLISE DE USO E COBERTURA DO SOLO EM SUB-BACIA HIDROGRÁFICA
DO OESTE DA BAHIA UTILIZANDO PARÂMETROS ESPECTRAIS EM
SENSORIAMENTO REMOTO**

RECIFE

2023

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS – CTG
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA

RAYANNE PRYSCILLA DE ALMEIDA SANTOS NEVES

**ANÁLISE DE USO E COBERTURA DO SOLO EM SUB-BACIA HIDROGRÁFICA
DO OESTE DA BAHIA UTILIZANDO PARÂMETROS ESPECTRAIS EM
SENSORIAMENTO REMOTO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Cartográfica da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura. Área de Concentração: Sensoriamento Remoto

Orientador (a): Prof. Dr. Admilson da Penha Pacheco

Coorientador (a): Juarez Antônio da Silva Júnior

RECIFE

2023

FICHA CATALOGRÁFICA

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Neves, Rayanne Priscilla de Almeida Santos.

Análise de uso e cobertura do solo em sub-bacia hidrográfica do oeste da Bahia utilizando parâmetros espectrais em Sensoriamento Remoto / Rayanne Priscilla de Almeida Santos Neves. - Recife, 2023.

52 : il., tab.

Orientador(a): Admilson da Penha Pacheco

Coorientador(a): Juarez Antônio da Silva Júnior

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia Cartográfica e de Agrimensura - Bacharelado, 2023.

1. Recursos Hídricos. 2. Índices Espectrais. 3. Processamento Digital de Imagens. 4. MAXVER. 5. Acurácia Temática. I. Pacheco, Admilson da Penha. (Orientação). II. Silva Júnior, Juarez Antônio da . (Coorientação). III. Título.

620 CDD (22.ed.)

RAYANNE PRYSCILLA DE ALMEIDA SANTOS NEVES

**ANÁLISE DE USO E COBERTURA DO SOLO EM SUB-BACIA
HIDROGRÁFICA DO OESTE DA BAHIA UTILIZANDO PARÂMETROS
ESPECTRAIS EM SENSORIAMENTO REMOTO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Departamento de
Engenharia Cartográfica da
Universidade Federal de
Pernambuco, como requisito parcial
para obtenção do título de Bacharel
em Engenharia Cartográfica e de
Agrimensura. Área de Concentração:
Sensoriamento Remoto

Aprovado em: 10/05/2023.

BANCA EXAMINADORA

Profº. Dr. Admilson da Penha Pacheco (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Documento assinado digitalmente



JUAREZ ANTONIO DA SILVA JUNIOR

Data: 07/06/2023 16:16:34-0300

Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Engº. Juarez Antônio da Silva Júnior (Coorientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Documento assinado digitalmente



UBIRATAN JOAQUIM DA SILVA JUNIOR

Data: 07/06/2023 11:45:00-0300

Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Profº. M.Sc Ubiratan Joaquim da Silva Junior (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Documento assinado digitalmente



CARLOS FABRICIO ASSUNCAO DA SILVA

Data: 07/06/2023 09:59:30-0300

Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Profº. Dr. Carlos Fabricio Assunção da Silva (Examinador Externo)
Universidade Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pois sem ele na minha vida nada poderia fazer, a ele toda honra, glória e louvor.

Agradeço *in memoriam* as minhas avós Alaíde e Cícera pelos ensinamentos e todo amor que me deram ao longo da minha vida. A minha vó Alaíde pela presença constante em minha vida que, com seu cuidado e sorriso cativante, transbordava alegria a todos ao seu redor.

Agradeço ao meu pai Antônio e minha mãe Mércia, a quem dedico em especial este trabalho, pelo amor, cuidado, carinho, incentivo e apoio durante toda minha vida. Pelas risadas e ensinamentos ao longo de toda minha trajetória de vida. Ao meu irmão Juan, sou grata pelas conversas e apoio e carinho que sempre teve comigo.

Agradeço ao meu marido Luís, pela paciência, cuidado, carinho e amor que sempre demonstrou em todos os momentos nessa caminhada que cujo apoio foi essencial. E pela contribuição nos ensinamentos ao longo da minha trajetória acadêmica.

Agradeço aos meus tios(as) e primos(as) que contribuíram de forma direta e indiretamente no processo da minha formação. Meu muito obrigada.

Agradeço a universidade Federal de Pernambuco, e a todos os meus professores, a coordenadora Maria de Lurdes que proporcionaram o melhor dos ambientes para aprendizado da graduação e para que esse trabalho fosse realizado.

Agradeço ao meu orientador professor Doutor Admilson da Penha Pacheco por aceitar a conduzir o meu trabalho de pesquisa e a toda disponibilidade e atenção na execução deste trabalho. Ao meu Amigo e Coorientador Antônio, por toda paciência e ensinamento que me deu ao longo da execução deste trabalho. Meu muito obrigada!

Aos meus amigos Antônio, Camila Paz e Isabella pelo carinho e por fazerem mais leves os momentos mais difíceis que tivemos ao longo da graduação. E a todos os meus amigos dentro ou fora da graduação que não foram citados, que me ajudaram a passar por todo esse processo.

RESUMO

O Sensoriamento Remoto contribui como ferramenta para o monitoramento ambiental possibilitando diagnósticos de possíveis alterações antrópicas e naturais na paisagem por meio da obtenção de informações sobre a cobertura vegetal, topografia do terreno, o uso da terra, qualidade da água e outros parâmetros importantes para a gestão dos recursos hídricos. com base no monitoramento de diferentes parâmetros. A utilização deste meio para estudos em bacias hidrográficas é de suma importância tendo em vista que ajuda a estabelecer uso e ocupações sustentáveis. O objetivo desse estudo foi avaliar a relação entre os índices de NDVI, Temperatura de Superfície Terrestre, Albedo e Saldo de Radiação, para o mapeamento do uso e ocupação do solo na região da sub-bacia hidrográfica, situada na bacia do Rio Grande a oeste da Bahia. Foram utilizadas imagens dos satélites Landsat-7/ ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) e Landsat-8 /OLI (*Operational Land Imager*) de 2001 a 2021. As análises foram baseadas em séries temporais, avaliação da importância da variável e análise de acurácia da classificação. Os principais resultados revelaram que: O NDVI apresentou altos valores na classe de vegetação arbórea para todos os anos, por outro lado, a temperatura da superfície e o albedo mostraram baixos valores. O balanço de radiação foi caracterizado por alta variabilidade intraclasse com destaque para os anos de 2006 a 2011. A variável de melhor predição para o modelo de classificação foi a Temperatura de Superfície para todos os anos. Os valores de acurácia global foram concentrados acima de 70% enquanto o coeficiente Kappa mostrou menor rendimento em 2001 e altos valores em 2011 e 2016. Esse estudo permitiu demonstrar o potencial de séries temporais dos sensores ETM+/OLI e métodos computacionais para discriminar classes de cobertura do solo representativas na sub-bacia do Oeste da Bahia, sendo importantes para o gerenciamento de recursos hídricos.

Palavras-chave: Recursos Hídricos; Índices Espectrais; Processamento Digital de Imagens; MAXVER; Acurácia Temática.

ABSTRACT

Remote sensing contributes to environmental monitoring, enabling diagnoses of anthropic and natural changes in the landscape based on the monitoring of different parameters. The use of this medium for studies in watersheds is of paramount importance, considering that it helps to establish sustainable use and occupations. The objective of this study was to evaluate the relationship between the NDVI indices, Land Surface Temperature, Albedo and Radiation Balance, for the mapping of land use and occupation in the hydrographic sub-basin region, located in the Rio Grande basin to the west from Bahia. Images from the Landsat-7/ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) and Landsat-8/OLI (Operational Land Imager) satellites from 2001 to 2021 were used. The analyzes were based on time series, evaluation of the importance of the variable and analysis of accuracy of the classification. The main results revealed that: the NDVI showed high values in the tree vegetation class for all years, on the other hand, the surface temperature and the albedo showed low values. The radiation balance was characterized by high intraclass variability, with emphasis on the years 2006 to 2011. The best predictive variable for the classification model was Surface Temperature for all years. Global accuracy values were concentrated above 70% while the Kappa coefficient showed lower performance in 2001 and high values in 2011 and 2016. This study allowed demonstrating the potential of time series of ETM+/OLI sensors and computational methods to discriminate coverage classes representative soil in the sub-basin of Oeste da Bahia, being important for the management of water resources.

Keywords: Water resources; Spectral Indices; Digital Image Processing; MAXVER; Thematic Accuracy.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 –	Mapa de localização da sub-bacia de estudo	21
Figura 2 –	Distribuição de pixels NDVI na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021	32
Figura 3 –	Distribuição de pixels Temperatura de superfície Terrestre na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021	34
Figura 4 –	Distribuição de pixels Albedo na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021	36
Figura 5 –	Distribuição de pixels Saldo de radiação na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021	37
Figura 6 –	Distribuição espacial de classes Uso e Ocupação do solo na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021	38
Figura 7 –	Áreas por classe temática e ano.	40
Figura 8 –	Estatísticas da importância de variáveis que obteve melhor classificação para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021	41
Gráfico 1–	Média da precipitação dos meses de junho, julho e agosto para os anos de 2001, 2006, 2011, 2016 e 2021.	24

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados de aquisição das imagens	22
Tabela 2 – Matriz de erro de amostra genérica para uma classe	30
Tabela 3 – Análise Estatísticas para as classificações	42
Tabela 4 – Classificação dos dados Estatísticos de acordo com o ano	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	Acurácia Global
ANA	Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
ASTER	Avanço Radiômetro Espacial de Emissão e Reflexão Térmica
EC	Erro de Comissão
EO	Erro de Omissão
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus
GED	Banco de dados de Emissividade Global
GIS	Sistema de Informação Geográfica
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas
IVP	Infravermelho Próximo
Kp	Coefficiente Kappa
LaSRC	Land Surface Reflectance Code
LEDAPS	Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System
LULC	Uso e Cobertura do Solo
MAXIVER	Máxima Verossimilhança
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
NIR	Infravermelho Próximo
OLI	Operational Terra Imager
RED	Vermelho
RMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio
Rn	Saldo de radiação
SEBAL	Surface Energy Balance Algorithms for Land
SWIR1	Infravermelho de Ondas Curtas 1
SWIR2	Infravermelho de Ondas Curtas 2
TM	Thematic Mapper
TOA	Reflectância do Topo da Atmosfera
TST	Temperatura de Superfície Terrestre
USGS	Serviço Geológico dos Estados Unidos

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
2.1	BACIA HIDROGRÁFICA USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	15
2.2	SENSORIAMENTO REMOTO E DADOS DE SATÉLITE APLICADOS NAS BACIAS HIDROGRÁFICAS	16
2.3	PARÂMETROS DE SENSORIAMENTO REMOTO NO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	17
2.3.1	NDVI	17
2.3.2	Temperatura de Superfície Terrestre (TST)	18
2.3.3	Albedo	19
2.3.4	Saldo de Radiação	19
3	OBJETIVO	20
3.1	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	20
4	METODOLOGIA	20
4.1	ÁREA DE ESTUDO	20
4.2	MATERIAIS	22
4.2.1	Dados Orbitais	22
4.2.2	Dados Hidrológicos	23
4.3	MÉTODOS	24
4.3.1	Processamento dos Dados	24
4.3.2	Parâmetros de Análise para o Mapeamento de uso e Ocupação do Solo em Bacia Hidrográfica	24
4.3.2.1	NDVI	24
4.3.2.2	Temperatura de Superfície Terrestre	25
4.3.2.3	Albedo da Superfície.....	26
4.3.2.4	Saldo de radiação utilizando o GRASS (SEBAL).....	27

4.3.3	Classificação de Cobertura do Solo	28
4.3.4	Análise de Avaliação da acurácia do Mapeamento de Cobertura do Solo 29	
5	RESULTADOS.....	31
5.1	ANÁLISE DOS INDICES NDVI, TST, ALBEDO E SALDO DE RADIAÇÃO	31
5.1.1	Série temporal NDVI.....	32
5.1.2	Série temporal Temperatura de Superfície Terrestre.....	33
5.1.3	Série temporal do Albedo.....	35
5.1.4	Série temporal do Saldo de Radiação	37
5.2	MAPEAMENTO DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO.....	38
5.3	IMPORTÂNCIA DA VARIÁVEL.....	41
5.4	ANÁLISE DE ACURÁCIA.....	42
6	CONCLUSÃO	44
	REFERÊNCIAS.....	46

1 INTRODUÇÃO

A água está entre os bens mais preciosos para a humanidade, pois todo o ciclo do ambiente depende deste recurso, entretanto as ações antrópicas oriundas pela busca por recursos ou pelas atividades econômicas têm provocado a contaminação e a degradação dos mananciais superficiais e subterrâneos. O problema da disponibilidade de recursos hídricos nas cidades é uma constante que nos obriga a debater e revisar a forma como gerenciamos nossos recursos e ocupamos o terreno. A descaracterização das áreas ciliares, é um dos problemas vinculados à poluição das águas, e se intensificou com avanço urbano e rural nas áreas remanescentes responsáveis pela manutenção das águas e equilíbrio dos ambientes de bacia e microbacias hidrográficas (PORTO e FERREIRA, 2012). Segundo Tucci (1997), com o desenvolvimento urbano vários elementos antrópicos são introduzidos nas bacias hidrográficas que atuam sobre o ambiente, ocasionando efeitos danosos ao ambiente tais como: o aumento da temperatura, aumento de sedimentos e materiais sólidos e contaminação de aquíferos, entre outros.

De acordo com a CONSERVAÇÃO INTERNACIONAL (CI-BRASIL) (2021), as florestas e áreas úmidas são amortecedores naturais que regulam o fluxo e a qualidade da água, quando degradadas ou convertidas em pastagens, áreas agrícolas e áreas urbanas, o ecossistema perde a capacidade de regular o ciclo da água. À medida que as mudanças climáticas avançam, a oferta finita de fluxo de água no planeta está se tornando cada vez mais imprevisível, o que agrava ainda mais a situação. Diante desse cenário preocupante, é fundamental avançar no conhecimento do estado das nossas bacias hidrográficas, a fim de agir em prol de sua conservação. Somente assim poderemos garantir a disponibilidade de recursos hídricos para as gerações presentes e futuras.

No Nordeste do Brasil, a região oeste da Bahia se destaca pela disponibilidade de recursos hídricos superficiais e subterrâneos. De acordo com Borges (2014), a grande quantidade de água disponível está relacionada ao aquífero Urucuia que abastece toda região, por isto, os rios da região não perdem muito a vazão, mesmo durante o longo período de estiagem. Apesar disso, é importante considerar que muitos rios da região se encontram em estágios de degradação avançados conforme dados disponibilizados pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico -ANA, devido à retirada da mata ciliar para a abertura de novas áreas para culturas agrícolas, construções de barragens, uso intensivo para irrigação e assoreamento das margens.

A Bahia, por prestar grande importância hídrica, foi considerada como escolha para a área de estudo deste trabalho. A Bacia do Rio Grande é a segunda bacia em importância para a formação das vazões do rio São Francisco, rio este com extrema importância tanto econômica, social e cultural como para o abastecimento de água das regiões Nordeste e Sudeste. A Sub-bacia escolhida está localizada na Bacia do Rio Grande.

Segundo Alves *et al.* (2021), é importante destacar que as bacias hidrográficas têm uma posição vulnerável em relação a questões associadas a mudanças generalizadas nos padrões de uso e cobertura da terra. Essas mudanças locais no uso e cobertura da terra (LULC) afetam as funções de suporte à vida e os meios de subsistência humanos, tendo diversos impactos ambientais ao afetar negativamente o abastecimento de água, a capacidade de armazenamento do reservatório, a produtividade agrícola e a ecologia de uma região (HASSEN e ASSEN, 2018). Na maioria dos países em desenvolvimento, as demandas para atender à produção local de alimentos causaram a expansão das terras agrícolas em detrimento das florestas e pastagens naturais (LAMBIN *et al.* 2003).

Considerando que o contínuo processo de poluição hídrica origina condições impróprias à manutenção da vida aquática e riscos à saúde humana, o monitoramento se torna uma ferramenta imprescindível para a gestão sustentável dos rios urbanos, possibilitando conhecer a atual situação e as principais alterações ocorridas ao longo do tempo (INEMA,2020).Frente a essa situação, o sensoriamento remoto tem se mostrado um instrumento de grande utilidade para o monitoramento de grandes áreas, a fim de verificar a observância à legislação ambiental. As imagens geradas por meio de satélites estão cada vez mais em voga e se popularizam a cada dia (FERREIRA *et al.* 2008). O sensoriamento remoto muito tem ajudado no monitoramento ambiental possibilitando assim realizações de diagnósticos de alterações ambientais com base no monitoramento de diferentes parâmetros biofísicos, sendo uma ferramenta economicamente mais viável em grandes e pequenas áreas. A utilização deste meio para estudos em bacias hidrográficas é de suma importância tendo em vista que ajuda a estabelecer uso e ocupações sustentáveis. E com o monitoramento, é possível diagnosticar alterações antrópicas e naturais na paisagem, e orientar o estabelecimento de políticas de reversão de um quadro de degradação ambiental (VILLAR *et al.* 2013).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 BACIA HIDROGRÁFICA USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

A bacia hidrográfica é o elemento fundamental de análise no ciclo hidrológico, principalmente na sua fase terrestre, que engloba a infiltração e o escoamento superficial. Ela pode ser definida como uma área limitada por um divisor de águas, que a separa das bacias adjacentes e que serve de captação natural da água de precipitação através de superfícies vertentes (TUCCI, 1997; FERREIRA *et al.* 2017). Por meio de uma rede de drenagem, formada por cursos d'água, ela faz convergir os escoamentos para a seção de exultório, seu único ponto de saída. Isso significa que a bacia é o resultado da interação da água e de outros recursos naturais como: topografia, vegetação e clima (ARAUJO *et al.* 2009). A degradação ambiental que ocorre em regiões de bacias hidrográficas como a descaracterização dos vales, encostas e leito dos cursos de água, sendo uma tendência tanto da área urbana como rural em vista da necessidade de ocupação dos espaços, ultimamente se revela preocupante, pois a supressão da cobertura vegetal, em virtude das atividades desempenhadas, tem acelerado o processo de erosão, assoreamento, contaminação e aumento de sólidos em suspensão nas águas. A vegetação, responsável por inibir a ação de determinadas degradações, quando retirada, potencializa os efeitos deletérios sobre a qualidade da água (PORTO e FERREIRA, 2012).

Segundo estudos de Balbinot *et al.* (2007), as bacias hidrográficas são vulneráveis a alterações da vegetação, pois essas alterações interferem nas propriedades do solo, refletindo nas propriedades da água dos rios, ou seja, a presença ou não de vegetação pode influenciar nas características da água e no ciclo hidrológico em um manancial, o que é de fundamental importância para a sustentabilidade do ambiente. O impacto decorrente da alteração do uso do solo reflete-se em todos os componentes do ciclo hidrológico, como no escoamento superficial, na recarga dos aquíferos e na qualidade da água (VAEZA *et al.* 2010).

Sob essas circunstâncias, a compreensão das consequências das mudanças na cobertura do solo para os processos hidrológicos pode ser útil para a tomada de decisões e para a gestão de bacias hidrográficas (ALVES *et al.* 2021).

As primeiras classificações de uso e cobertura da terra baseavam-se em trabalhos de campo e em meados da década de 1970, o monitoramento das mudanças do uso do solo começou a ser detectado e analisado através das imagens de satélite e técnicas de classificação (PHIRI e MORGENROTH, 2017). A cobertura

do solo informa sobre às características da superfície da Terra e à distribuição dos elementos biofísicos no espaço geográfico, por isso por identificar as formas de ocupação da paisagem, as informações sobre uso e cobertura do solo são fundamentais para várias aplicações geoespaciais, como planejamento e gestão ambiental serve como base para entender as relações entre a cobertura da terra e os serviços ecossistêmicos. Para um processamento de imagem digital que busca reconhecer padrões de cobertura da terra, a classificação é um processo estatístico e probabilístico usado para relacionar valores de pixel à cobertura da terra. Convencionalmente, a atribuição de um pixel a uma classe é determinada pelas propriedades espectrais (assinaturas) de uma determinada classe ou tema (ALVES *et al.* 2021). A avaliação dos resultados da classificação deve ser baseada no desempenho do classificador proposto e validada por critérios numéricos para ser precisa e exata. Uma variedade de algoritmos automatizados e semiautomatizados executam esta operação. A vantagem é trabalharem um espaço dimensional, o que seria impossível de representar graficamente (SCHOWENGERDT, 2007).

As técnicas de SR e de geoprocessamento tornaram-se ferramentas úteis e indispensáveis no monitoramento da dinâmica de uso e ocupação das terras, pelo fato de propiciar maior frequência na atualização de dados, agilidade no processamento e viabilidade econômica (FAUSTINO *et al.* 2014). Podendo auxiliar na fiscalização pelos órgãos competentes, na estimativa dos seus impactos principalmente aqueles relacionados aos danos na vegetação e na mitigação dos seus efeitos em importantes meios para a vida como a água, vegetação, ar e solos. Com a utilização de séries temporais de sensoriamento remoto, há a possibilidade do monitoramento contínuo deste fenômeno de forma rápida e aprimorando o trabalho de equipes em campo (SANTANA, 2016).

Nesse contexto, nota-se a importância do uso de dados e ferramentas adequadas para analisar e prever impactos das mudanças do uso e ocupação da terra em bacia hidrográfica, que propicia um conjunto de indicadores que permite a quantificação das mudanças que ocorrem dentro da área de análise; logo, obter subsídios para posteriores iniciativas para realizar o gerenciamento, manejo e conservação da bacia hidrográfica (PINHEIRO e BENINI, 2018).

2.2 SENSORIAMENTO REMOTO E DADOS DE SATÉLITE APLICADOS NAS BACIAS HIDROGRÁFICAS

Rodríguez (2005) define SR como sendo um conjunto de *hardwares* e *softwares* utilizados na coleta e tratamento de informações espectrais obtidas à distância, de alvos na superfície terrestre. O monitoramento por técnicas de SR permite a aquisição de informações em áreas extensas ou de difícil acesso (LUNETTA *et al.* 2006). Estudos globais e regionais, que buscam analisar, por exemplo, as florestas, a geologia, os recursos hídricos e o clima, têm se utilizado destas tecnologias para representar a diversidade dos recursos terrestres e caracterizar a influência do ser humano nos processos naturais (JENSEN, 2009). O uso do SR derivado de imagens orbitais associados a técnicas de geoprocessamento por meio dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG) mostram-se eficientes para detectar mudanças no uso e cobertura da terra, bem como as alterações provocadas nas paisagens em um determinado local e escala temporal, além do monitoramento orbital, possibilitando diagnosticar alterações antrópicas e naturais na paisagem (SANTOS *et al.* 2017). Desta forma, as séries temporais de imagens orbitais são utilizadas para análises, monitoramento de desmatamentos, monitoramento de queimadas, entre muitos outros (MORTON *et al.* 2005; CARDOZO *et al.* 2014).

Os dados gerados por sensoriamento remoto são potencialmente úteis na legislação, planejamento e alocação de recursos hídricos, avaliação de impactos ambientais e avaliação do desempenho de sistemas de irrigação. Além disso, podem prover informações sobre uso e ocupação da terra (BATISTA *et al.* 2013). A possibilidade de utilização de séries contínuas de dados possibilita um maior entendimento das relações na superfície terrestre e tem se mostrado eficaz em detectar, identificar, mapear e monitorar as alterações nos ecossistemas, além de servir como fonte de informações biofísicas básicas como biomassa, temperatura e teor de água na atmosfera (COPPIN *et al.* 2004; SAKAMOTO *et al.* 2005; JENSEN, 2009).

2.3 PARÂMETROS DE SENSORIAMENTO REMOTO NO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

2.3.1 NDVI

Diferentes índices de vegetação podem ser utilizados para o estudo e avaliação da vegetação. O NDVI é utilizado com sucesso para classificar a distribuição global

de vegetação, inferir variabilidades ecológicas e ambientais, produção de fitomassa, radiação fotossintética ativa e a produtividade de culturas (GAMARRA *et al.* 2016). A cobertura vegetal se apresenta como um fator extremamente importante na manutenção dos recursos naturais renováveis, pois exercer papel essencial na manutenção do ciclo da água, protege o solo contra o impacto das gotas de chuva, aumentando a porosidade e a permeabilidade do solo através da ação das raízes, reduzindo o escoamento superficial, mantendo a umidade e a fertilidade do solo pela presença de matéria orgânica (BELTRAME, 1994). A vegetação funciona como um manto protetor dos recursos naturais, e por essa razão, sua distribuição e densidade definem o estado de conservação do ambiente (MELO *et al.* 2011).

2.3.2 Temperatura de Superfície Terrestre (TST)

A Temperatura de Superfície Terrestre (TST) está envolvida no balanço de energia, evaporação e transpiração da vegetação, bem como em processos de desertificação; o que a torna adequada para uso como indicador de degradação terrestre e mudança climática, sendo está diretamente ligada a temperatura do ar e conseqüentemente o clima local; Sendo ela bastante aplicada na meteorologia e na análise de recursos naturais, principalmente na estruturação de modelos de balanço de energia, parâmetros biofísicos e bioclimáticos da superfície (VILLAR *et al.* 2013). Conforme os trabalhos descritos por Steinke (2010), quando se trata de bacias hidrográficas urbanas, a alteração da Temperatura de Superfície Terrestre, e as conseqüências que essa alteração pode causar na temperatura do ar influenciam diretamente os processos envolvidos no sistema hidrológico de uma região.

Entre esses processos podem ser citados, o aumento do volume de água drenado em períodos chuvosos, o que provoca enchentes, erosão das margens, assoreamento e escorregamento. Além disso, devido à impermeabilidade causada pela intervenção antrópica, o escoamento superficial adquire maior velocidade alterando a dinâmica de recarga dos aquíferos. O monitoramento de variáveis climáticas cada vez mais tem se tornado indispensável para avaliar condições do tempo comportamento climático além de servir de subsídio na avaliação da degradação do solo entre outros (TRENTIM *et al.* 2011). Assim, índices de vegetação, Temperatura de Superfície Terrestre e o Albedo são importantes componentes do

saldo de radiação à superfície e o seu monitoramento permite a identificação de mudanças no uso do solo (SILVA *et al.* 2015).

2.3.3 Albedo

A dinâmica energética da superfície terrestre é determinada pelo Albedo dos seus variados constituintes naturais e artificiais, modulando os processos de absorção e reflexão da radiação solar, o Albedo corresponde a um dos parâmetros mais amplamente estudados nas avaliações dos impactos climáticos decorrentes das transformações na cobertura da terra (JÚNIOR e LOURENÇO, 2020). Conforme Pavão *et al.* (2017), o parâmetro é diretamente afetado pela conversão dos espaços naturais em áreas antropizadas. O Albedo tem seus valores influenciados pela sazonalidade climática da região e fica evidente a importância do processamento da Temperatura e do Albedo da superfície, pois estes são indicadores de desequilíbrio ambiental (LIMA *et al.* 2021). Conforme os estudos de Gomes *et al.* (2017) e Leite *et al.* (2020), que utilizaram estes parâmetros para avaliar as transformações ocorridas no meio devido as modificações no uso e ocupação do solo e como resultados obtiveram valores de Temperatura e do Albedo da superfície crescentes, comprovando que alterações na cobertura da terra interferem diretamente no ambiente térmico. Ainda segundo os estudos de Silva *et al.* (2016), as alterações no Albedo modificam os balanços de radiação e energia na superfície terrestre, de tal forma que o parâmetro influencia diretamente o ciclo hidrológico e as condições climáticas locais (JÚNIOR e LOURENÇO, 2020). A análise sobre o Albedo é extremamente importante para os estudos sobre mudanças climáticas, desertificação e queimadas e sua avaliação temporal permite inferir tanto a respeito da derrubada de florestas, quanto da ocorrência de demais mudanças no uso e cobertura da terra (SILVA *et al.* 2005; MARIN *et al.* 2008). A avaliação do saldo radiativo via sensoriamento remoto depende fundamentalmente do Albedo, da Temperatura de Superfície Terrestre, da radiação solar global, emissividades da superfície e da atmosfera e o uso e cobertura da terra (OLIVEIRA *et al.* 2015).

2.3.4 Saldo de Radiação

Oliveira e Galvêncio (2009), afirmam que o saldo de radiação é uma informação de ampla importância, visto que a ele é a variável básica para o cálculo do balanço hídrico, sendo essencial para a utilização racional dos recursos hídricos. O saldo de

radiação (R_n) exerce um papel fundamental nos processos de troca de calor e massa na baixa troposfera Silva *et al.* (2005), uma vez que se constitui no principal responsável pelo aquecimento do solo, do ar e, principalmente, pela evapotranspiração da vegetação nativa e de culturas agrícolas. Essa variável é essencial em estudos do balanço de energia, sendo de grande importância no monitoramento do clima, previsão de tempo, modelagem hidrológica e meteorologia agrícola. O saldo de radiação pode ser medido por meio de saldos radiômetros, podendo ser realizadas por sensores orbitais, reúnem alta cobertura espacial e, conseqüentemente, possibilitam estudos regionalizados com baixo custo operacional (OLIVEIRA *et al.* 2015).

3 OBJETIVO

Investigar a utilização dos dados derivados de SR NDVI, Temperatura de Superfície Terrestre, Albedo e Saldo de Radiação, integrados como ferramenta para o mapeamento de uso e ocupação do solo na sub-bacia hidrográfica no Oeste da Bahia; por meio da análise espaço-temporal baseada em parâmetros de sensoriamento remoto aplicados a imagens dos sensores ETM+ e OLI a bordo do satélite Landsat-7 e Landsat-8 respectivamente, no período de 2001 a 2021.

3.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

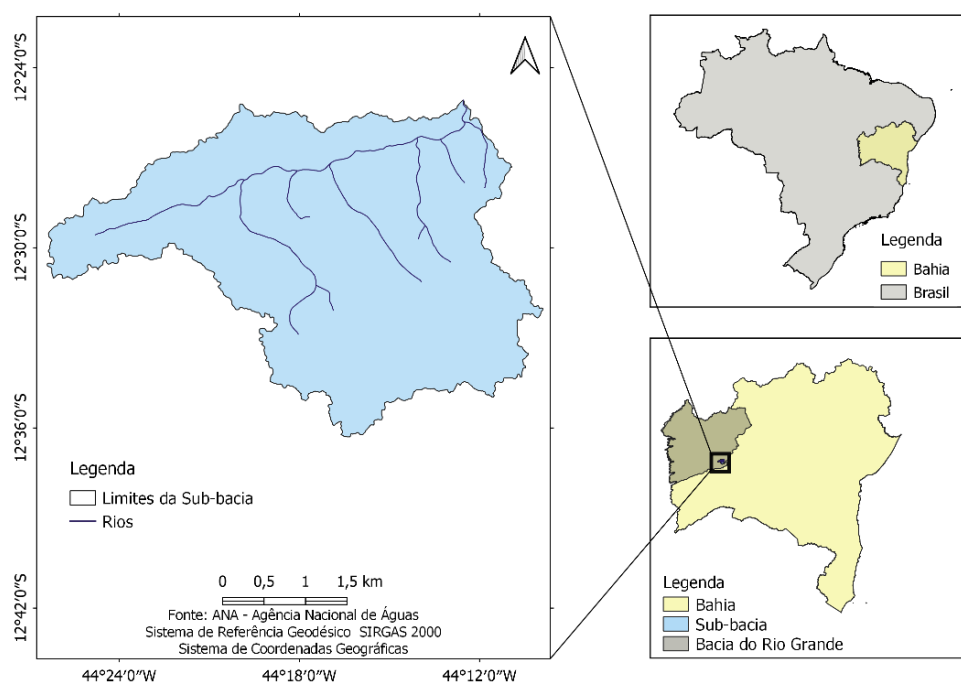
- Investigar a distribuição espacial do índice espectral NDVI, Temperatura de Superfície Terrestre, Albedo e Saldo de Radiação entre os anos de 2001 a 2021, ao longo da sub-bacia.
- Mapear o uso e cobertura do solo na sub-bacia por meio de series temporais de dados derivados de SR, identificando possíveis mudanças. Bem como identificar a importância da variável.
- Analisar a acurácia temática dos mapas de cobertura do solo baseado em Tabela de Contingência.

4 METODOLOGIA

4.1 ÁREA DE ESTUDO

A sub-bacia do estudo presente está contida na bacia hidrográfica do Rio Grande (Figura 1). Essa por sua vez, é integrante da importante Bacia Hidrografia do Rio São Francisco.

Figura 1 – Mapa de localização da sub-bacia de estudo.



Fonte: Autora (2023).

Possuindo uma área de aproximadamente 333km² e localizada entre os municípios de Baianópolis e Tabocas do Brejo Velho no estado da Bahia, Oeste Baiano.

A sub-bacia do presente estudo possui uma unidade morfoescultural do tipo planalto, que segundo Alves *et al.* (2009), são provenientes de processos de agradacão e denudação ocorridos ao longo do tempo geológico.

Conforme os estudos apresentados por Moreira e Silva (2010), a sub-bacia apresenta um clima subúmido, de acordo com os critérios de classificação de Thornthwaite. O regime pluviométrico na bacia do Rio Grande é caracterizado por dois períodos bem distintos: o chuvoso, que se estende de outubro a abril, com maiores índices no mês de dezembro; e o seco, que se estende de maio a setembro, com estiagem mais crítica de julho a setembro.

A referida região é caracterizada predominantemente pelo bioma Cerrado, predominante de Savana/floresta estacional decidual devido às características do clima subúmido.

4.2 MATERIAIS

4.2.1 Dados Orbitais

Para a realização deste estudo, foram utilizadas imagens orbitais dos satélites Landsat 7, sensor ETM+ e Landsat 8, sensor OLI, órbita 219, e ponto 69, com resolução espacial de 30 metros, com lapso temporal de cinco em cinco anos, entre os anos de 2001 e 2021, contendo 5 cenas no total uma para cada ano.

As imagens selecionadas foram dos meses de junho, julho e agosto (Tabela 1), inseridos no período seco, para uma melhor classificação, para garantir maior distinção entre as fitofisionomias e menor interferência da sazonalidade (fenologia). Além de proporcionar as mesmas características da imagem (resolução espacial, espectral e radiométrica). Buscou-se selecionar as cenas com menor percentual de cobertura de nuvens. Os dados Raster foram obtidos gratuitamente, por meio do site do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS).

Tabela 1 – Dados de aquisição das imagens.

Satélite/Sensor	Orbita_ponto	Data de passagem
Landsat 7/ ETM +	219_069	20/06/2001
		21/08/2006
		03/08/2011
		08/08/2016
		21/07/2021
Landsat 8/ OLI		

Fonte: Autora (2022).

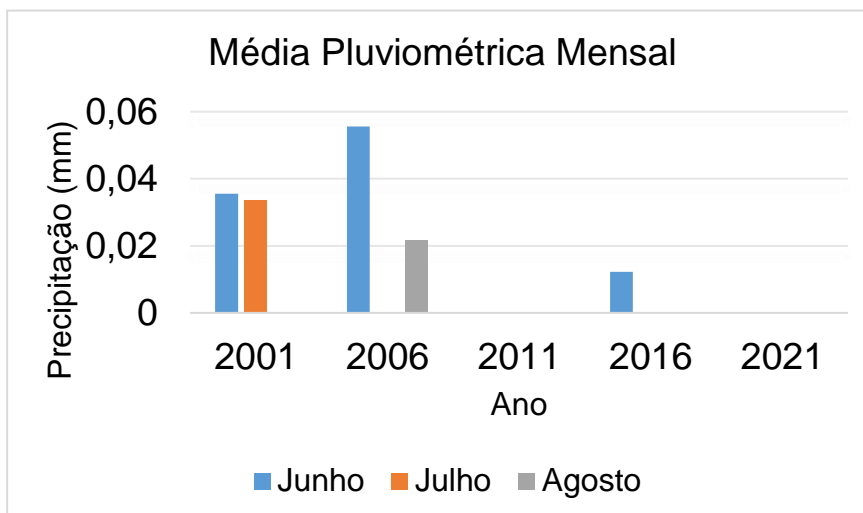
As imagens Landsat utilizadas neste trabalho possuem Nível 2 de processamento disponibilizadas pela série de dados da Coleção 2. A Coleção 2 dos dados Landsat, que incluem produtos de Reflectância de Superfície e Temperatura de Superfície Terrestre com processamento de Nível 2. Esses produtos são disponibilizados gratuitamente para download no site da USGS e são gerados a partir de entradas de Nível 1 que atendem a restrições de ângulo solar. O algoritmo Land Surface Reflectance Code é usado para gerar produtos de refletância de superfície

para Landsat 8/9 OLI, enquanto o algoritmo Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System é usado para Landsat 4-5 TM e Landsat 7 ETM+. Os produtos de Temperatura de Superfície são gerados usando o algoritmo de Temperatura de Superfície Landsat em cooperação com o Instituto de Tecnologia de Rochester e o Laboratório de Propulsão a Jato da NASA. Os dados Landsat 4-5 TM, Landsat 7 ETM+ e Landsat 8-9 OLI/TIRS são processados em cenas de Nível 2 da Coleção 2, permitindo downloads de um único arquivo de Refletância de Superfície e/ou Temperatura de Superfície Terrestre. Alguns dados de Temperatura de Superfície Terrestre podem não estar disponíveis para um pequeno número de cenas devido à falta de dados auxiliares necessários durante o processamento. O identificador de produto começa com "LC08_L2SP" para cenas com dados de refletância de superfície e Temperatura de Superfície e "LC08_L2SR" para cenas que contêm apenas dados de refletância de superfície.

4.2.2 Dados Hidrológicos

Para obter a precipitação média da sub- bacia hidrográfica de estudo para os meses de junho, julho e agosto para os anos de 2001,2006,2011,2016 e 2021, foram selecionadas as 3 estações operantes , localizadas mais próximas ao entorno da sub-bacia. Os dados de precipitação foram adquiridos através das séries históricas, de cada estação selecionada, disponíveis no Portal de Dados Abertos do INMET. As estações escolhidas foram: a estação BARREIRAS, código 83236, com Latitude: -12.15583333 e Longitude: -45.00833333, a estação BARREIRAS, código 83236, com Latitude: -12.15583333 e Longitude: -45.00833333, a estação CORRENTINA, código 83286, com Latitude: -13.33249999 e Longitude: -44.61749999, a estação BOM JESUS DA LAPA, código 83288, com Latitude: -13.25111111e Longitude: -43.40527777. Para cada ano analisado, foram consideradas as médias das três estações, conforme demonstrado no Gráfico 1.

Gráfico 1 – Média da precipitação dos meses de junho, julho e agosto para os anos de 2001, 2006, 2011, 2016 e 2021.



Fonte: Autora (2023).

O Gráfico 1, mostra que a precipitação mensal foi muito baixa para os anos de 2001,2006 e 2016, e inexistente para os anos de 2011 e 2021.

4.3 MÉTODOS

4.3.1 Processamento dos Dados

Os dados do produto Landsat – 7, sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) e Landsat – 8, sensor OLI (*Operational Terra Imager*), foram georreferenciados ao Sistema Geodésico de Referência SIRGAS 2000/ UTM zona 23S. Todo o desenvolvimento metodológico que compreendeu o processamento digital das imagens e a criação dos mapas temáticos foram realizados dentro do *software* de livre acesso QGIS 3.16.1. As estimativas de Albedo e saldo de radiação foram executadas utilizando o algoritmo SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithms for Land*), desenvolvido por Bastiaanssen (1995), a partir de princípios físicos envolvidos na reflexão, transmissão e absorção de energia pela superfície (DAMASCENO e MARTINS, 2017).

4.3.2 Parâmetros de Análise para o Mapeamento de uso e Ocupação do Solo em Bacia Hidrográfica

4.3.2.1 NDVI

O NDVI é uma aplicação dos processos de realce por operações matemáticas entre bandas de sensores satelitários. Sendo ele muito utilizado na estimação de

biomassa, na estimação de cobertura vegetal e na detecção de mudanças de padrão de uso e cobertura da terra (MELO *et al.* 2011).

O NDVI realça o contraste da radiação refletida nos intervalos espectrais do vermelho e infravermelho, que é diretamente proporcional à atividade fotossintética, e favorece a identificação das distintas fitofisionomias, bem como os impactos relacionados à atividade antrópica (MASCARENHAS, 2008).

O emprego do NDVI é importante devido sua capacidade de reduzir muitas formas de ruídos multiplicativos (diferença de iluminação solar, sobra de nuvens, algumas atenuações atmosféricas, algumas variações topográficas) presentes em múltiplas bandas de imagens de múltiplas datas (JENSEN, 2009). Este índice é muito utilizado para estudos que caracterizam a vegetação principalmente mediante análises espaço-temporais.

Segundo Junior *et al.* (2022), O NDVI é usado para quantificar o verde da vegetação e é útil para entender a densidade da vegetação e avaliar as mudanças na saúde das plantas. O NDVI é calculado como uma razão (diferença normalizada) entre os valores do vermelho (RED) e infravermelho próximo (NIR) da maneira tradicional, como apresentado na Equação 1 :

$$NDVI = \frac{\rho\lambda_{NIR} - \rho\lambda_{RED}}{\rho\lambda_{NIR} + \rho\lambda_{RED}} \quad (\text{Eq.1})$$

Onde: $\rho\lambda_{NIR}$ representa os valores de reflectância do infravermelho-próximo e $\rho\lambda_{RED}$ os valores de reflectância na região do vermelho. Os valores de NDVI variam de -1 a 1 onde valores próximos a 1 representam vasta presença de vegetação sadia bem como valores próximos ou abaixo de 0 representam coberturas de baixa atividade fotossintética ou não vegetadas.]

4.3.2.2 Temperatura de Superfície Terrestre

A Temperatura de Superfície Terrestre é um dos principais parâmetros geofísico necessários para estudos de balanço energético global e modelagem hidrológica.

As informações sobre a Temperatura de Superfície Terrestre podem ser obtidas por sensoriamento remoto. Isto, porque o calor interno de um objeto é

convertido em energia radiante e para a maioria dos objetos existe uma alta correlação positiva entre a Temperatura cinética verdadeira do objeto e o fluxo radiante radiado pelo objeto e este fluxo radiante emitido em comprimentos de onda longos (3 – 14 μm) pode ser registrado usando detectores de infravermelho acoplados a plataformas orbitais como também aerotransportados (SOUSA e JÚNIOR, 2012). O conhecimento da Temperatura de Superfície Terrestre é de grande importância na detecção e monitoramento de recursos hídricos, como também indispensável para o cômputo do balanço de radiação à superfície, especialmente para o cálculo da radiação de onda longa emitida por ela. Para tanto, é necessário considerar os problemas resultantes dos efeitos de absorção atmosférica e da emissividade da superfície (MENEZES, 2006).

A partir da equação 2, é possível obter a Temperatura de Superfície Terrestre. Sendo necessário realizar a conversão da Temperatura de Superfície Terrestre (TST) da escala de pixel para a escala física, pois ao baixar os dados de Temperatura no site da USGS, esses dados não estão calibrados.

$$*TST^{\circ}\text{C} = TST^{\circ}\text{C} * 0,00341802 + 149,0 \quad (\text{Eq.2})$$

Onde $*TST^{\circ}\text{C}$ é a Temperatura de Superfície Terrestre em Celsius convertida, $TST^{\circ}\text{C}$ é a Temperatura fornecida pelos dados do Landsat Collection 2, nível 2 em Kelvin e transformada pela equação $TS^{\circ}\text{C} = T^{\circ}\text{K} - 273$ para ser obtida em Celsius e $0,00341802 + 149,0$ é a fator de escala do Collection 2 para Temperatura de Superfície 2019.

Como neste trabalho foi utilizado dados do Landsat Collection 2, nível 2, os produtos da Temperatura de Superfície foram gerados a partir das bandas infravermelhas térmicas de nível 1 do Landsat Collection 2, refletância do topo da atmosfera (TOA), Temperatura de brilho TOA, dados do banco de dados de emissividade global (GED) do radiômetro de reflexão e emissão térmica avançada espacial (ASTER), (USGS,2022).

4.3.2.3 Albedo da Superfície

O Albedo é uma propriedade importante do balanço de calor da superfície da Terra. Uma definição simples de Albedo (a) é a refletância média do espectro

solar. Essa quantidade sem unidade tem valores que variam de 0 a 1,0 e variam de acordo com a cobertura da terra. Liang (2000) desenvolveu uma série de algoritmos para calcular o Albedo de vários sensores de satélite. Sua fórmula Landsat para calcular o Albedo de ondas curtas Landsat foi normalizada por Smith (2010) e é apresentada na equação 3 abaixo.

$$a = \frac{0,356\rho_{\text{pazul}} + 0,130\rho_{\text{RED}} + 0,373\rho_{\text{IVP}} + 0,085\rho_{\text{SWIR1}} + 0,072\rho_{\text{SWIR2}} - 0,0018}{1.016} \quad (\text{Eq.3})$$

Onde ρ é a banda espectral referente as bandas nos sensores OLI e ETM+, pois a numeração das bandas muda de um sensor para o outro.

4.3.2.4 Saldo de radiação utilizando o GRASS (SEBAL)

A radiação solar direta e difusa que atinge a superfície do solo e da vegetação é refletida ou absorvida. A radiação absorvida determina o aquecimento dos corpos os quais passam a emitir radiação de onda longa. A atmosfera (CO₂, água) absorve a radiação de onda longa e a irradia em direção à superfície. O balanço ou saldo de radiação é a diferença entre o total de radiação incidente e a soma da radiação refletida e irradiada, representando o total de radiação que é absorvido pelo solo e vegetação (BOURSCHEIDT, 2017). Ainda segundo Berlato *et al.* (2007), o saldo de radiação é a quantidade de energia que sobra na superfície e que será utilizada nos processos de aquecimento do ar e do solo, na fotossíntese e como calor latente.

O balanço de radiação é o que determina flutuações na Temperatura do solo, da vegetação e do ar, originando os fenômenos meteorológicos (movimentação do ar, evapotranspiração, precipitação, geadas etc.) (BOURSCHEIDT, 2017).

Os dados disponíveis de radiação solar são muito limitados para o Brasil. A maioria refere-se a médias climatológicas, onde é fornecido o número de horas de brilho solar, ou insolação, e não a energia incidente. Algumas universidades e órgãos governamentais operam radiômetros, mas isso ainda é insuficiente e para preencher esta lacuna, o sensoriamento remoto é uma ferramenta que tem possibilitado a estimativa de parâmetros como radiação solar global, Albedo da superfície, índices de vegetação, emissividade da superfície, Temperatura de Superfície Terrestre e balanço de radiação (BERLATO *et al.* 2007).

Dentre as técnicas de Sensoriamento Remoto existentes para a determinação do saldo de radiação, o algoritmo de balanço de energia de superfície para terra *Surface Energy Balance Algorithm for Land* – SEBAL, é um dos mais utilizados em todas as partes do mundo (SILVA *et al.* 2015). O SEBAL -"Surface Energy Balance Algorithms for Land" é um algoritmo na qual é processado por meio de passos computacionais que predizem um balanço completo da radiação e da energia sobre a superfície da Terra. Ele utiliza imagens coletadas pelo sensor Landsat ou outro sensor que colete comprimentos de onda na região do infravermelho refletivo e termal (MENEZES,2006). O uso do SEBAL tem a vantagem de proporcionar o balanço de radiação e de energia à superfície de maneira efetiva e econômica, possibilitando uma grande cobertura espacial.

A partir da equação 4, é possível calcular o balanço de radiação, onde R_n representa a energia radiante real disponível na superfície. Equação de balanço de radiação de superfície:

$$R_n = R_{s\downarrow} - aR_{s\downarrow} + R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow} - (1 - \epsilon_0) R_{L\downarrow} \quad (\text{Eq.4})$$

onde $R_{s\downarrow}$ é a radiação de onda curta que entra (W/m^2), a é o Albedo da superfície (sem dimensão), $R_{L\downarrow}$ é a radiação de onda longa que entra (W/m^2), $R_{L\uparrow}$ é a onda longa que sai radiação da onda (W/m^2), e ϵ_0 é a emissividade térmica da superfície (adimensional).

Este algoritmo SEBAL está presente no GRASS GIS que é um software de Sistema de Informação Geográfica (SIG) orientado a dados Raster e vetoriais conduzidos através de um módulo próprio complemento do QGIS.

4.3.3 Classificação de Cobertura do Solo

O mapeamento de cobertura do solo foi realizado através do método de classificação de imagens utilizando os índices TST, NDVI, Albedo e R_n . A Classificação de imagens 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 (MARTINS e GALVANI, 2020). As classes escolhidas foram baseadas na interpretação visual das principais classes existentes na área de estudo bem como a

identificação temática usando os dados do Projeto Mapbiomas. Dessa forma, as classes escolhidas foram: vegetação Arbórea, Vegetação Arbustiva, Pastagem e Área Solo exposto/urbano. Existem diferentes métodos e algoritmos de classificação de imagens. O método utilizado neste trabalho consiste na classificação supervisionada, que é baseada em amostras de treinamento como parâmetro de entrada no processo de classificação, através da interferência do usuário (VENTURIERI e SANTOS, 1998).

A algoritmo utilizado na classificação foi o de Máxima Verossimilhança (MAXVER). O MAXVER é o método de classificação, que considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes, utilizando parâmetros estatísticos. Os conjuntos de treinamento definem o diagrama de dispersão das classes e suas distribuições de probabilidade, considerando a distribuição de probabilidade normal para cada classe do treinamento (NAIME *et al.* 2004). As amostras de treinamento na identificação de cada classe de cobertura do solo para os diferentes anos foram obtidas por fotointerpretação das imagens Landsat em composição colorida RGB.

O classificador MAXVER, permite identificar qual variável de entrada foi a mais importante na classificação. As funções de avaliação de importância variável podem ser separadas em dois grupos: as que usam as informações do modelo e as que não usam. A vantagem de usar uma abordagem baseada em modelo é que ela está mais ligada ao desempenho do modelo e pode incorporar a estrutura de correlação entre os preditores no cálculo de importância (FRANÇA, 2007). Dessa forma, o parâmetro importância da variável foi utilizada com base nos parâmetros NDVI, TST, Albedo e Rn, onde foi possível apresentar um ranking de importância na classificação da cobertura do solo com base nos valores de RMSE.

4.3.4 Análise de Avaliação da acurácia do Mapeamento de Cobertura do Solo

A avaliação da classificação é uma etapa importante nos resultados dos produtos do mapeamento de cobertura do solo (MOREIRA, 2012). A análise de precisão é a principal forma de avaliar a qualidade do mapeamento realizado pelo MAXVER. Além de informar a precisão geral da classificação, a análise também revela a precisão e a taxa de erro de cada classe classificada (ERBERT, 2001).

As estimativas de precisão foram baseadas na avaliação de uma amostra de pixel, que chamamos de banco de dados de referência, consistindo em ~ 100

amostras de cada classe. O produto de validação utilizado para avaliação da classificação MAXVER com parâmetros de entrada, foram os dados raster do Projeto Mapbiomas. O número de pixels no banco de dados de referência foi predeterminado por técnicas de amostragem estatística. A cada ano, cada pixel da base de dados de referência foi avaliado por interpretação visual de imagens Landsat. A acurácia foi avaliada por meio de métricas que comparam a classe mapeada com a classe avaliada pelo no banco de dados de referência. Em cada ano, a análise de acurácia é feita por tabulação cruzada das frequências amostrais das classes mapeadas e reais, no formato da Tabela 2.

Tabela 2 – Matriz de erro de amostra genérica para uma classe.

Mapa Classificado	Mapa de Referência			
		Classe 1	Classe 0	
	Classe 1	a	b	a+b
Classe 0	c	d	c+d	
	a+c	b+d	a+b+c+d	

Fonte: Autora (2023).

Na qual “a” são os pixels corretamente classificados, “b” são os pixels de falsos alarmes, “c” são os pixels de perdas e “d” são os pixels negativos corretos ou rejeições corretas.

Com base nos elementos da Tabela de erro, foram calculados os parâmetros estatísticos de avaliação temática, foram calculadas o Erro de Omissão (EO) (Eq.5), Erro de Comissão (EC) (Eq.6), Acurácia Global (AG) (Eq.7), e Coeficiente Kappa (Kp) (Eq.11).

$$EO = \frac{c}{a+c} \quad (\text{Eq.5})$$

$$EC = \frac{b}{a+b} \quad (\text{Eq.6})$$

$$AG = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (\text{Eq.7})$$

$$P(\text{correct}) = \left(\frac{a+b}{a+b+c+d} \right) * \left(\frac{a+c}{a+b+c+d} \right) \quad (\text{Eq.8})$$

$$P(\text{incorrect}) = \left(\frac{c+d}{a+b+c+d} \right) * \left(\frac{b+d}{a+b+c+d} \right) \quad (\text{Eq.9})$$

$$Pe = P(\text{correct}) + P(\text{incorrect}) \quad (\text{Eq.10})$$

$$K = \frac{AG - Pe}{1 - Pe} \quad (\text{Eq.11})$$

O EC erro de comissão, que é o erro de atribuir um pixel à classe *i*, quando ele pertence a alguma outra classe. Essa métricas estão associadas à confiabilidade de cada classe classificada. O EO ocorre quando é deixado de mapear um pixel da classe *j* corretamente. Essa métricas estão associadas à sensibilidade do classificador, ou seja, a capacidade de distinguir corretamente uma classe da outra. O AG é a estimativa da taxa de acerto geral. A estimativa é dada pela soma da diagonal principal da matriz de proporções. Por fim o Coeficiente Kappa é uma medida da concordância entre duas classes ou dois instrumentos que classificam uma série de unidades observacionais conforme as classes de uma variável temática (BRITES,1995).

O EO e EC variam de 0 a 100%, onde valores mais baixos evidenciam maiores erros na classificação e valores próximos a 100% destaca baixo desempenho na classificação. O AG é de forma análoga, porém maiores valores indicam alta precisão na classificação. O Kp varia de 0 a 1, onde quanto mais próximo de 1 for seu valor, maior é o indicativo de que existe uma concordância entre as classes e quanto mais próximo de zero, maior é o indicativo de que a concordância temática entre as classes é puramente aleatória (FIGUEIREDO e VIEIRA, 2007).

5 RESULTADOS

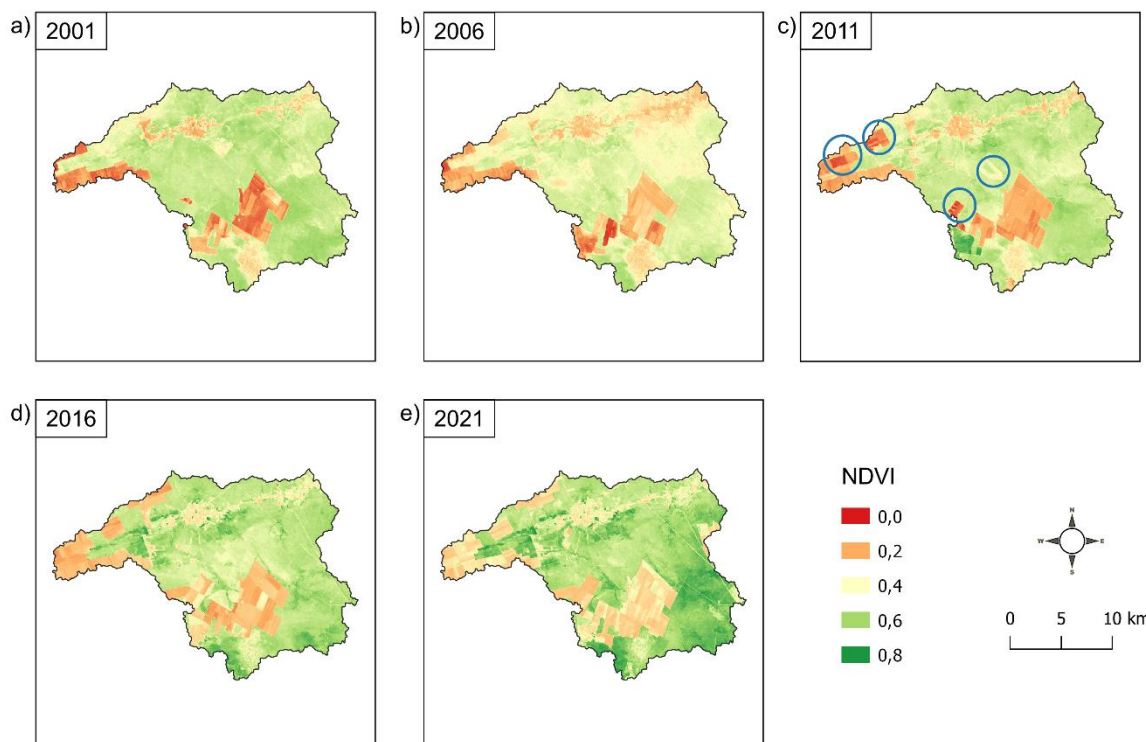
5.1 ANÁLISE DOS INDICES NDVI, TST, ALBEDO E SALDO DE RADIAÇÃO

Nos resultados é discutido sobre uma análise dos índices NDVI, Temperatura de Superfície Terrestre (TST), Albedo e Saldo de radiação na sub-bacia, baseado na compilação de cenas do Landsat-7 e Landsat-8 de 2001 a 2021.

5.1.1 Série temporal NDVI

A Figura 2 mostra a distribuição espacial dos pixels de NDVI na área da sub-bacia.

Figura 2 – Distribuição de pixels NDV na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021.



Fonte: Autora (2023).

Observa-se que o NDVI para 2001 Figura 2a , as áreas agrícolas recém colhidas obtiveram baixos valores de NDVI variando entre 0,1~0,4, embora este comportamento foi visto para todos os anos. Nas áreas de vegetação nativa, predominante na área de estudo, foi visto que os pixels se concentraram acima de 0,55 com alta homogeneidade de valores.

Em 2006, os valores de NDVI na vegetação nativa apresentaram uma diminuição em relação a 2001, principalmente no setor leste da bacia com valores de NDVI próximos 0,4. Na área urbana, presente no setor norte da bacia, houve um aumento significativo na distribuição de pixels com valores próximos a 0,25, o que pode estar relacionado ao aumento da mancha urbana e consequentemente um acréscimo de áreas sem vegetação no entorno.

Já em 2011, no geral, a distribuição de pixels de NDVI se mostrou semelhante em relação a 2001, e isto pode ser verificado nos valores médios de NDVI, onde 2001 foi de 0,45 e 2011 foi de 0,44. Por outro lado, apesar desta semelhança, pode ser visto no mapa de NDVI Figura 2c que novas feições de áreas agrícolas foram formadas, sendo representadas por círculos azuis. No entorno da área urbana, em comparação com 2006, houve maior distribuição de pixels acima de 0,5.

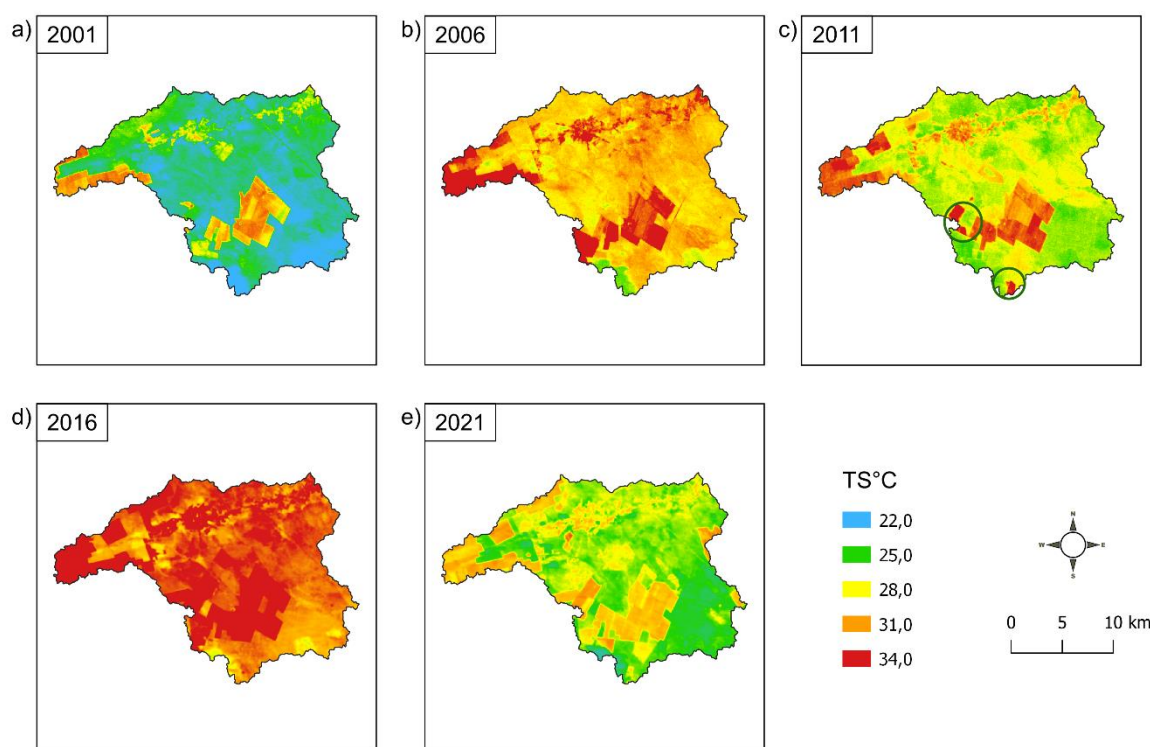
Em 2016, a distribuição de valores NDVI apresentou o mesmo valor de média e desvio padrão de 2011, ambas com $0,45 \pm 0,13$, o que mostra que não houve variações significativas entre os anos.

No ano de 2021, houve uma distribuição de valores de NDVI com alta atividade fotossintética integralmente na área de estudo, com o maior valor médio da série de aproximadamente 0,52, embora no setor leste houve uma distribuição um pouco maior de valores concentrados abaixo de 0,3.

5.1.2 Série temporal Temperatura de Superfície Terrestre

A Figura 3 mostra a distribuição espacial dos pixels de Temperatura de Superfície Terrestre na área da sub-bacia.

Figura 3 – Distribuição de pixels Temperatura de Superfície Terrestre na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021.



Fonte: Autora (2023).

Na análise realizada para Temperatura de Superfície Terrestre (TST) em 2001 (Figura 3a), as áreas agrícolas recém colhidas é possível verificar o intervalo com os valores de TST variando entre 25,0 ~31,0 °C. Observa-se ainda que aproximadamente 30.29% da área de estudo apresentou valores abaixo de 23°C, sendo o ano que apresentou maior distribuição de pixels com os valores mais baixos de temperatura na análise temporal.

Já em 2006, nas áreas agrícolas e na mancha urbana apresentou altos valores de Temperatura de Superfície Terrestre em comparação com os outros elementos da paisagem presentes na bacia. Em relação ao ano de 2001, percebe-se um aumento significativo da temperatura sendo verificado através dos valores médios, onde 2001 apresentou 24,54°C e 2006 foi de 30,73°C.

Em 2011, é possível observar nitidamente que há uma considerável redução da temperatura em relação ao ano de 2006, principalmente nas áreas de vegetação nativa presente no setor sul da bacia passando de aproximadamente 30°C para 26°C. Por outro lado, apesar da diminuição da temperatura na vegetação nativa, as

áreas agrícolas de baixa distribuição de vegetação mostraram valores altos, além da aparição de novos polígonos agrícolas apresentados nos círculos verdes Figura 3c.

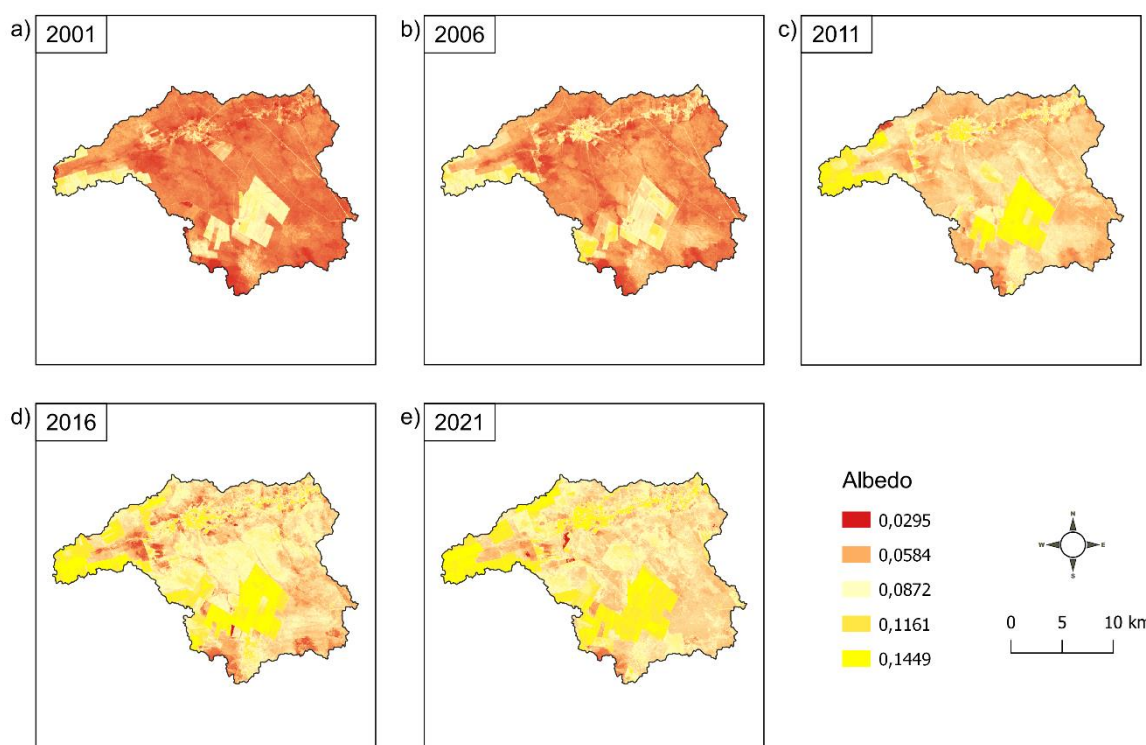
Pode-se observar um comportamento atípico para o ano de 2016 com predominância de altos valores de temperatura, valor médio de 33,5 °C e baixa homogeneidade. Além disso, cerca de 32,61% da área total da bacia apresentou valores acima de 34°C correspondente a 108,3 Km². Em 2021, a distribuição de valores da Temperatura de Superfície Terrestre apresentou valor médio e desvio padrão 27,09 °C \pm 1,87. É possível observar Figura 3e que houve uma diminuição na temperatura, principalmente nas áreas de vegetação nativa presentes na área de estudo passando aproximadamente de 30°C para 24°C e um aumento de área vegetal no setor sul da bacia em comparação com o ano de 2016.

A região que compreende o intervalo 28 a 34°C no ano de 2021 sofreu uma redução de 56% de área em relação ao ano de 2016. Comparando os mapas de 2021 e 2011, nota-se uma semelhança na distribuição dos pixels no intervalo 22 a 28°C com um aumento de 10,6% da área neste intervalo.

5.1.3 Série temporal do Albedo

A Figura 4 mostra a distribuição espacial dos pixels do Albedo na área da sub-bacia.

Figura 4 – Distribuição de pixels Albedo na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021.



Fonte: Autora (2023).

Observa-se que para o ano de 2001, há uma baixa distribuição de Albedo nos valores abaixo de 0,0584 concentrados nas áreas de vegetação nativa, e apresentam uma alta homogeneidade de valores. Neste ano, apresenta-se a maior área para o intervalo de 0,0295 a 0,0584, com cerca de 78,19% correspondente a 259,84 km² da sub-bacia. Já para as áreas de pastagem e mancha urbana, identificam-se maiores valores de Albedo em relação a vegetação nativa.

Para o ano de 2006, no geral, a distribuição de pixels de Albedo apresentou comportamentos relativamente semelhantes de média e desvio padrão, com relação ao de 2001, ambas com $0,061 \pm 0,017$; $0,055 \pm 0,015$ respectivamente. Através da análise de fotointerpretação foi possível verificar que esses índices, Figura 4a e 4b, possuem maior similaridade visualmente entre si, contudo para a região que compreende o intervalo de 0,0295 a 0,0584 no ano de 2006 sofreu uma redução de 22,65% de área em relação ao ano de 2001.

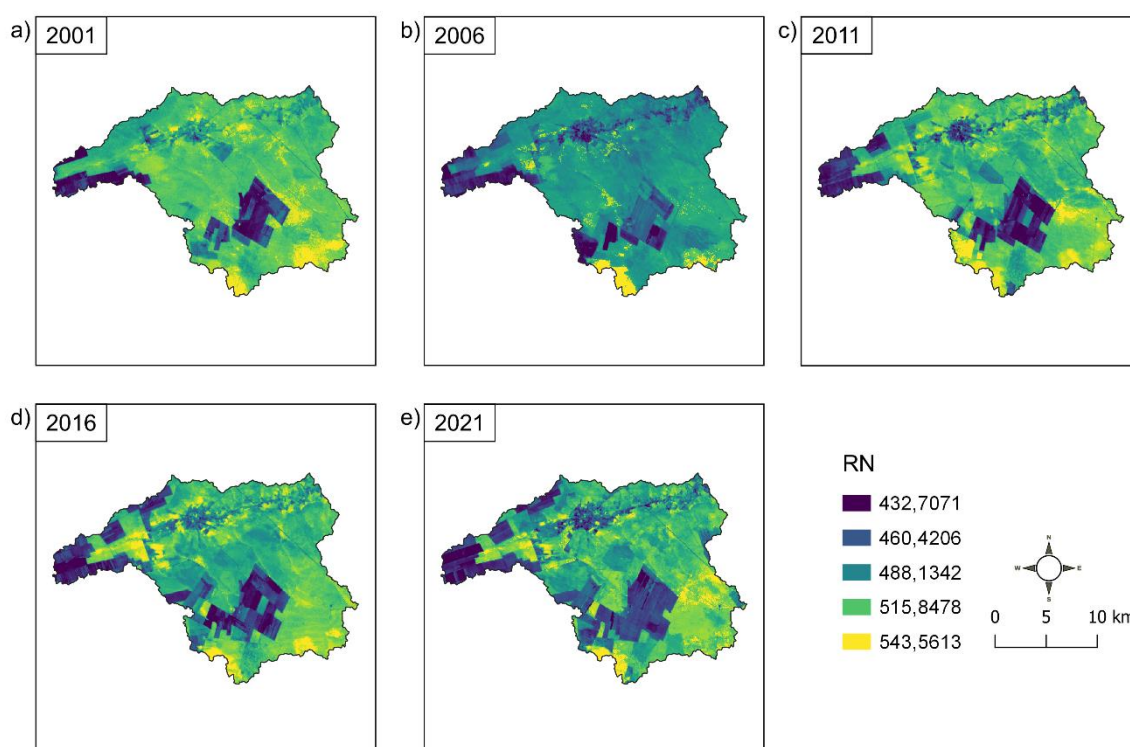
Já em 2011, é possível observar um aumento significativo do Albedo em toda a área de estudo, com relação aos anos de 2001 e 2006. Nota-se que tanto para as áreas de pastagem a sul e a oeste, quanto para as áreas de mancha urbana, foi visto que 4,18% da área total da bacia são de valores de Albedo acima de 0,14.

Em 2016 e 2021, além da semelhança visual, houve também uma similaridade com os valores de média e desvio padrão, ambos de $0,09 \pm 0,028$, apresentando também valores semelhantes de Albedo. Porém eles possuem pontos divergentes no intervalo $0,1161 \sim 0,1449$, em que houve um aumento significativo de 51,16% nas áreas de pastagem e nas áreas de mancha urbana no ano de 2021 em comparação com o ano 2016.

5.1.4 Série temporal do Saldo de Radiação

A Figura 5 mostra a distribuição espacial dos pixels de Saldo de Radiação na área da sub-bacia.

Figura 5 – Distribuição de pixels Saldo de radiação na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021.



Fonte: Autora (2023).

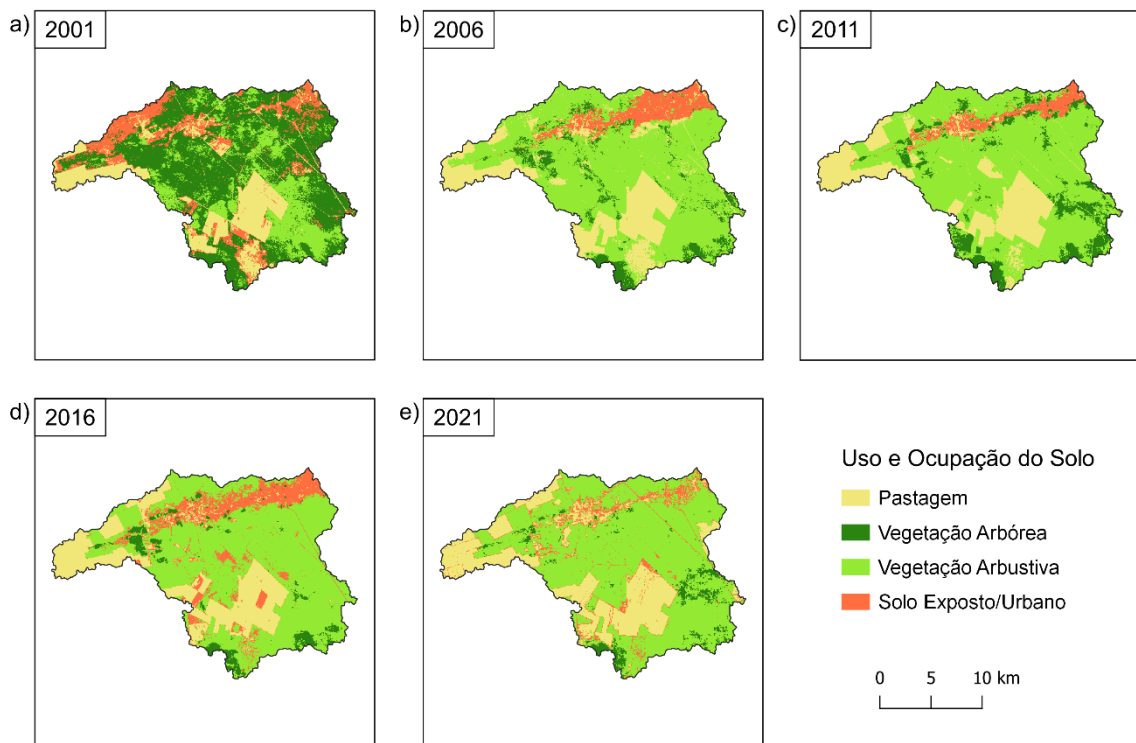
Observa-se que as distribuições de pixels de Rn foram bastante dispersas entre as feições espaciais da bacia, onde as áreas de pastagem de baixa vegetação apresentaram baixos valores de Rn. Nas áreas de vegetação densa, foram associadas por altos valores de Rn, conforme a teoria de Arraes *et al.* (2012) e análise

visual. A maior dispersão foi vista para os anos de 2011 e 2016, ambas com desvio padrão de aproximadamente 39,25. Ainda em relação ao desvio padrão, a dinâmica espacial na bacia foi bastante significativa, por valores de R_n , de 2006 a 2011, onde apresentou um aumento de desvio padrão de aproximadamente 74% e alta variação visual. Apesar disso, em 2021 houve maior estabilidade na distribuição de pixels com um valor de desvio padrão de 28,65.

5.2 MAPEAMENTO DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

A Figura 6 mostra os mapas de uso e ocupação do solo gerado pelo classificador MAXVER e os dados de entrada (NDVI, Temperatura de Superfície, Albedo e Saldo de radiação) na área de estudo.

Figura 6 – Distribuição espacial de classes Uso e Ocupação do solo na área de estudo para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021.



Fonte: Autora (2023).

Para o ano de 2001 é possível observar uma maior área na classe de vegetação arbórea e segunda maior área na classe de solo exposto/urbano com aproximadamente 160,90km² e 46,84km² respectivamente da área total da bacia em relação aos demais anos. Esse comportamento pode estar relacionado a confusões

na classificação, principalmente no setor norte da bacia, devido à presença significativa de áreas queimadas, causando assim superestimções para a classe de Solo exposto/Pastagem. Já a classe de pastagem apresentou a menor dimensão em relação aos demais anos, com valor de 59,17 km², já para os anos de 2006, 2011, 2016 e 2021 foram de aproximadamente 71,03km², 68,61km², 70,50km², 78,70km², respectivamente.

Para o ano de 2006, a classe com maior espacialidade foi a de vegetação arbustiva, correspondendo a 62,22% da área total da bacia, além disso para esta classe houve um aumento de 68,38% se comprado ao ano de 2001. Ainda para o ano de 2006, houve uma similaridade na classe de pastagem com relação ao ano de 2016, chegando a uma variação de 0,17%. Também é possível observar o mesmo comportamento para a classe de vegetação arbustiva, para os anos de 2006 e 2011, com valores de 206,74km² e 210,14km² respectivamente.

O ano de 2011, apresentou a segunda maior área de vegetação arbórea Figura 6c, com aproximadamente 10,65% equivalente a 35,40km² da área total da bacia e uma diminuição de 78,00% em relação ao ano de 2001. Ainda para 2011, a classe de solo exposto/urbano apresentou a menor dimensão de área em relação aos demais anos, corresponde a 18,14 km², já para os anos de 2001,2006,2016 e 2021 foram de 46,84km², 28,39km², 45,22km² e 23,90km², respectivamente.

Em 2016, na classe de pastagem foi observado um aumento de 2,68% em relação ao ano de 2011. Nota-se ainda que o ano de 2016, possui a maior área de espacialização de vegetação arbustiva, correspondendo a 60,32% equivalente a 200,43 km² e a classe de vegetação arbórea apresentou a menor distribuição com aproximadamente 4,86% em relação a área total da bacia. Destaca-se também uma feição incomum de Solo exposto/urbano no setor central da bacia no entorno de um polígono de pastagem, esse resultado pode estar relacionado a má classificação Maxver neste caso.

Para o ano de 2021, foi visto a menor área para a classe de vegetação arbórea comparado aos outros anos, equivalente a 4,32% da área total da bacia, havendo uma diminuição de 91,08% comparado ao ano de 2001. Ainda, para o ano de 2021, a classe de vegetação arbustiva apresentou a maior área em relação as outras classes com aproximadamente 215,35 km², além disso, para os anos de 2001, 2006,2011 e 2016 houve um aumento 69,64%, 3,40%, 2,42% e 6,93% respectivamente, mostrando assim, evidências prováveis de conversão de áreas de vegetação arbórea em

vegetação arbustiva principalmente para o de 2001. No geral, a Figura 7 resume a quantificação de áreas para a classes de uso e cobertura do solo para os anos de 2001 a 2021.

Figura 7 – Áreas por classe temática e ano.

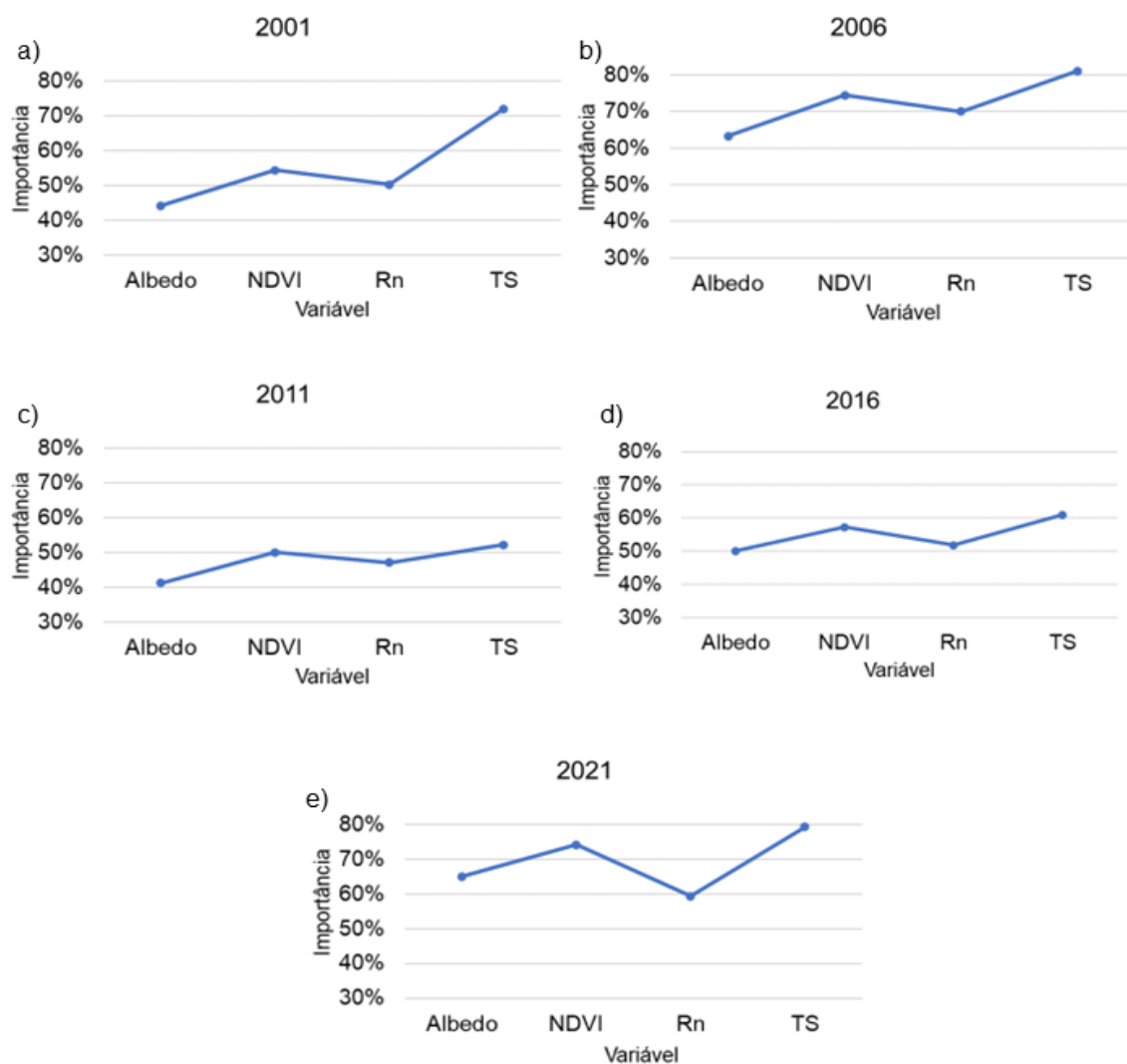


Fonte: Autora (2023).

5.3 IMPORTÂNCIA DA VARIÁVEL

Na Figura 8 é notável que a Temperatura de Superfície Terrestre foi a camada de entrada mais importante na classificação, ou seja, o TST mostrou o maior detalhamento e autonomia na detecção interclasse para todos os anos. O NDVI apresentou a segunda posição, com destaque para os anos de 2006 e 2021. O Rn apresentou um comportamento moderado, porém ainda ficando atrás no nível de importância em relação ao NDVI. O menor desempenho foi visto para a camada Albedo, indicando que este indica apresentando baixa capacidade de detecção e alta correlação interclasse, principalmente para os anos de 2001 e 2011.

Figura 8 – Estatísticas da importância de variáveis que obteve melhor classificação para os anos de a) 2001, b) 2006, c) 2011, d) 2016, e) 2021.



Fonte: Autora (2023).

5.4 ANÁLISE DE ACURÁCIA

Através da Tabela 3 é possível observar que a classe de Pastagem apresentou altos erros de omissão para os anos de 2001 e 2021, enquanto os outros anos, ficaram concentradas em erros abaixo de 13%. Ainda na classe de pastagem, os erros de comissão apresentaram um comportamento com variações, embora todas abaixo de 21%. O mesmo comportamento foi visto para os erros de omissão e comissão na classe de vegetação arbórea, porém para o ano de 2006, foram vistos valores mais altos chegando acima de 28%.

Tabela 3 – Análise Estatísticas para as classificações

Ano	%	Pastagem	Vegetação Arbórea	Vegetação Arbustiva	Solo Exposto/Urbano
2001	EO	56,4	14,0	17,9	15,2
	EC	5,5	8,8	31,0	86,2
	Coef.Kappa	0,91	0,84	0,61	0,10
2006	EO	12,8	32,0	5,5	62,5
	EC	20,4	29,4	12,2	23,0
	Coef.Kappa	0,71	0,67	0,75	0,73
2011	EO	4,3	12,2	6,2	65,9
	EC	12,4	22,0	6,3	30,7
	Coef.Kappa	0,82	0,75	0,86	0,66
2016	EO	8,8	12,1	6,8	46,8
	EC	3,4	20,6	7,8	49,9
	Coef.Kappa	0,95	0,78	0,82	0,44
2021	EO	34,9	24,5	11,1	37,7
	EC	3,5	49,6	18,3	58,4
	Coef.Kappa	0,94	0,48	0,61	0,35

Fonte: Autora (2023).

A classe de vegetação arbustiva mostrou baixos coeficientes de erro, o que pode estar relacionado a maior homogeneidade temática nesta classe, com valores concentrados abaixo de 20%, exceto para o ano de 2001 que apresentou um erro de comissão de aproximadamente 31%. A classe de Solo exposto/urbano, mostrou o menor desempenho na análise de classificação com altos valores de erro de omissão variando entre 15,2% e 65,9% e erro de comissão variando entre 23% e 86,2%. Esse

comportamento resultou no menor índice Kappa para o ano de 2001, chegando a 0,1. Apesar disso, para o ano de 2001, as outras classes apresentaram boas estimativas de coeficiente kappa principalmente para a classe de pastagem (0,91) e Vegetação arbórea (0,84). Já para o ano de 2006, os valores de coeficiente kappa mostraram mais estáveis, com valores variando entre 0,67 e 0,75.

Assim como o ano de 2001, os anos de 2011 e 2016, as classes de pastagem e vegetação arbórea e arbustiva mostrou bom desempenho com base nos valores de coeficiente Kappa. A classe de pastagem para o ano de 2021 mostrou o coeficiente kappa da série, chegando a 0,94, porém a classe de solo exposto/urbano apresentou um valor de kappa abaixo de média, chegando a 0,35.

No geral os mapas apresentaram valores consistentes de acurácia temática, baseados na capacidade de detecção e distribuição espacial dos mapas, ou seja, classes mais homogêneas apresentaram baixas taxas de erro e altos índices kappa, enquanto classe mais complexas com solo exposto/urbano mostraram altas estimativas de erro e coeficiente kappa piores. A Tabela 4 mostra a acurácia Global e o coeficiente Kappa geral para cada ano.

Tabela 4 – Classificação dos dados Estatísticos de acordo com o ano.

Ano	Acurácia Global	Coef.Kappa
2001	70,3	0,59
2006	83,1	0,72
2011	89,0	0,81
2016	88,2	0,80
2021	77,7	0,63

Fonte: Autora (2023)

Os resultados mostrados na Tabela 4 reflete o bom desempenho geral da classificação com acurácia global acima de 70%, semelhante a estimativa do dado de referência (Mapbimomas) Ganem *et al.* (2017) e coeficiente kappa considerado como ótimo pra os anos de 2011 e 2016, muito bom para 2006 e 2021 e bom para o ano de 2001.

6 CONCLUSÃO

Este estudo mostrou que as técnicas geoespaciais têm imensa utilidade na identificação e monitoramento no uso e ocupação do solo nas bacias hidrográficas, podendo auxiliar na formulação e aplicação de políticas públicas na conservação ambiental dessas áreas.

Foi possível observar que houve mudanças significativas para o ano de 2021, com uma acentuada diminuição da vegetação arbórea de aproximadamente 91 % em relação a 2001, em contrapartida houve um aumento de áreas de pastagem de aproximadamente 33% para este mesmo período. Diante disso, nota-se a perda de vegetação nativa na bacia hidrográfica ao longo do tempo, indicando o impacto das pressões antrópicas na região, possivelmente causadas pelo avanço de terras agrícolas. Isto pode acarretar problemas ligados a poluição das águas e na perda da capacidade que o ecossistema tem de regular o ciclo hidrológico, assim como um aumento da temperatura de superfície na região.

Os índices NDVI, Temperatura de Superfície Terrestre, Albedo e Saldo de Radiação foram eficientes recursos espectrais para o mapeamento, mostrando uma nova performance nas aplicações de dados de sensoriamento para melhorar a detecção de classes cobertura do solo, por outro lado, neste estudo foi visto que o TS foi a variável que melhor descreveu as variações extraclasse segundo o modelo MAXVER. Essa alta capacidade da TS em descrever melhor as classes de cobertura do solo podem estar associadas à alteração na vegetação, na umidade do solo, na urbanização e outras mudanças no ambiente natural. Assim, o dado da faixa do infravermelho termal pode ser usado como uma ferramenta importante para monitorar e avaliar a dinâmica da cobertura e uso do solo.

No geral, a acurácia global dos mapas de uso e ocupação do solo foram superiores a 70%. O ano de 2011 apresentou o maior coeficiente Kappa médio aos demais anos chegando a 0,77. A classe de vegetação arbustiva mostrou o melhor desempenho em relação aos erros de omissão e comissão.

O comportamento espectral dos elementos presentes na área de estudo teve importância para o modelo de classificação aplicado neste estudo. Apesar disso, as classes com informações espectrais semelhantes podem confundir o classificador e acarretar em erros na detecção e menor importância da variável na previsão do modelo. Isso pode ser visto nas classes de pastagem e solo exposto/área urbana que

possuem fatores correlacionados como alta reflectância em todos os comprimentos de onda portanto apresentam valores significativos de erro de comissão e omissão.

As imagens de satélites, adquiridas pelos sensores ETM+ e OLI, forneceram evidências de que a sub-bacia hidrográfica sofreu alterações e transformações significativas de uso e ocupação do solo ao longo dos anos. Este estudo demonstra o potencial de dados de satélite e a robustez da modelagem espacial baseada em GIS na obtenção de resultados precisos, confiáveis e econômicos para o mapeamento de uso e ocupação do solo.

REFERÊNCIAS

- ANA. Agência Nacional de Águas, 2021. Catálogo de Metadados da ANA. Disponível em < <https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/search?keyword=Ottobacia>>. Acessado em :07 Dez. 2022.
- ADAMI, M. et al. Estudo da dinâmica espaço temporal do bioma Pantanal por meio de imagens MODIS. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 43, n. 10, p. 1371-1378, 2008.
- ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; TREZZA, R.; WATERS, R.; BASTIAANSSEN, W. G. M. **Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL)-Advanced Training and User's Manual**, University of Idaho: Kimberly, EUA, p. 98, 2002.
- ARAÚJO, L. E. DE; SANTOS, M. J. DOS; DUARTE, S. M.; OLIVEIRA, E. M. IMPACTOS AMBIENTAIS EM BACIAS HIDROGRÁFICAS – CASO DA BACIA DO RIO PARAÍBA. **Tecnológica**, v. 13, n. 2, p. 109-115, 8 jan. 2010.
- ARRAES, FRANCISCO DIRCEU DUARTE; DE ANDRADE, Eunice Maia; DA SILVA, Bernardo Barbosa. Dinâmica do balanço de energia sobre o açude Orós e suas adjacências. **Revista Caatinga**, v. 25, n. 1, p. 119-127, 2012.
- Bacias hidrográficas: fundamentos e aplicações. Editora ANAP.
- Bastiaanssen, W. G. M. (2000). SEBAL – based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. *Journal of Hydrology*, v.229, p.87-100.
- BELTRAME, A. V. **Diagnóstico do meio físico de bacias hidrográficas: modelo e aplicação**. Florianópolis: Ed. da UFSC, 1994.
- BERTUCINI, JAIR JACOMO e CENTENO, JORGE ANTONIO SILVA. REGISTRO DE SÉRIE DE IMAGENS LANDSAT USANDO CORRELAÇÃO E ANÁLISE DE RELAÇÃO ESPACIAL. **Boletim de Ciências Geodésicas [online]**. 2016, v. 22, n. 4 [Acessado 3 Janeiro 2023], pp. 685-702. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S1982-21702016000400039>>. Epub Oct-Dec 2016. ISSN 1982-2170. <https://doi.org/10.1590/S1982-21702016000400039>.
- BERLATO, M. LEIVAS, J. GISSO, A. FONTANA, D. Estimativa do balanço de radiação na superfície a partir de imagens do satélite ASTER. abr. 2007. Disponível em: <<http://marte.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.18.31/doc/255-262.pdf>>. Acesso em: 2023.
- BRITES, Ricardo Seixas. Verificação de exatidão em classificação de imagens digitais orbitais: efeitos de diferentes estratégias de amostragem e avaliação de índices de

exatidão. 1995. 101f. Tese (Doutorado em Ciência Florestal) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 1995.

BORGES, Elane Fiúza. Discriminação e caracterização fenológica de classes de cobertura vegetal natural e antrópica do Oeste da Bahia a partir de séries temporais do sensor MODIS. 2014.

BOURSCHEIDT, Vandoir. Análise de tendência da temperatura de superfície a partir de imagens Landsat 5: contribuições da plataforma Google Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 9, n. 12, p. 1336, 2017.

CARDOZO, F. S.; PEREIRA, G.; SHIMABUKURO, Y. E.; MORAES, E. C. Avaliação das Áreas Queimadas no Estado de Rondônia-Amazônia Brasileira. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 66 (3), p.705-716, 2014.

CONSERVAÇÃO INTERNACIONAL (CI-BRASIL). Índice de Saúde da Água na Bacia do Rio Grande. Bahia, Brasil. nov. 2021. Disponível em: <https://www.conservation.org/docs/default-source/brasil/resumo_executivo_isa_versao_web.pdf?Status=Master&sfvrsn=fbbb651c_2>. Acesso em: 2022.

COPPIN, P.; JONCKHEERE, I.; NACKAERTS, K.; MUYS, B.; LAMBIN, E. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing*, v. 25, n. 9, p. 1565-1596, 2004.

Cunha, John E. de B. L. et al. Dinâmica da cobertura vegetal para a Bacia de São João do Rio do Peixe, PB, utilizando-se sensoriamento remoto. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* [online]. 2012, v. 16, n. 5 [Acessado 4 Janeiro 2023], pp. 539-548. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S1415-43662012000500010>>. Epub 25 Abr 2012. ISSN 1807-1929. <https://doi.org/10.1590/S1415-43662012000500010>.

DA SILVA JUNIOR, U. J.; DA FONSECA, R. C.; DA SILVA JÚNIOR, J. A. MAPEAMENTO DA VEGETAÇÃO DO BIOMA CAATINGA POR MEIO DE SÉRIES TEMPORAIS MODIS NDVI E ALBEDO, NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PAJEÚ - PE, BR. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, MG, v. 23, n. 90, p. 75–89, 2022. DOI: 10.14393/RCG239060898. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/60898>. Acesso em: 26 dez. 2022.

DAMASCENO, Carlos Eduardo; MARTINS, Alécio Perini. Análise comparativa do albedo de superfície utilizando o algoritmo SEBAL para os sistemas sensores terra/MODIS e Landsat8/OLI no município de Jataí (GO). **Os Desafios da Geografia Física na Fronteira do Conhecimento**, v. 1, p. 4931-4940, 2017.

DE, Oliveira Leidjane Maria Maciel; LIMA, Montenegro Suzana Maria Gico; DA, Silva Bernardo Barbosa; DE, Moura Albert Einstein Spíndola Saraiva. BALANÇO DE RADIAÇÃO POR SENSORIAMENTO REMOTO EM BACIA HIDROGRÁFICA DA ZONA DA MATA NORDESTINA. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.L.], v. 30, n. 1, p. 16-28, mar. 2015. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/0102-778620130652>.

DEMARCHI, Julio Cesar; PIROLI, Edson Luís; ZIMBACK, Célia Regina Lopes. 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 - O Espaço Geográfico em Análise**, [S.I.], v. 21, apr. 2011. ISSN 2177-2738. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/raega/article/view/17416/14028>>. Acesso em: 15 nov. 2022. doi:<http://dx.doi.org/10.5380/raega.v21i0.17416>.

DOS SANTOS ALVES, Wellmo et al. Geotechnologies applied in the analysis of land use and land cover (LULC) transition in a hydrographic basin in the Brazilian Cerrado. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 22, p. 100495, 2021.

ERBERT, M. **Uso da análise discriminante regularizada (RDA) no reconhecimento de padrões em imagens digitais hiperespectral de sensoriamento remoto**. 2001. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2001. 118p.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (**EMBRAPA**), 2020. LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite. Disponível em: <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/landsat>. Acesso em: 30 dezembro 2022.

FERREIRA, José Helder; ALVES, Washington Silva. Características da hipsometria e do uso da terra na alta bacia do Ribeirão Santo Antônio no município de Iporá-GO. **Os Desafios da Geografia Física na Fronteira do Conhecimento**, v. 1, p. 995-999, 2017.

FIGUEIREDO, Geíza Coutinho; VIEIRA, Carlos Antonio Oliveira. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v. 13, p. 5755-5762, 2007.

FORMIGONI, M. de H. et al. Análise Temporal da Vegetação na Região do Nordeste Através de Dados EVI do MODIS. **Ciência Florestal**, v. 21, n. 1, p.1-8, 2011. GALVÃO FONTES DOS SANTOS, L.; SOARES FIALHO, E. Análise da distribuição da Temperatura de Superfície em relação ao Índice de Vegetação por Diferença

Normalizada, em estação seca e chuvosa, no município de Teixeira- MG. **Revista Ponto de Vista**, [S. l.], v. 9, n. 3, p. 95–112, 2020. Disponível em: <https://periodicos.ufv.br/RPV/article/view/10805>. Acesso em: 3 jan. 2023.

FRANÇA, MICHELLE MILANEZ. Avaliação de classificações supervisionadas com Redes Neurais Artificiais e MAXVER para caracterização do uso da terra no município de Viçosa-MG. **Monografia em Geografia). Departamento de Artes e Humanidades da Universidade Federal de Viçosa, Viçosa-MG**, 2007.

GAMARRA, Roberto Macedo et al. Uso do NDVI na análise da estrutura da vegetação e efetividade da proteção de Unidade de Conservação no Cerrado. **Raega- O Espaço Geográfico em Análise**, v. 37, p. 307-332, 2016.

GANEM, K. A.; BAPTISTA, G. M. de M.; DA FRANCA ROCHA, W. de J. S.; VASCONCELLOS, R. N.; ROSA, M. R.; DE SOUZA, D. T. M. COMPARAÇÃO ENTRE DADOS COM E SEM CORREÇÃO ATMOSFÉRICA NA CLASSIFICAÇÃO DA COBERTURA DA TERRA DE UMA ÁREA DA CAATINGA UTILIZANDO O GOOGLE EARTH ENGINE. **Revista Brasileira de Cartografia**, [S. l.], v. 69, n. 6, 2017. DOI: 10.14393/rbcv69n6-44310. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44310>. Acesso em: mar. 2023.

Hassen, EE, Assen, M. Dinâmica de uso/cobertura da terra e seus impulsionadores na bacia hidrográfica de Gelda, bacia hidrográfica do Lago Tana, Etiópia. *Environ Syst Res* **6** , 4 (2018). <https://doi.org/10.1186/s40068-017-0081-x>

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Malhas Territoriais. 2021. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais.html>>. Acesso em: 2022.

INEMA. RELATÓRIO TÉCNICO Nº 006/2020. DIAGNÓSTICO DA QUALIDADE AMBIENTAL DOS RIOS DE SALVADOR E LAURO DE FREITAS, BAHIA, BRASIL. 2020. Disponível em: <<http://www.inema.ba.gov.br/wp-content/uploads/2020/04/Relat%C3%B3rio-Anual-Rios-de-Salvador-2019.pdf>>. Acesso em: 2023.

INMET. Instituto Nacional de Meteorologia, 2021. Banco de Dados Meteorológicos. Disponível em < <https://portal.inmet.gov.br/> >. Acessado em :15 Maio 2023.

INSTITUTO DO MEIO AMBIENTE E RECURSOS HÍDRICOS. **Relatório Técnico Nº 006/2020**. Diagnóstico da Qualidade Ambiental dos Rios de Salvador e Lauro de Freitas, Bahia, Brasil. <http://www.inema.ba.gov.br/wp-content/uploads/2020/04/Relat%C3%B3rio-Anual-Rios-de-Salvador-2019.pdf>

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 604 p. 2009.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, Juan Carlos et al. Obtención de la temperatura de la superficie terrestre a partir de la serie histórica LANDSAT. **Revista de Teledetección**, v. 33, p. 53-63, 2010.

LIANG, S. **Conversões de banda estreita para banda larga de algoritmos de albedo I da superfície terrestre**. Sensoriamento remoto do ambiente 76, 213-238. 2000. Disponível em: <<https://yceo.yale.edu/how-convert-landsat-dns-albedo>>. Acesso em: fev. 2023.

LIU, William Tse Horng. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Oficina de Textos, 2015.

LOPES, M. M. L.; TEIXEIRA, D. O Processo de Criação e Consolidação dos Comitês de Bacias Hidrográficas para Gestão dos Recursos Hídricos. **Revista Brasileira Multidisciplinar – ReBraM**, [S. l.], v. 14, n. 1, p. 7-16, 2011. DOI: 10.25061/2527-2675/ReBraM/2011.v14i1.91. Disponível em: <https://revistarebram.com/index.php/revistauniara/article/view/91>. Acesso em: 15 nov. 2022.

MARTINS, Alécio Perini; GALVANI, Emerson. Relação entre uso e cobertura da terra e parâmetros biofísicos no Cerrado Brasileiro. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 40, p. 148-162, 2020.

MASCARENHAS, L. M. de A.; FERREIRA, L. G.; FERREIRA, M. E. Sensoriamento Remoto como instrumento de controle e proteção ambiental: análise da cobertura vegetal remanescente na bacia do Rio Araguaia / Remote Sensing as a Law Enforcement and Environmental Protection Tool: Remnant Vegetation Analysis in the Araguaia River Basin. **Sociedade & Natureza**, [S. l.], v. 21, n. 1, 2009. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/sociedadenatureza/article/view/9450>. Acesso em: 16 nov. 2022.

MELO, Ewerton Torres; SALES, Marta Celina Linhares; OLIVEIRA, José Gerardo Bezerra de. APLICAÇÃO DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA (NDVI) PARA ANÁLISE DA DEGRADAÇÃO AMBIENTAL DA MICROBACIA HIDROGRÁFICA DO RIACHO DOS CAVALOS, CRATEÚS-CE. **RAEGA - O Espaço Geográfico em Análise**, [S.l.], v. 23, nov. 2011. ISSN 2177-2738. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/raega/article/view/24919>>. Acesso em: 15 nov. 2022. doi:<http://dx.doi.org/10.5380/raega.v23i0.24919>.

MENEZES, Sady Júnior Martins da Costa de. Evapotranspiração regional utilizando o SEBAL em condições de relevo montanhoso. 2006.

MOREIRA FILHO, Júlio César Cotrim. **Análise espectro-temporal de índices físicos e classificadores de imagens de sensoriamento remoto**. Recife, 2012. 88 folhas Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2012.

MOREIRA, Michel Castro; SILVA, DD da; SILVA, Michael Pereira da. Atlas hidrológico da bacia hidrográfica do rio Grande. Barreiras: Gazeta Santa Cruz, 2010.

NAIME, R.; LAHM, RA; LAHM, RA; GARCIA, AC; GARCIA, AC Aspectos Geológicos da Região do rio Ibicuí a Partir da Análise Multitemporal de Imagens. **Ciência e**

Natura, [S. l.], v. 26, n. 1, pág. 47–58, 2004. DOI: 10.5902/2179460X9664. Disponível em: <https://periodicos.ufsm.br/cienciaenatura/article/view/9664>. Acesso em: fev. 2023.

PEREIRA, S. B. Evaporação no lago de sobradinho e disponibilidade hídrica no rio São Francisco. Viçosa, MG: UFV, 2004. 105 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

PHIRI, Darius; MORGENROTH, Justin. Developments in Landsat land cover classification methods: A review. *Remote Sensing*, 2017, 9.9: 967.

PORTO, K. G.; FERREIRA, I. M. GESTÃO DAS BACIAS HIDROGRÁFICAS URBANAS E A IMPORTÂNCIA DOS AMBIENTES CILIARES. **Geografia em Questão**, [S. l.], v. 5, n. 2, 2012. DOI: 10.48075/geoq.v5i2.4978. Disponível em: <https://e-revista.unioeste.br/index.php/geoemquestao/article/view/4978>. Acesso em: 16 nov. 2022.

RODRÍGUEZ, Ana Cristina Machado. **Sensoriamento remoto e geoprocessamento aplicados na análise da legislação ambiental no município de São Sebastião (SP)**. 2005. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

SANTANA, Níckolas. Monitoramento de queimadas no sudoeste do Pará, a partir de séries temporais do sensor modis. 2016. xi, 62 f., il. Dissertação (Mestrado em Geografia) —Universidade de Brasília, Brasília, 2016.

SANTOS, Leovigildo Aparecido Costa et al. Análise multitemporal do uso e cobertura da terra em nove municípios do Sul do Tocantins, utilizando imagens Landsat. **Revista Agro@ mbiente On-line**, v. 11, n. 2, p. 111-118, 2017.

SAKAMOTO, T.; YOKOZAWA, M.; TORITANI, H.; SHIBAYAMA, M.; ITSHITSUKA, N.; OHNO, H. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, n. 96, p. 366-374, 2005.

Schowengerdt, R.A., 2007. In: Thematic Classification. Remote Sens, third ed., pp. 387–456. <https://doi.org/10.1016/B978-012369407-2/50012-7>. Seabra, V.D.S., Xavier, R.A., Damasceno, J., Dornellas, P.D.C., 2014. Mapeamento do uso e cobertura do solo da bacia do rio Taperoá: região semiárida do estado da Paraíba. *Caminhos Geogr.* 15.

SILVA, Alexandro Medeiros; SILVA, RM da; SILVA, BB da. Determinação de temperatura da superfície e estimativa do saldo de radiação e evapotranspiração usando imagens LANDSAT e dados observados. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 67, n. 6, p. 1203-1216, 2015.

Silva, B. B. da; Lopes, G. M.; Azevedo, P. V. de. Determinação do albedo de áreas irrigadas com base em imagens Landsat 5 TM. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.13, p.201- 211, 2005.

SMITH, RB. "A estimativa de calor da superfície terrestre deduzida do espaço". 2010. Disponível em: <<https://yceo.yale.edu/how-convert-landsat-dns-albedo>>. Acesso em: fev. 2023.

SOUZA JR, Carlos M. et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in brazilian biomes with landsat archive and earth engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12172735>

SOUZA, Jussara Freire de; SILVA, Richarde Marques; SILVA, Alexandro Medeiros. Influência do uso e ocupação do solo na temperatura da superfície: o estudo de caso de João Pessoa-PB. **Ambiente Construído**, v. 16, p. 21-37, 2016.

SOUSA, Silvio Braz de; JÚNIOR, Laerte Guimarães Ferreira. RELAÇÃO ENTRE TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE TERRESTRE, ÍNDICES ESPECTRAIS E CLASSES DE COBERTURA DA TERRA NO MUNICÍPIO DE GOIÂNIA (GO). **RAEGA - O Espaço Geográfico em Análise**, [S.l.], v. 26, dec. 2012. ISSN 2177-2738. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/raega/article/view/30151>>. Acesso em: 16 nov. 2022. doi:<http://dx.doi.org/10.5380/raega.v26i0.30151>

STEINKE, Valdir Adilson; STEINKE, Ercília Torres; SAITO, Carlos Hiroo. Estimativa da temperatura de superfície em áreas urbanas em processo de consolidação: reflexões e experimento em Planaltina-DF. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 6, 2010. <https://doi.org/10.5380/abclima.v6i0.25604>

TEODORO, V. L. I.; TEIXEIRA, D.; COSTA, D. J. L.; FULLER, B. B. O Conceito de Bacia Hidrográfica e a Importância da Caracterização Morfométrica para o Entendimento da Dinâmica Ambiental Local. **Revista Brasileira Multidisciplinar – ReBraM**, [S. l.], v. 11, n. 1, p. 137-156, 2007. DOI: 10.25061/2527-2675/ReBraM/2007.v11i1.236. Disponível em: <https://revistarebram.com/index.php/revistauniara/article/view/236>. Acesso em: 15 nov. 2022.

TRENTIN, R. et al. Análise comparativa da temperatura de superfície MODIS e temperatura do ar em diferentes situações no estado do Paraná. **XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, p. 7745-7752, 2011.

TUNDISI, José Galizia. Ciclo hidrológico e gerenciamento integrado. **Cienc. Cult.**, São Paulo, v. 55, n. 4, p. 31-33, Dec. 2003. Available from <http://cienciaecultura.bvs.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0009-67252003000400018&lng=en&nrm=iso>. access on 15 Nov. 2022.

TUCCI, C. E. M. 1997. **Hidrologia: ciência e aplicação**. 2.ed. Porto Alegre: ABRH/ Editora da UFRGS, 1997.

USGS. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook. nov. 2019. Disponível em: <https://d9-wret.s3.us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/s3fs-public/atoms/files/LSDS-1574_L8_Data_Users_Handbook-v5.0.pdf>. Acesso em: 2023.

USGS. Landsat 7 (L7) Data Users Handbook. nov. 2019b. Disponível em: <https://d9-wret.s3.us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/s3fs-public/atoms/files/LSDS-1927_L7_Data_Users_Handbook-v2.pdf>. Acesso em: 2023.

USGS. Produtos científicos de nível 2 da coleção Landsat 2. 2019a. Disponível em: <<https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-level-2-science-products>>. Acesso em: 2023.

VAEZA, Rafael Franco et al. Uso e ocupação do solo em bacia hidrográfica urbana a partir de imagens orbitais de alta resolução. **Floresta e Ambiente**, v. 17, n. 1, p. 23-29, 2012.

VASCO, A. N.; AGUIAR NETTO, A. de O.; SOUSA, I. F. de. Determinação do balanço de radiação com auxílio de imagens orbitais na Bacia Hidrográfica do Rio Jacaré, Sergipe. **Scientia Plena**, [S. l.], v. 9, n. 4, 2013. Disponível em: <https://www.scientiaplena.org.br/sp/article/view/1102>. Acesso em: 16 nov. 2022.

VENTURIERI, Adriano; DOS SANTOS, João Roberto. Técnicas de classificação de imagens para análise de cobertura vegetal. 1998.

VILLAR, A. C., GUSMÃO, L., MONTENEGRO, S. M. G. L., & BARBOSA, B. OBTENÇÃO DO ALBEDO E DA TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE ATRAVÉS DE IMAGENS DE SATÉLITE EM BACIA HIDROGRÁFICA. 2013. Disponível em: <file:///C:/Users/Neves/Downloads/83ab3bfefb9aa74d99d5c6850bf54970_06998ebb92dc2b62ffb29573e794cdce.pdf>. Acesso em: 2023.