

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
CURSO DE ENGENHARIA DE AGRIMENSURA**

MAGDA ARIANA BEZERRA PROCÓPIO

**DINÂMICA DO DESMATAMENTO NO BIOMA CERRADO UTILIZANDO ÍNDICES DE
VEGETAÇÃO. ESTUDO DE CASO SAPEZAL - MT.**

Rio Largo– AL

2018

MAGDA ARIANA BEZERRA PROCÓPIO

**DINÂMICA DO DESMATAMENTO NO BIOMA CERRADO UTILIZANDO
ÍNDICES DE VEGETAÇÃO. ESTUDO DE CASO SAPEZAL - MT.**

Monografia apresentada ao curso de Engenharia de Agrimensura do Centro de Ciências Agrárias da Universidade Federal de Alagoas como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Agrimensura, orientada pelo professor Me. Jhonathan Gomes dos Santos

Rio Largo – AL

2018

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Setorial do Centro de Ciências Agrárias
Bibliotecária Responsável: Myrtes Vieira do Nascimento

P963d Procópio, Magda Ariana Bezerra

Dinâmica do desmatamento no bioma cerrado utilizando índices de vegetação: estudo de caso Sapezal-MT / Magda Ariana Bezerra Procópio – 2018.

77 f.; il.

Monografia de Graduação em Engenharia de Agrimensura (Trabalho de Conclusão de Curso) – Universidade Federal de Alagoas, Centro de Ciências Agrárias. Rio Largo, 2018.

Orientação: Prof. Me. Jhonathan Gomes dos Santos

Inclui bibliografia

1. Sensoriamento remoto 2. Landsat 5 - Satélite 3. Classificação supervisionada I. Título

CDU: 528

MAGDA ARIANA BEZERRA PROCÓPIO

DINÂMICA DO DESMATAMENTO NO BIOMA CERRADO UTILIZANDO
ÍNDICES DE VEGETAÇÃO. ESTUDO DE CASO SAPEZAL - MT.

Monografia apresentada ao curso de
Engenharia de Agrimensura do Centro de
Ciências Agrárias da Universidade Federal de
Alagoas como requisito parcial para obtenção
do grau de Bacharel em Engenharia de
Agrimensura

Trabalho defendido e aprovado em 19 / 10 / 2018.

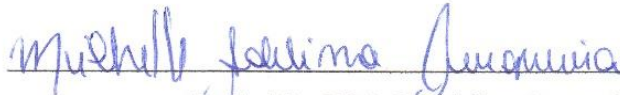


Prof. Me. Jhonathan Gomes dos Santos
Orientador

Banca Examinadora:



Prof. Me. Lucas Barbosa Cavalcante
Membro da banca



Profa. Ma. Michele Adelino Cerqueira
Membro da banca

Dedicado à minha mãe.

AGRADECIMENTOS

Concluir uma fase da vida que dura tantos anos não é fácil, imagina se seria possível finalizar esse projeto de vida sem a companhia, o esforço e a dedicação de tantas pessoas, na qual, provavelmente não sabem o quanto foram fundamentais para a conclusão desse processo. Quero usar essa seção para garantir que as seguintes pessoas citadas, saibam da importância que tiveram nessa trajetória.

Primeiramente, não seria possível nada disso sem o apoio e incentivo da minha mãe, Mércia Silva Bezerra, que desde o início da minha vida sempre fez de tudo para que eu soubesse o valor do estudo e sempre correu atrás para que eu pudesse sempre fazer o melhor em relação a ele, conseqüentemente, trouxe esse mesmo desejo nos meus irmãos, Antônio Carlos e Marina Victória, que hoje se fazem presentes nessa lista por todo o amor, carinho e compreensão em momentos difíceis, mesmo sem nem perceberem que estavam lá por mim.

Ainda no âmbito familiar, tenho a agradecer as minhas tias e tios, em especial àqueles que também são meu padrinho e minha madrinha, por toda a palavra de apoio e de credibilidade.

Além de toda a ajuda que tive no âmbito familiar, não poderia de agradecer a todos que estiveram dividindo a sala de aula comigo e me ajudando em tudo que foi preciso para a minha formação, sendo eles a minha turma maravilhosa, que me trouxe a felicidade de dividir vários momentos tristes e felizes com as “Agrilindas”, com o “Só Besteira”, os agregados formando assim, a turma de Engenharia de Agrimensura 2012.1... E por falar em agregados, não poderia deixar de agradecer as turmas a qual me agreguei e fui muito bem recebida, tornando a volta mais leve e conhecendo pessoas maravilhosas, sendo as turmas 2013.1 e 2014.1.

Ainda dentro da sala de aula, cultivei amizades que saíram da esfera professor-aluno e deram uma aula de como ser um ser humano melhor, sobre como as nossas atitudes como profissional influenciam na vida do outro, como devemos retribuir tudo aquilo que nos foi dado. Aos meus professores, eu tenho um agradecimento especial, vocês me tornaram uma pessoa melhor em diversos sentidos. Ainda no contexto professor/aluno/amigo, agradeço em especial a prof. Juciela Santos que esteve comigo em vários momentos cruciais da vida acadêmica externando para todo o resto e ao prof. Jhonathan Gomes que abraçou a minha ideia e fez com que esse trabalho de conclusão de curso fosse realizado.

Ainda fazendo parte da minha caminhada na graduação, quero agradecer aos amigos University of Colorado – Boulder, o Big Bonde Boulder, que contribuíram para um

intercâmbio de diversas possibilidades e pessoas que até hoje me incentivam na minha jornada acadêmica e profissional.

Em conjunto com todo esse apoio, Samara veio me dando bastante incentivo e força para finalmente concluir esse trabalho, segurando a minha mão até os últimos passos.

“My dream is to fly, over the rainbow, so high...”

(Yves Larock)

RESUMO

Com o avanço da tecnologia em obter imagens da superfície terrestre por meio da captação e do registro de energia refletida ou emitida pela superfície, o sensoriamento remoto possibilitou que o processamento, a análise e a interpretação de dados à distância fossem capazes de gerar o monitoramento de múltiplos fenômenos naturais como a análise da dinâmica da vegetação que, por meio de índices biofísicos, é capaz de exprimir valores baseados no vigor da verdura dos vegetais, de suma importância para análises em regiões como o Bioma Cerrado, que vem sendo refreado no decurso de sua exploração econômica durante a segunda metade do século XX, acarretando desmatamento desenfreado. Com esse embasamento, este trabalho toma forma, quando tem por finalidade quantificar as áreas desmatadas, comparando a acurácia dos índices de vegetação NDVI, EVI e SAVI, caracterizando os fatores que influenciaram o desmatamento no Bioma Cerrado no município de Sapezal no Mato Grosso, nos anos de 1985, 1992 e 2000. Para isso foi utilizada uma cena (órbita/ponto: 228/070) referente a cada ano de interesse provenientes do sensor *Thematic Mapper* (TM) do satélite *Landsat 5*. Com esses dados foi efetivada a Classificação Supervisionada usando o algoritmo de Máxima Verossimilhança, para a comparação e análise da acurácia dos índices supracitados. A utilização dos softwares *QGis* versão 2.18.23 e *Spring* versão 5.1.8, foram fundamentais para a execução deste trabalho, para o tratamento dos dados e cálculo dos índices, como também para realização da classificação. Como produto, foi perceptível o impetuoso desmatamento do bioma Cerrado como fator principal, a agricultura, levando a uma perda de área de vegetação de ordem superior a 57%, em conjunto foi observado que o índice NDVI apresentou acurácia superior aos outros índices devido a menor confusão entre pixel de vegetação nativa e esparsa.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto, *Landsat 5*, Classificação Supervisionada.

ABSTRACT

The advanced of capturing and registering reflected and emitted energy from the Earth to obtain images, remote sensing enabled that the processing, analyze and the interpretation of data by the distance were capable of generating the monitoring of multiple natural phenomena such as the analysis of the vegetation dynamics that, through biophysical indexes, is able to express values based on the vigor of the greenery of plants, of great importance for analysis in regions such as the Cerrado Biome, which has been curbed in the course of its economic exploitation during the second half of the twentieth century, leading to rampant deforestation. with this foundation, this work presents itself, when it aims to quantify the deforested areas, comparing the accuracy of vegetation indices NDVI, EVI and SAVI, characterizing the factors that influenced deforestation in the Cerrado Biome in the municipality of Sapezal in Mato Grosso, (path/row: 228/070) for each year of interest from the Thematic Mapper (TM) sensor of Landsat 5 satellite. With these data, the Supervised Classification was carried out using the Maximum Likelihood algorithm, for the comparison and analysis of the accuracy of the abovementioned indexes. The use of the software QGis version 2.18.23 and Spring version 5.1.8, were fundamental for the execution of this work, for the treatment of the data and calculation of the indexes, as well as for accomplishment of the classification. As a result, it was clear that agriculture is a main factor responsible of the impetuous deforestation of the Cerrado Bioma, leading to a loss of vegetation area, about 57%. With that, also was observed that the NDVI index showed higher accuracy than the other indexes due to lower confusion between pixel of native and sparse vegetation.

Keywords: Remote Sensing, Landsat 5, Supervised Classification.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Direção da Radiação em função da oscilação entre o campo elétrico e o campo magnético.	21
Figura 2: Caracterização dos elementos de uma onda periódica.	21
Figura 3: Comprimento de onda em função da frequência.	22
Figura 4: Divisão do espectro eletromagnético com ênfase na região do visível.	23
Figura 5: Formação das cores primárias e secundárias. B- Azul; G- Verde; R- Vermelho; UV- Ultravioleta; IR- Infravermelho.	23
Figura 6: Interações das energias eletromagnéticas com a superfície terrestre.	25
Figura 7: Reflectância das bandas azul, verde, vermelho e infravermelho próximo em relação à assinatura espectral dos elementos solo, vegetação sadia e água.	26
Figura 8: Curva espectral da reflectância por comprimento de onda ($m\mu$) de uma vegetação sadia.	26
Figura 9: Curva espectral de 5 diferentes tipos de solo. a) Dominantemente orgânico; b) minimamente alterado; c) teor de ferro alterado; d) orgânico alterado; e) ferro dominante. O último solo apresenta uma curva diferente em função grande absorção do ferro em ondas de comprimento largo.	27
Figura 10: Curva espectral da água. a) Água do oceano; b) água turva; c) água com clorofila.	27
Figura 11: Interação dos sensores ativo e passivo com a superfície terrestre.	28
Figura 12: Processos de interação das energias eletromagnéticas na atmosfera entre a fonte de energia e a captura do sensor.	29
Figura 13: Curva das assinaturas espectrais para diferentes alvos.	30
Figura 14: Estrutura da folha e a sua interação com a radiação incidente da região do visível e do infravermelho.	31
Figura 15: Comportamento espectral da vegetação em diferentes estados.	33
Figura 16: Fenômenos fenológicos do EVI.	34
Figura 17: a) Composição de cores primárias, cores secundárias e branco. b) Demonstrativo da composição de cores alçaçáveis pelo olho humano.	38
Figura 18: Processo de composição colorida no formato RGB.	39
Figura 19: Composições coloridas habituais usadas no satélite Landsat 5. a) Define limites entre solo e água, vegetação aparece em tons vermelhos; b) imagens naturais, vegetação aparece em tons verdes; c) melhor para a definição de limites entre solo e água, vegetação em	

tons verdes; d) melhor delimitação de drenagens e estruturas geológicas; e) discriminar umidade na vegetação e no solo, vegetação em tons verdes	40
Figura 20: Combinação de vetores referentes a espaços bidimensionais e tridimensionais. ...	43
Figura 21: Gráfico de dispersão de uma imagem de duas bandas. Na região superior do gráfico é possível perceber que os pixels com esses valores definem agrupamentos para alvos de vegetação, entretanto, na região superior, o agrupamento de pixel leva a caracterização de água limpa.	44
Figura 22: Distância entre valores de ND para banda 1 e banda 2, respectivamente, [10,10] e [40,30] aplicando o Teorema de Pitágoras onde a distância é igual a raiz quadrada de $(40-10)^2$ + $(30-10)^2$	45
Figura 23: Processo simplificado de classificação.	46
Figura 24:a) Distância estatística dos agrupamentos específicos b)Os centros das duas classes são indicados nos elipsóides, assim como os dois pixels A e B, de pertencerem, respectivamente, às classes 1 e 2. Apenas pela medida de distância dos pontos A e B aos centros das duas classes, o pixel A deveria pertencer à classe 2 porque é menor a sua distância ao centro da classe 2, comparado com a distância ao centro da classe 1.	47
Figura 25: Abrangência do Bioma Cerrado nos estados brasileiros	48
Figura 26:Mapa de localização da área de estudo.	52
Figura 27: Fluxograma metodológico para a comparação dos índices de vegetação.....	54
Figura 28: Localização das cenas utilizadas para a composição dos mosaicos para a cidade de Sapezal-MT.	57
Figura 29: Composição das bandas 5, 4, 3 do sensor TM do satélite Landsat 5.	58
Figura 30: Gráfico de resultados quantitativos para os anos de 1985, 1992 e 2000.....	62
Figura 31: Mapa de Classificação dos anos de 1985, 1992 e 2000.	63
Figura 32: Gráfico de áreas em hectares para os anos de 1985. 1992 e 2000.	64
Figura 33:Classificação do EVI nos anos de 1985, 1992 e 2000.	65
Figura 34: Classificação do NDVI nos anos de 1985, 1992 e 2000.	66
Figura 35: Classificação do SAVI nos anos de 1985, 1992 e 2000.....	67

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Comportamento espectral da vegetação em diferentes regiões do espectro eletromagnético.....	32
Quadro2: Características do satélite Landsat-5.	36
Quadro3: Concentração de áreas por estabelecimentos do agronegócio.	53
Quadro4: Cenas utilizadas referentes aos anos de 1985, 1992 e 2000.	55
Quadro5: Parâmetros para cálculo de radiância e reflectância.....	56
Quadro 6: Qualidade da classificação associada aos valores da estatística Kappa.	61
Quadro 7: Parâmetros estatísticos dos índices EVI, NDVI e SAVI.	68

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DGI	Divisão de Geração de Imagens
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
EVI	<i>EnhancedVegetation Index</i>
IBAMA	Instituto Brasileiro do Meio Ambiente
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IVOL	Infravermelho de Onda Longa
MaxVer	Máxima Verossimilhança
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MSS	<i>Multispectral Scanner System</i>
MT	Mato Grosso
IVOM	Infravermelho de Onda Média
NASA	<i>NationalAeronauticsand Space Administration</i>
ND	Número Digital
NDVI	<i>NormalizedDifferenceVegetation Index</i>
NIR	Infravermelho Próximo
PDI	Processamento Digital de Imagens
RGB	Vermelho, Verde, Azul
SAD 69	<i>South AmericaDatum 1969</i>
SAVI	<i>SoilAdjustedVegetation Index</i>
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SR	Sensoriamento Remoto
SWIR	Infravermelho de Pequena Onda
TM	<i>Thematic Mapper</i>
USGS	<i>United StatesGeologicalSurvey</i>
UTM	Universal Transversa de Mercator
WGS 84	<i>World Geodetic System 1984</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	17
1.1	Objetivos.....	19
1.1.1	Gerais.....	19
1.1.2	Específicos.....	19
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	20
2.1	Sensoriamento Remoto.....	20
2.1.1	Sensoriamento Remoto Aplicado a Estudos da Vegetação.....	30
2.2	Índices de Vegetação.....	32
2.2.1	<i>Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)</i>	32
2.2.2	<i>Enhanced Vegetation Index (EVI)</i>	34
2.2.3	<i>Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)</i>	35
2.3	Satélite <i>Landsat 5</i>.....	36
2.3.1	Composição de Bandas.....	37
2.4	Tratamento de Imagens.....	41
2.4.1	Interpretação de Imagens.....	41
2.4.2	Processamento de Imagens.....	42
2.4.3	Classificação Supervisionada de Imagens.....	42
2.5	Bioma Cerrado.....	48
2.5.1	Desmatamento.....	49
2.5.2	Expansão Agrícola.....	50
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	52
3.1	Área de Estudo.....	52
3.2	Metodologia.....	54
3.2.1	Aquisição de Dados.....	55
3.2.2	Correções	55
3.2.3	Correção Radiométrica.....	56

3.2.4	Recorte.....	57
3.2.5	Composição <i>RGB</i>	58
3.2.6	Classificação Supervisionada.....	58
3.2.7	Índices de Vegetação.....	59
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	61
4.1	Classificação Supervisionada.....	61
4.2	Índices de Vegetação.....	65
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	69
	REFERÊNCIAS.....	71

1 INTRODUÇÃO

O imageamento terrestre a partir de satélites permite a aquisição de informações sobre objetos sem contato físico direto, utilizando-se de sensores para coletar a energia proveniente do objeto, convertê-la em sinal possível de ser registrado e apresentá-lo em forma adequada à extração de informações, proporcionando uma visão sinóptica do terreno e ao mesmo tempo, aproveitando o contexto espacial para medir os impactos naturais e antrópicos locais e permitindo ainda o monitoramento ou a comparação entre tempos distintos, de indicadores de qualidade ambiental como a vegetação, enriquecendo o conhecimento de cada local e de sua dinâmica (BARBOSA e DORIGON, 2014).

Com o avanço da tecnologia em obter imagens da superfície terrestre por meio da captação e do registro de energia refletida ou emitida pela superfície, o sensoriamento remoto possibilitou que o processamento, a análise e a interpretação de dados à distância fossem capazes de gerar o monitoramento de múltiplos fenômenos naturais como a análise da dinâmica da vegetação.

A vegetação tem um papel muito importante quanto à indicação de qualidade ambiental, isso é notável em vários aspectos como por exemplo, arborização, purificação do ar, distribuição de oxigênio, manutenção e recarga hídrica, fornecimento de matéria orgânica para os solos e de matéria-prima necessárias à realização de diversas atividades antrópicas, etc. Além desse cenário, regiões como o Bioma Cerrado acolhe cerca de 320 mil espécies, representando aproximadamente 5% de toda a biodiversidade do planeta (MMA, 2012).

O estado mato-grossense, coberto em partes pelo Bioma Cerrado, vem ocupando uma posição de destaque no cenário nacional como um dos principais expoentes do agronegócio globalizado e agricultura científica no Brasil, além de apresentar um elevado crescimento demográfico e econômico. Esse dinamismo, diretamente associado à agricultura moderna e especializada, pode ser comprovado pelos dados da produção de commodities agrícolas (ILARIO, 2013). Com base nessas informações, percebe-se que o estado do Mato Grosso, e principalmente seu Oeste, vem passando por mudanças com a ampliação do cultivo de algumas culturas.

No início da década de 1990, o processo de abertura da economia trouxe dificuldades adicionais, haja vista que a agricultura brasileira passou a se defrontar com concorrentes externos e a instabilidade inflacionária, que perduraria até a instituição do Plano Real, em 1994, prejudicando bastante o setor, por conta do descasamento entre os períodos de plantio e de colheita. Em anos recentes, os saldos agropecuários brasileiros têm sido crescentes,

notadamente a partir de 2000, vindo a contribuir para a melhoria das condições de equilíbrio externo da economia local (FREITAS, MENDONÇA e LOPES, 2014).

Além disso, a agricultura desempenha papel central no contexto econômico brasileiro, seja em termos de participação na renda nacional, seja em desenvolvimento regional. Em uma leitura ampla, em 2007, o agronegócio respondeu por 23,07% do produto interno bruto (PIB) (CIEGLINSKI, 2008). Muitas vezes, existe uma impossibilidade de mensuração que decorre do fato de que tais elementos que variam de forma suave no espaço, seja porque as discontinuidades são pouco frequentes na natureza, seja porque as quantidades se difundem por contágio, dificultando a avaliação e análise de regiões de vegetação (MOREIRA e PAEZ, 2003).

Ao conhecer a realidade de regiões agricultadas na região do Bioma Cerrado e a com as adversidades de ir a campo e fazer análises em grande escala, o método de classificação supervisionada, que consiste na identificação e interpretação de imagens provenientes de satélites, por meio de seleção de amostras feitas pelo analista, e sequencialmente efetuadas eletronicamente através de algoritmo classificador, visa sanar essas dificuldades e com o mesmo fim, o uso dos índices de vegetação tem sido amplamente usados no monitoramento vegetal em grande escala, com escopo de análise de estados das vegetações quanto ao crescimento, estresse ou deficiências, produtividade, nutrição, quanto à danos causados por agentes químicos e presença de ervas daninhas (ANTUNES, 2018; BRASILEIRO, 2014).

Tendo isso exposto, fica evidenciado a importância de se realizar um mapeamento para quantificar a área desmatada, assim como a caracterização dos principais fatores que levam ao desmatamento na região, e em conjunto analisar, dentre os índices de vegetação NDVI, EVI e SAVI, qual tem maior conformidade em comparação com a classificação realizada pelo intérprete.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

Apresentar a dinâmica espaço-temporal no município de Sapezal no Mato Grosso, por meio de índices de vegetação, quantificando a área de desmatamento a partir de imagens do satélite *Landsat 5 Thematic Mapper*, no Bioma Cerrado, nos anos de 1985, 1992 e 2000.

1.1.2 Objetivos específicos

- Quantificar a área desmatada usando o método de Classificação Supervisionada.
- Realizar o mapeamento através de índices de vegetação obtidos por imagens de sensores orbitais;
- Caracterizar os fatores que influenciam o desmatamento no Bioma Cerrado.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Sensoriamento remoto

Fotografia aérea foi o primeiro termo utilizado para se referir à obtenção de imagens a partir de câmeras acopladas a balões, dirigíveis e aeronaves, capazes de proporcionar a extração de dados, como o uso da cartografia, tendo princípio no início e meados do século XX (SILVA, 2015). Na década de 1960, o primeiro satélite foi lançado, o *Television and Infrared Observation Satellite*(TIROS-1), com finalidade meteorológica e climatológica, permitindo assim, o desenvolvimento de uma série de progressos acelerados que levariam a elaboração de satélites próprios para a observação do solo, como o *Earth Land Resources* (ERTS-1), posteriormente renomeado para Landsat-1 (FLORENZANO, 2008). Portanto, Evelyn Pruitt, uma cientista que trabalhava para os *U.S. Navy's Office of Naval Research*, notou que o termo “fotografia aérea” não era mais conveniente, uma vez que a partir deste momento, começava-se a coletar imagens utilizando radiação fora da região visível do espectro (CAMPBELL, 2011).

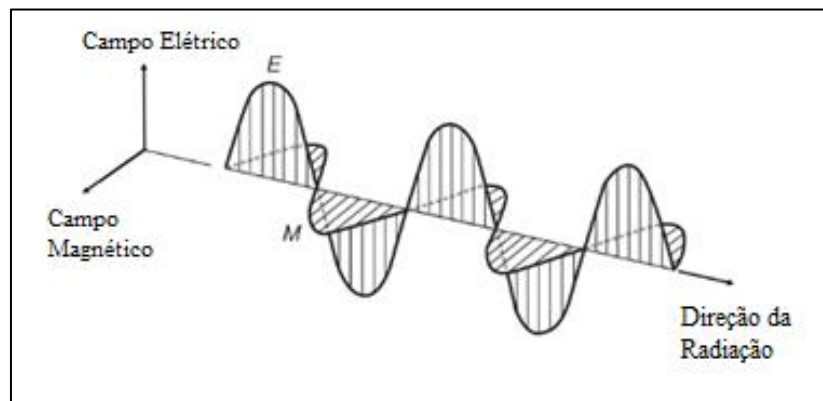
Com a observação de Pruitt, o termo “Sensoriamento Remoto” foi usado pela primeira vez, o que trouxe diversas definições. Em 1976, Fischer descreveu como “basicamente, é a arte ou ciência de descrever um objeto sem tocá-lo”, sendo confrontado, no mesmo ano por Lintz e Simonett, que diziam que era “a aquisição de dados físicos de um objeto sem tocá-lo ou ter contato” e por Barrett e Curtis que diziam que o sensoriamento remoto era “a observação de um alvo, por um dispositivo separado, a alguma distancia”. Mais recentemente, novas definições foram apresentadas, como para Jensen (2009) que trata o sensoriamento remoto como uma ciência, Florenzano (2011) como uma tecnologia e para Campbell (2011) como:

Prática de derivar informações sobre a superfície do solo e da água do planeta Terra usando imagens adquiridas de uma perspectiva aérea, usando radiação eletromagnética em uma ou mais regiões do espectro eletromagnético, refletida ou emitida pela superfície da Terra. (CAMPBELL, 2011, p.6).

A partir do momento em que a radiação fora da região do visível começou a ser usada, passou-se a ter como primário o uso da energia eletromagnética, sendo assim, de suma importância o entendimento das partes que compõem o espectro eletromagnético. A começar pela forma em que pode ser composta a radiação eletromagnética, sendo demonstrada por James C. Maxwell, no século XIX, no qual foi provado que o surgimento das ondas eletromagnéticas se dá pela interação dos campos elétricos e magnéticos que são gerados a partir da oscilação das cargas elétricas, Figura 1, ou seja, no momento em que a luz viaja no

espaço, a componente campo elétrico oscila de forma oposta a componente campo magnético, apresentando assim, de forma constante, uma componente positiva e outra negativa que nunca se encontram, gerando as ondas eletromagnéticas (VAINSHTEIN, 1988). As ondas eletromagnéticas podem ser caracterizadas por 3 critérios, Figura 2:

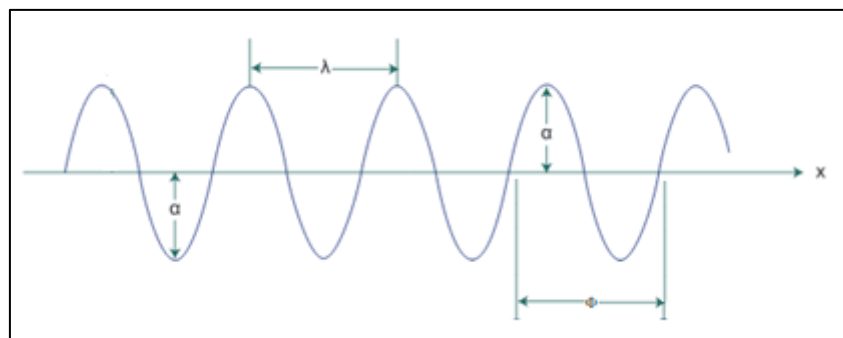
Figura 1: Direção da Radiação em função da oscilação entre o campo elétrico e o campo magnético.



Fonte: Vainshtein (1998).

- **Comprimento de onda (λ):** É a distância paralela entre picos e vales de uma onda. Geralmente medida em micrometros ($\mu\text{m}=10^{-6}\text{m}$).
- **Amplitude (α):** É o valor máximo atingido em uma onda.
- **Período (Φ):** É o tempo necessário para ser finalizado um ciclo completo de uma onda. A quantidade de ciclos completos em um segundo é chamada de *frequência*.

Figura 2: Caracterização dos elementos de uma onda periódica.



Fonte: Vainshtein (1988).

Quando uma quantidade de ciclos completos em um segundo é realizada, chamamos isso de frequência (ν). A frequência é medida em Hertz, quando dizemos “60 Hz” significa

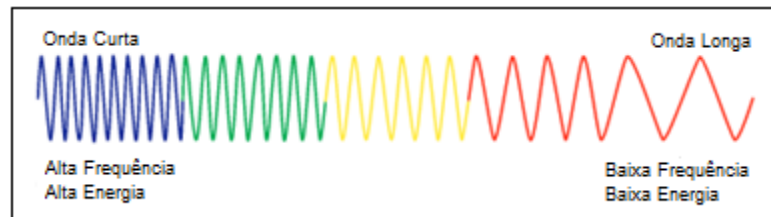
que foram completados 60 ciclos dentro de um segundo (SOUZA, MACHADO e AVACA, 2003). Quando a velocidade da luz é constante, podemos dizer que a relação entre o comprimento de onda e a frequência é dada pela seguinte expressão:

$$c = \lambda \times v \quad (2.1)$$

Em que c = velocidade da luz; λ = comprimento de onda e v = frequência da onda.

Ao observar a expressão, conclui-se que comprimentos de onda menores têm como resultado frequências maiores e comprimentos de onda maiores obtêm baixas frequências. O comprimento de onda do azul está em por volta do $0,45 \mu\text{m}$, enquanto o vermelho, $0,65 \mu\text{m}$, então temos que o azul tem uma frequência maior que a do vermelho, Figura 3, uma vez que o seu comprimento de onda é inferior.

Figura 3: Comprimento de onda em função da frequência.



Fonte: Bakker *et al* (2009).

Outra forma de explicar o fenômeno da energia eletromagnética é através da Teoria das Partículas, sendo ela uma energia através de fótons, que são partículas elementares que não tem carga e nem massa, que viajam extremamente rápido, sendo a velocidade do fóton a velocidade absoluta, de acordo com o Freire Jr, Pessoa Jr e Bromberg (2011). Nessa diferente abordagem, Bakker *et al* (2009), diz que “a energia contida em um único fóton de luz é suficiente para excitar uma única molécula de uma célula fotossensível do olho humano, contribuindo assim para a visão”, e que a quantidade de energia retida em um fóton está ligada a um comprimento de onda específico, como na expressão abaixo:

$$Q = h \times v = \frac{h \times c}{\lambda} \quad (2.2)$$

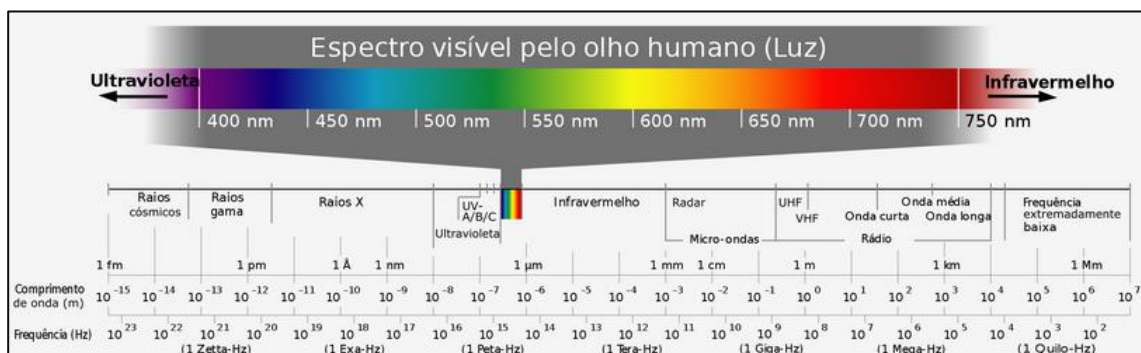
Em que Q = Energia de um fóton medida em Joule; h = Constante de Planck; v = Frequência; c = Velocidade da luz e λ = Comprimento de onda.

Ainda em relação a expressão, é demonstrado que em regiões do espectro em que o comprimento de onda é longo, o nível de energia é baixo, já em regiões em que o comprimento de onda é curto, o nível de energia é alto. Ao observar a Figura 4, podemos

notar que a luz verde é mais energética que a amarela e a vermelha, isso acontece também no caso da luz violeta, que é perigosa a saúde da pele, assim como outras frequências.

O espectro eletromagnético é dividido em dois grupos de acordo com o seu alcance: Espectro Ótico tendo uma variação de comprimento de onda de 0,30 a 15 μ m, que podem ser refletidos ou refratados com lentes e espelhos e o Espectro Reflexivo, que apresenta uma variação do comprimento de onda de 0,38a 3,0 μ m que está contido na região que é utilizada para o sensoriamento remoto (CAMPBELL, 2011).

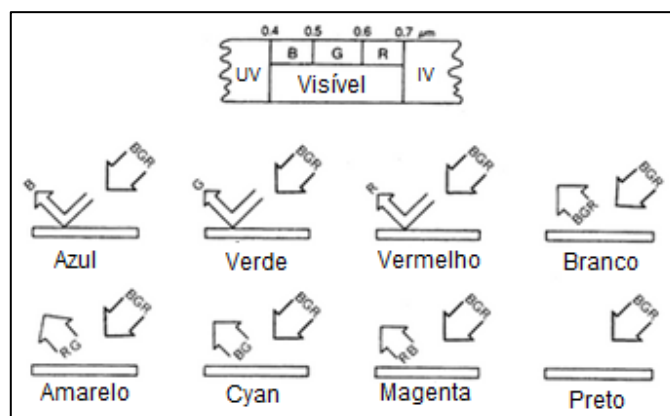
Figura 4: Divisão do espectro eletromagnético com ênfase na região do visível.



Fonte: Rossato (2012).

A região do espectro visível, que é definida pelos limites da visão humana, é de suma importância para o sensoriamento remoto, uma vez que os objetos têm suas cores definidas a partir das cores das luzes que eles refletem. Essas três cores, conhecidas como primárias, vermelho, verde e azul, combinadas, dão origem a novas cores dentro do espectro visível, como mostra a Figura 5.

Figura 5: Formação das cores primárias e secundárias. B- Azul; G- Verde; R- Vermelho; UV- Ultravioleta; IR- Infravermelho.



Fonte: Liew (2001).

Saindo da região do espectro visível, logo após a região do vermelho, encontram-se ondas de comprimento maior, que formam a região do infravermelho, cujo apresenta duas categorias, sendo elas o infravermelho refletido e o infravermelho termal. O infravermelho refletido é composto pelo infravermelho próximo (NIR) e pelo infravermelho de pequena onda (IVPQ), que é relacionado a radiação solar refletida da Terra (LIEW, 2001), consequentemente, diversos tipos de estudos podem ser realizados com imagens da superfície terrestre com o auxílio do infravermelho próximo.

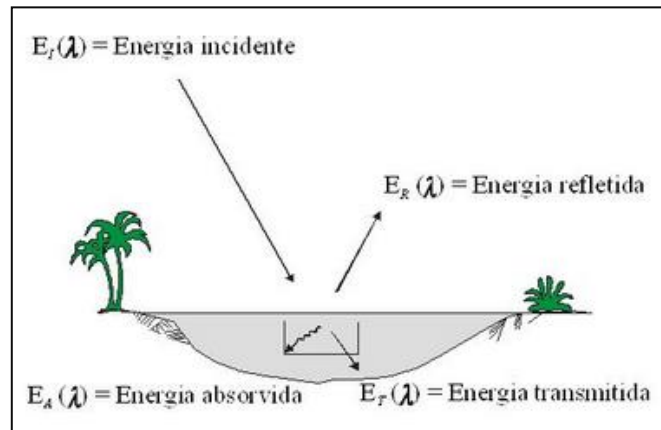
Podemos discriminar os tipos de vegetação e o estado de estresse das plantas, analisando a radiação do infravermelho próximo (e do infravermelho médio). Por exemplo, as árvores decíduas refletem mais energia do infravermelho próximo (NIR) do que as coníferas, então elas aparecem com mais realce, uma vez que é sensível ao infravermelho. (SOUZA, MACHADO e AVACA, 2003, p 84).

Enquanto o infravermelho termal, composto pelo infravermelho de onda média (IVOM) e o infravermelho de onda longa (IVOL), é relacionado a radiação oriunda da superfície terrestre na forma de calor (AGGARWAL, 2004), o que vem contribuindo para inúmeras áreas da ciência.

Técnicas de sensoriamento remoto por infravermelho termal têm sido aplicadas em climatologia urbana e estudos ambientais, principalmente para analisar padrões de temperatura da superfície terrestre e sua relação com características da superfície, avaliar as ilhas de calor urbanas e relacionar a temperatura da superfície da terra com fluxos de energia da superfície para caracterizar propriedades, padrões e processos da paisagem (WENG, 2009, p 9).

Quando a energia eletromagnética interage com a superfície terrestre, alguns fenômenos são observados. Esses fenômenos são compostos pela segmentação da energia incidente na atmosfera. À medida que a energia eletromagnética alcança a superfície terrestre, ela sofre algumas ramificações na qual se transforma em energia refletida, absorvida e energia transmitida, Figura 6. Esses fenômenos são de suma importância para o sensoriamento remoto, uma vez que a interação causada entre a radiação e a superfície terrestre é o principal fornecedor de informações para o sensor do satélite, possibilitando a obtenção, tanto de dados espaciais (tamanho, forma), como dados espectrais (cor, assinatura espectral) (AGGARWAL, 2004).

Figura 6: Interações das energias eletromagnéticas com a superfície terrestre.



Fonte: Araújo (2014).

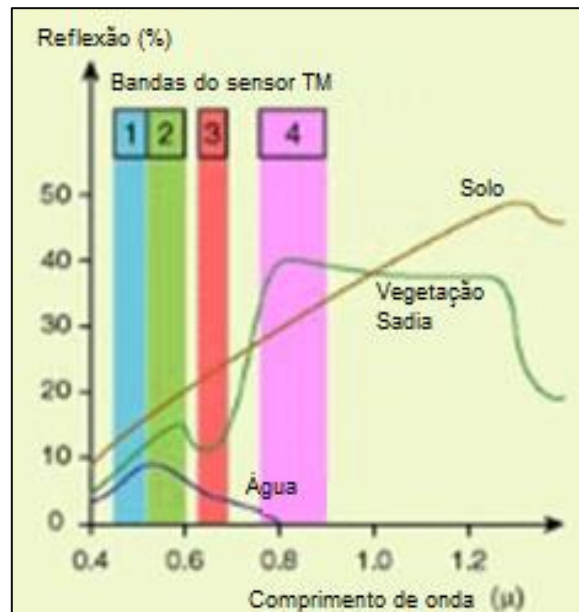
Segundo Moraes (2002) “A proporção de energia transmitida/absorvida/refletida variará com comprimento de onda e tipo de material”. Além disso, outros fatores podem ser incisivos, como no caso da reflexão que pode ser especular, quando ocorre em superfícies quase lisa/regular e a energia que move-se na direção contrária tende a seguir por um único feixe, ou difusa, onde a superfície é rugosa e a energia refletida segue por diversos feixes, quase que uniformemente (ROSENDO, 2005). Por outro lado, a energia transmitida, segundo Aggarwal (2004) “ocorre quando a radiação atravessa uma substância sem atenuação significativa”, podendo ser devido a espessura ou profundidade da substância.

Os elementos da Terra têm diferentes características em relação a sua reflectância, isso se dá em função do comprimento de onda e pelas particularidades do terreno. A reflectância é responsável pela interação que tem resultado com as cores e tonalidades de um corpo em uma imagem. Essa interação recebe o nome de Assinatura Espectral, que Sabins (2011) reafirma dizendo que “é a expressão de um objeto em uma imagem que permite o reconhecimento deste objeto”. A assinatura espectral pode ser expressão pela equação (2.3) gerando as curvas da Figura 7.

$$P(\lambda) = \left[\frac{E_r(\lambda)}{E_i(\lambda)} \right] \times 100 \quad (2.3)$$

Em que $P(\lambda)$ = Reflectância espectral em um comprimento de onda particular; $E_r(\lambda)$ = Energia de um comprimento de onda refletida de um objeto e $E_i(\lambda)$ = Energia de um comprimento de onda incidente sobre um objeto.

Figura 7: Reflectância das bandas azul, verde, vermelho e infravermelho próximo em relação à assinatura espectral dos elementos solo, vegetação sadia e água.

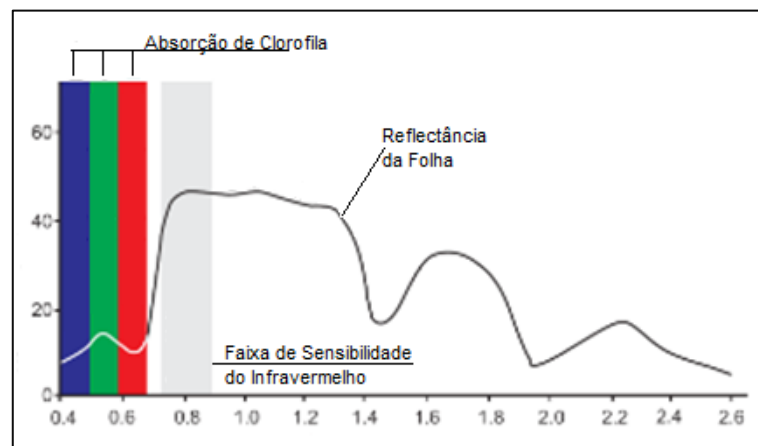


Fonte: Cox e Yetter (2011).

A partir da observação das características da curva espectral, Figuras 8, 9 e 10, é possível alegar qual tipo de cobertura do solo estamos manipulando. As principais são: vegetação, solo e água.

- Vegetação: As propriedades das folhas, incluindo a orientação e a estrutura da copa das árvores, são os elementos que definem as principais características de reflectância da vegetação. A quantidade de energia refletida para um determinado comprimento de onda depende da pigmentação foliar, da espessura e composição da folha (estrutura celular) e da quantidade de água no tecido foliar (PONZONI e REZENDE, 2004).

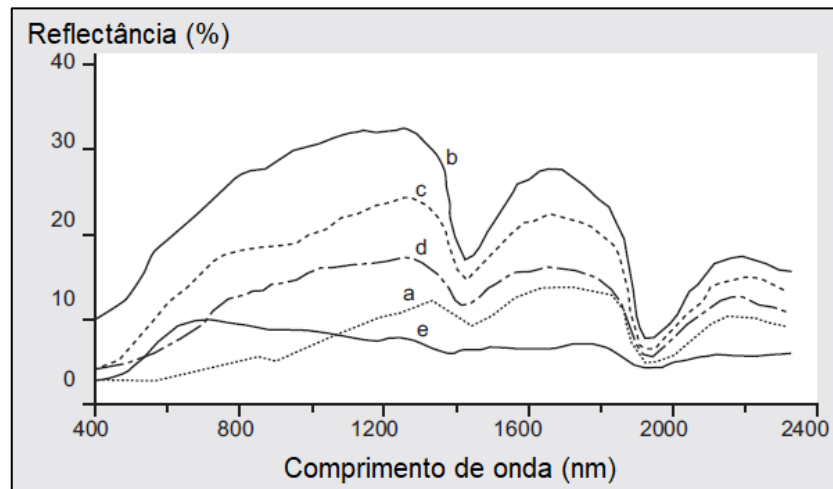
Figura 8: Curva espectral da reflectância por comprimento de onda ($m\mu$) de uma vegetação sadia.



Fonte: Bakker *et al* (2009).

- Solo: Os principais fatores que influenciam a refletância no solo são: cor, teor de umidade, presença de carbonato e o teor de óxido de ferro. Sendo assim, é difícil apresentar apenas uma curva espectral do solo (GENÚ e DEMATTÊ, 2010).

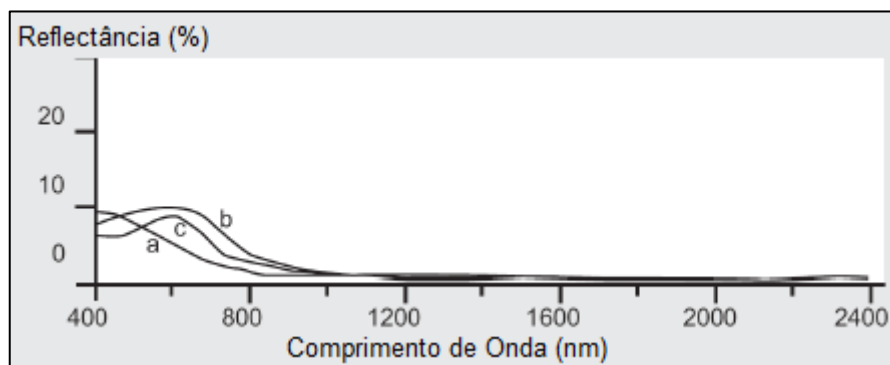
Figura 9: Curva espectral de 5 diferentes tipos de solo. a) Dominantemente orgânico; b) minimamente alterado; c) teor de ferro alterado; d) orgânico alterado; e) ferro dominante. O último solo apresenta uma curva diferente em função grande absorção do ferro em ondas de comprimento longo.



Fonte: Bakker *et al* (2009).

- Água: Em comparação com a vegetação e os solos, a água tem uma menor refletância. A vegetação pode refletir até 50%, o solo pode atingir 30-40%, enquanto a água reflete no máximo 10% da energia incidente. A água reflete a energia eletromagnética na faixa visível e um pouco na faixa NIR (TRENTIN, 2009).

Figura 10: Curva espectral da água. a) Água do oceano; b) água turva; c) água com clorofila.



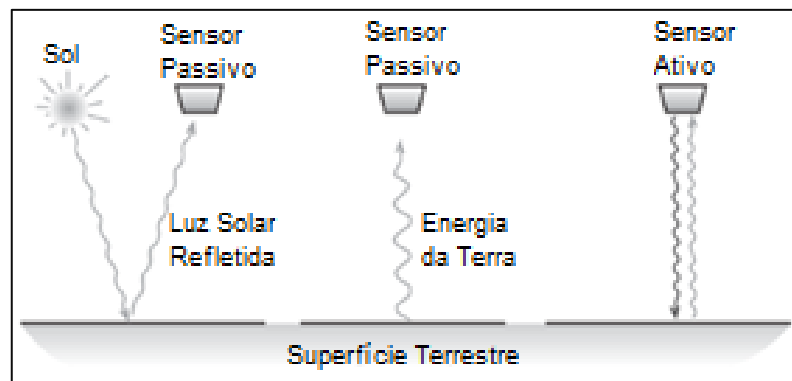
Fonte: Bakker *et al* (2009).

Para Campbell (2011), “os dados do sensor são formados quando um instrumento (câmera ou radar) visualiza objetos físicos através do registro da radiação eletromagnética

emitida ou refletida pela superfície terrestre”. Esses dados são captados por meio de instrumentos que trabalham na região do visível, infravermelho próximo e termal do espectro eletromagnético, ou seja, a região ótica do espectro, esses sensores são chamados de sensores óticos passivos, uma vez que eles necessitam de uma fonte de energia eletromagnética externa, como o sol. Existem também os sensores que são capazes de ser receptor e emissor de energia eletromagnética, sendo assim, eles são chamados de sensores óticos ativos, Figura 11 (LIU, 2007). Em relação ao sensor, Figura 12, Moraes (2002), disse:

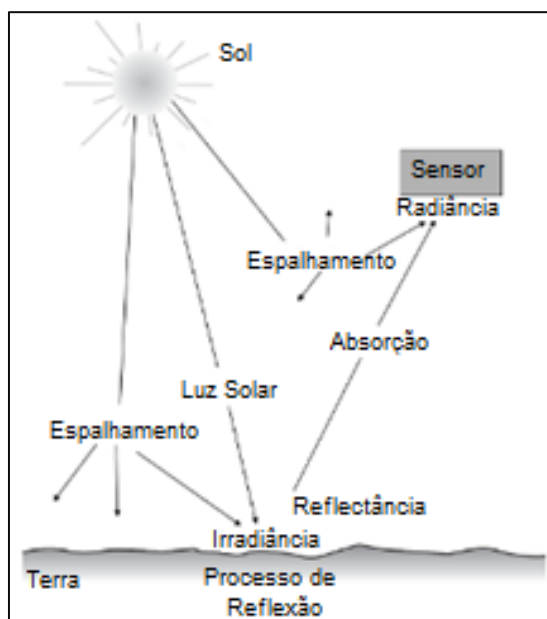
Ao sentir a luz refletida, a radiância no detector é a radiância da superfície da Terra atenuada pela absorção atmosférica mais a radiância da luz dispersa. A radiância na superfície da Terra depende da irradiância (a intensidade do radiação solar incidente) e a reflectância da superfície do terreno. A irradiação por sua vez deriva da luz direta do sol e da luz difusa, esta última causada por espalhando, intensificado em dias nebulosos. (Moraes, 2002. p. 15).

Figura 11: Interação dos sensores ativo e passivo com a superfície terrestre.



Fonte: Bakker *et al* (2009).

Figura 12: Processos de interação das energias eletromagnéticas na atmosfera entre a fonte de energia e a captura do sensor.



Fonte: Bakker *et al* (2009).

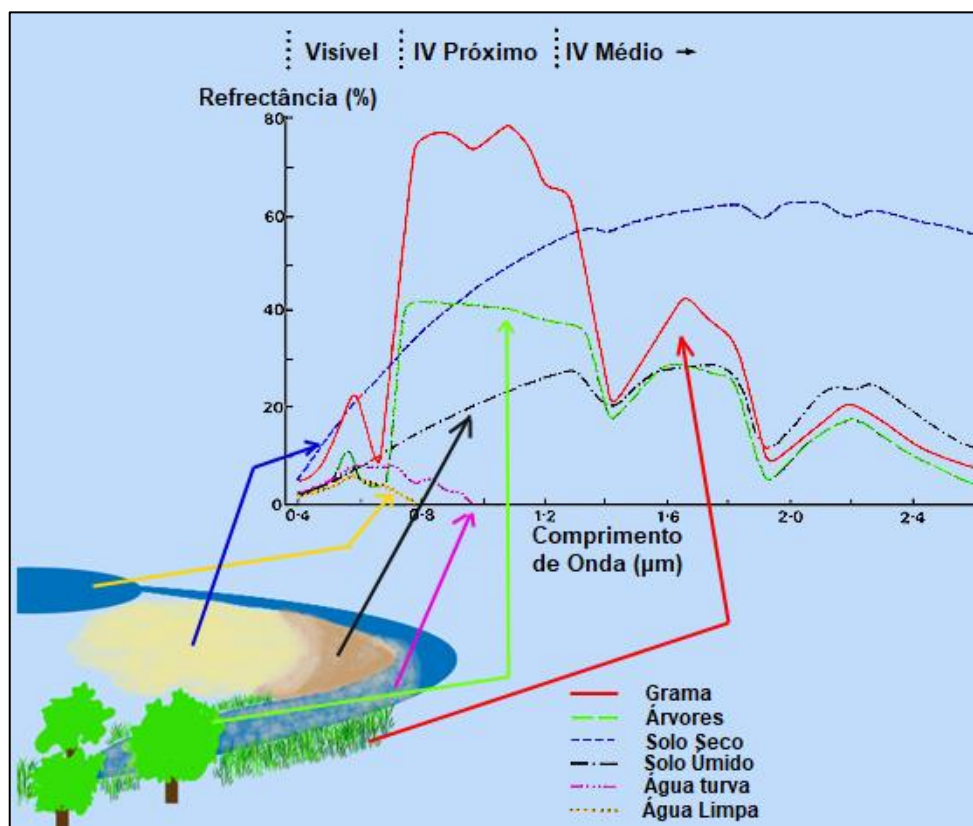
Segundo Fagundes (2016), “Cada sensor possui limitações operacionais para produzir imagens nítidas e bem definidas da superfície”. A qualidade dessas imagens capturadas pelos sensores depende diretamente das suas resoluções:

- **Resolução Espacial:** É a menor distância linear ou angular entre dois pontos. A menor unidade formada por essas distâncias é chamada de pixel, no qual apresenta a uma estrutura matricial. A qualidade da imagem é inversamente proporcional ao tamanho do pixel. Quanto menor o pixel, maior a resolução espacial (NOVO, 1989).
- **Resolução Temporal:** É o intervalo de tempo que o satélite precisa para observar o mesmo ponto na terra. Existem satélites que demoram 16 dias para voltar a recobrir a mesma, assim como existem outros que são capazes de revisitar o mesmo ponto a cada 30 minutos (CHUVIECO, 1996)
- **Resolução Espectral:** É referente ao número e a largura das bandas, sendo assim, um sensor apresenta uma melhor resolução espectral quando tem um maior número de bandas e/ou quando ele apresenta bandas mais delgadas (CHUVIECO, 1996)
- **Resolução Radiométrica:** Refere-se ao intervalo de escala de cinza que traduz a intensidade da energia eletromagnética, tanto quanto a emitida, quanto a refletida, portanto cada pixel recebe um código equivalente ao seu na escala de cinza, recebendo o nome de Número Digital (NOVO, 1989).

2.1.1 Sensoriamento remoto em estudos da vegetação

A vegetação apresenta um comportamento particular em contato com a radiação eletromagnética, Figura 13. Esse comportamento é medido através da capacidade de reflectância, transmitância e absorvância do alvo. Segundo Bohrer (2009), diversas variáveis são direcionadoras em estudos da vegetação por meio do SR, como escala de trabalho, conjunto de plantas, diferentes conjuntos de plantas contíguos, condições climáticas, iluminação, recursos hídricos e parâmetros da imagem.

Figura 13: Curva das assinaturas espectrais para diferentes alvos.



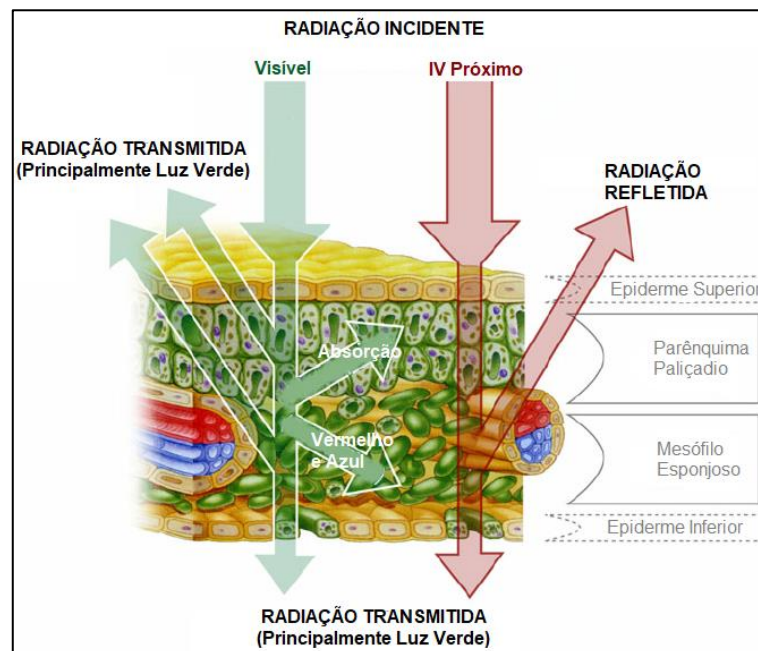
Fonte: EuroClim (2009).

Sendo formada pelos elementos: flores, frutos, galhos, sementes e folhas, sendo a folha a que apresenta a maior interação com a energia supracitada, o que a torna mais complexa por ser formada por diferentes composições físico-químicas, divididas em abundância de pigmentos fotossintetizantes, distribuição e quantidades dos tecidos e espaços que são constituídos entre as células. É interessante salientar que o fluxo que incide em alvos vegetais é diretamente dependente destas características físico-químicas, das características referentes ao ângulo de incidência, polarização e comprimento de onda. Essa relação entre essas características compõem o comportamento espectral das folhas, que por constituírem a

maior parte de uma planta, se assemelham bastante as propriedades do dossel da vegetação (PONZONI, 2002).

O comportamento espectral se mostra em função da radiação eletromagnética que incide nas folhas de uma vegetação, na qual atravessa várias camadas compostas por cutícula, epiderme superior, mesófilo ou parênquima paliçádio, mesófilo lacunoso ou esponjoso, epiderme inferior e cutícula inferior, Figura 14, com diferentes intensidades ao longo da mesma, portanto, esse comportamento apresenta variações nos diferentes tipos de radiação em diversas partes da folha, como pode ser visto no Quadro 1 (ABREU e COUTINHO, 2014).

Figura 14: Estrutura da folha e a sua interação com a radiação incidente da região do visível e do infravermelho.



Fonte: Verhoeven (2012).

Quadro 1: Comportamento espectral da vegetação em diferentes regiões do espectro eletromagnético.

RADIAÇÃO ELETROMAGNÉTICA DO VÍSEL
O aumento da clorofila tende a aumentar a absorção desta energia, para transformação e armazenamento de elementos vitais para a planta e pode resultar na diminuição de energia que atravessa a planta e atinge suas porções mais baixas, o que justifica a coloração escura da vegetação nas imagens desta faixa. Esse fator pode ser confirmado ao se contrapor uma folha com o solo para verificar que ela não retém todo o brilho da fonte.
RADIAÇÃO ELETROMAGNÉTICA DO INFRAVERMELHO PRÓXIMO
Nesta frequência a energia apresenta os maiores índices de reflectância pelas folhas, devido à baixa absorção e médio espalhamento resultante da interação da REM com o mesófilo. Entretanto, fatores externos podem alterar os índices de água e ar no mesófilo, modificando assim os padrões de reflectância, a qual pode aumentar proporcionalmente com o aumento dos espaços intracelulares.
RADIAÇÃO ELETROMAGNÉTICA DO INFRAVERMELHO MÉDIO
Este tipo de radiação é absorvido pela água, o que torna a reflectância das folhas e da vegetação, em geral, relativamente pequena em imagens destas bandas.

Fonte: Abreu e Coutinho (2014), adaptada pela autora.

2.2 Índices de vegetação

Para aquisição, administração e manipulação de dados referentes à vegetação, para verificação de biomassa, vitalidade e verdura da vegetação, para monitoramento de mudança da cobertura vegetal, entre outros, os índices de vegetação foram criados, com o intuito de qualificar e quantificar a vegetação de uma região (OLIVEIRA *et al*, 2012; JENSEN, 2009). Os índices, de acordo com Leite (2017) “são medidas radiométricas adimensionais, que foram criados para distinguir as informações espectrais da vegetação em relação às demais superfícies da terra”, dessa forma é possível realizar diversos estudos através de dados extraídos de imagens de satélite.

2.2.1 Normalized Difference Vegetation Index – NDVI

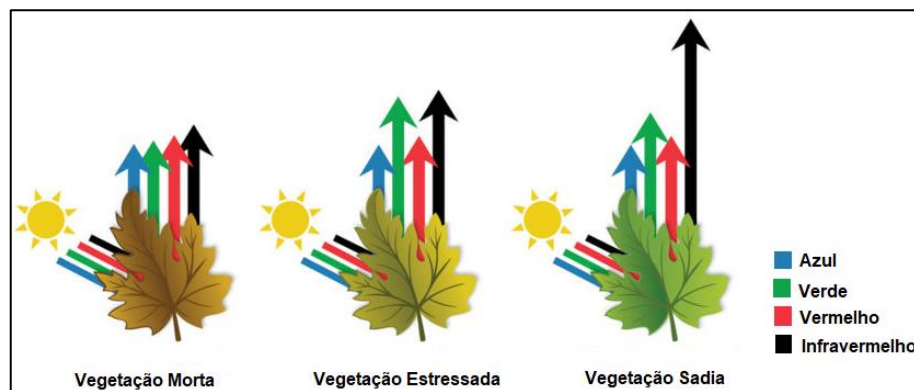
Diversos conceitos são atribuídos ao Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), um deles é sintetizado por Shimabukuro (1998a), no qual afirma ser “uma aplicação dos processos de realce por operações matemáticas entre bandas de sensores satelitários”, sendo esse realce diretamente ligado às propriedades de reflectância, composição e quantidade de brilho que atingem o alvo, obtendo resultados em função de algoritmos

específicos (PETTORELLI, 2013). Além de ter uma boa caracterização no realce das feições de vegetação, é uma técnica bastante utilizada pela redução de lapsos nos dados oriundos do *Landsat TM*, conservando as informações essenciais para os estudos da vegetação (SHIMABUKURO *et al*, 1998b).

O NDVI se dá pela medida da quantidade de verde em uma área de vegetação, sendo uma das possibilidades a distinção entre áreas florestadas e áreas antropizadas, segundo Cox e Yetter (2011):

Pesquisadores estudaram a refletância espectral da vegetação e sabem que a clorofila verde absorve a luz vermelha (0,63-0,69 μ m, banda 3) reduzindo assim a quantidade de luz vermelha refletida. As células do mesofilo nas folhas são excelentes refletores de energia próxima do Infravermelho (0,76-0,90 μ m, banda 4). Assim, a vegetação verde tem baixa refletância de luz vermelha e alta refletância de luz de infravermelho próximo.(COX e YETTER, 2011, p. 11).

Figura 15: Comportamento espectral da vegetação em diferentes estados.



Fonte: MIDOPT, 2017.

A Figura 15 explicita o comportamento da interação das radiações na região do visível e do infravermelho para cada determinado estado da planta, é perceptível, que as plantas que estão saudias tem um maior índice de reflectância na região do infravermelho, enquanto a radiação do vermelho apresenta o seu mais baixo índice. Essa diferença entre as reflectâncias das bandas caracteriza o NDVI. De acordo com essas observações feitas em relação à reflectância de cada feição em função do comprimento de onda, Jensen (1996), descreveu a expressão (2.4) para o cálculo do NDVI.

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \quad (2.4)$$

Em que NIR - Reflectância na região espectral do infravermelho próximo e RED - Reflectância na região espectral do vermelho.

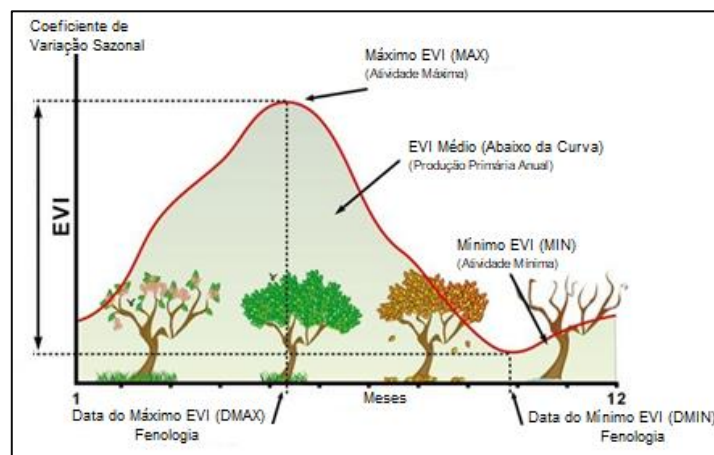
Esse índice, atualmente, é indicado para realização de avaliação de cobertura vegetal, monitoramento de vegetação, monitoramento de regiões de seca agrícola, entre outros. Para Meera Gandhi *et al* (2015) “um parâmetro de medida simples e eficaz, que é usado para indicar as coberturas vegetais da superfície terrestre e o status de crescimento das culturas no campo através de sensoriamento remoto”.

2.2.2 Enhanced Vegetation Index – EVI

Elaborado para a suavização das perturbações em imagens de satélites causados por saturação e ruídos no solo, o *Enhanced Vegetation Index*, foi desenvolvido a partir do desacoplamento do sinal do fundo do dossel da vegetação e da atenuação das influências atmosféricas.

Por apresentar essas características mais apuradas em relação ao comportamento do solo e da vegetação, o EVI se torna mais eficaz no que diz respeito a fenômenos fenológicos do desenvolvimento das culturas, assim como no monitoramento das mudanças das culturas durante um espaço de tempo, logo, em regiões onde a biomassa da vegetação é maior, o EVI tem capacidade superior de interação (SON *et al*, 2014). Sendo assim, Rosendo (2005) afirma que “o EVI é mais sensível a variáveis na definição estrutural do dossel, incluindo o índice de área foliar, a fisionomia da planta e a arquitetura do dossel”.

Figura 16: Fenômenos fenológicos do EVI.



Fonte: Lourenço (2015).

Conforme apresentado, Figura 16, a biomassa das folhas da vegetação é de suma importância para o desenvolvimento do EVI, sendo assim, Lourenço (2015) explica como o índice atua.

A reflectância da folha tem, principalmente uma função de espalhamento múltiplo nos tecidos mesófilos da folha que é influenciado pelo arranjo das células dentro do mesofilo. Assim, a fórmula baseia-se no fato de que a clorofila absorve o vermelho enquanto a estrutura foliar do mesofilo dispersa o infravermelho próximo. (LOURENÇO, 2015, p. 33).

Dessa forma, surge a expressão:

$$EVI = G \times \left(\frac{(\rho_{NIR} - \rho_{RED})}{(\rho_{NIR} + C1 \times \rho_{RED} - C2 \times \rho_{Blue} + L)} \right) \quad (2.5)$$

Em que G - Fator de ganho ($G = 2,5$); L - Fator de ajuste para a interferência do solo ($L = 1$); C1 - Coeficiente de ajuste dos efeitos atmosféricos para o vermelho ($C1 = 6$); C2 - Coeficiente de ajuste dos efeitos atmosféricos para o azul ($C2 = 7,5$); ρ_{NIR} - Reflectância na região espectral do infravermelho próximo; ρ_{RED} - Reflectância na região espectral do vermelho e ρ_{BLUE} - Reflectância na região espectral do azul.

Os valores resultante do cálculo do EVI são variáveis dentro de um alcance que vai de -1 a +1, sendo os valores negativos relacionados a ausência de vegetação (KUPLICH *et al*, 2013).

2.4.3 Soil Adjusted Vegetation Index – SAVI

Proposto em 1988 por Huete, tendo como principal objetivo atenuar os efeitos espectrais oriundos do solo, o Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI) foi equacionado da seguinte forma (HUETE, 1988):

$$SAVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED + L)} \times (1 + L) \quad (2.6)$$

Em que NIR - Reflectância na região espectral do infravermelho próximo; RED - Reflectância na região espectral do vermelho; L – Fator de ajuste para o substrato do dossel (1,0 - cobertura vegetal pouco densa; 0,5 - cobertura vegetal densidade intermediária; 0,25 - cobertura vegetal muito densa).

Tanto o SAVI como o NDVI são indicadores da densidade e da condição da vegetação verde. O SAVI é uma adaptação do NDVI, porém o SAVI utiliza um fator de ajuste para minimizar o efeito da presença de solo em meio à vegetação, retirando o efeito dos solos claros ou escuros, amenizando assim os efeitos do background do solo. (LEITE *et al*, 2017, p. 12).

2.3 Satélite *Landsat-5*

A família *Landsat* foi a primeira série de satélites, a ser lançada com as premissas meteorológicas e de observação da Terra. Após o lançamento do ERTS-1, que deu origem ao *Landsat-1* em 1972, diversos outros satélites foram lançados ao espaço, dentre eles o *Landsat-5* (FLORENZANO, 2008).

O satélite *Landsat-5* foi lançado no dia 1 de março de 1984, operante a uma altitude de 705 Km e inclinação de 98,2° em relação ao equador com órbita circular do tipo solssíncrona ou heliossíncrona (em sincronia com o movimento solar, resultando na passagem sobre o mesmo ponto da superfície terrestre todos os dias na mesma hora). (ZANETTI, 2017, p. 3).

Projetado inicialmente, para permanecer em órbita por apenas 2 anos após seu lançamento, tendo como sensores operantes o MSS (*Multispectral Scanner System*) e o TM (*Thematic Mapper*), o *Landsat-5* superou vigorosamente as expectativas e se perdurou por 28 anos. Durante esse período, foi interrompido o seu envio de dados do sensor MSS em 1995, já o sensor TM continuou em operação até novembro de 2011, concluindo assim a sua missão. Importante salientar, que após esse período, o sensor MSS foi ativado novamente, transmitindo apenas informações dos Estados Unidos (EMBRAPA, 2013).

Os dados do sensor TM foram utilizados em pesquisas e definições de metodologias em amplas áreas do conhecimento científico e tiveram importância singular para a evolução das técnicas desenvolvidas e utilizadas no sensoriamento remoto mundial. (EMBRAPA, 2013).

Quadro2: Características do satélite Landsat-5.

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral	Resolução Espacial	Resolução Temporal	Área Imageada	Resolução Radiométrica
TM (<i>Thematic Mapper</i>)	Azul (B1)	0,45 – 0,50 μm	30 m	16 dias	185 km	8 bits
	Verde (B2)	0,50 – 0,60 μm				
	Vermelho (B3)	0,63 – 0,69 μm				
	Infravermelho Próximo (B4)	0,76 – 0,90 μm				
	Infravermelho Médio (B5)	1,55 – 1,75 μm	120 m			
	Infravermelho Termal (B6)	10,4 – 12,5 μm				
	Infravermelho Médio (B7)	2,08 – 2,35 μm	30 m			

Fonte: INPE (201-).

O sensor TM é composto por 7 bandas espectrais, como mostrado no Quadro 2. Cada banda apresenta um comportamento específico para diversas finalidades, que combinadas são capazes de evidenciar feições definidas. As bandas de 1 a 3 são referentes a região do visível, as de 4, 5 e 7 a região do infravermelho e a número 6 referente a região do infravermelho termal.

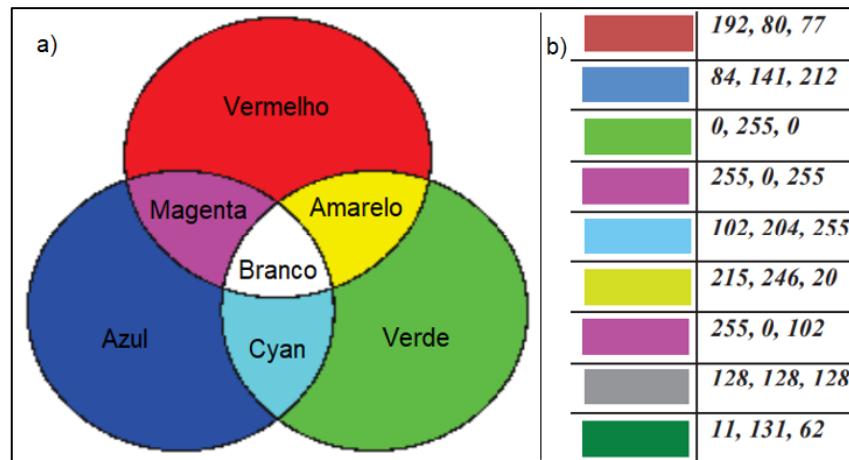
De acordo com a Divisão de Geração de Imagens - INPE (DGI), a banda 1 é melhor relacionada a estudos batimétricos, pela sua facilidade na penetração em corpos d'água; a banda 2 tem como característica a identificação de sedimentos em suspensão, tornando possível a quantificação e qualificação dos mesmos; a banda 3 é indicada para estudos relacionados a vegetação, pois apresenta contraste significativo em relação a outras feições, assim como em relação aos tipos de vegetação.

A banda 4 absorve bastante energia tanto em corpos d'água quanto em regiões de vegetação, além de apresentar precisão à morfologia do solo, permitindo também obtenção de informações geológicas e estruturais; a banda 5 é relacionada ao teor de umidade das plantas, propiciando a observação de estresse na vegetação; a banda 6 conta com precisão quanto aos contrastes térmicos e a banda 7 é mais indicada para identificação de minerais, uma vez que tem uma grande sensibilidade a morfologia (INPE, 201-).

2.2.1 Composição de Bandas

A retina humana possui três diferentes tipos de células fotorreceptoras de cor, elas são formadas pelas seguintes componentes numéricas: intensidade, matiz e saturação, em que a intensidade é responsável pela sensação de brilho, a matiz pela sensação de cor e a saturação pelo grau de nitidez da cor, atrelado a isso, o olho humano percebe cerca de 30 níveis de cinza e 7 milhões de cores, baseando-se em uma tabela de cores, Figura 17, resultando da composição das cores primárias e secundárias supracitadas na seção 2.1 (FALCÃO, 2010; MENEZES e ALMEIDA, 2012).

Figura 17: a) Composição de cores primárias, cores secundárias e branco. b) Demonstrativo da composição de cores alçaçáveis pelo olho humano.



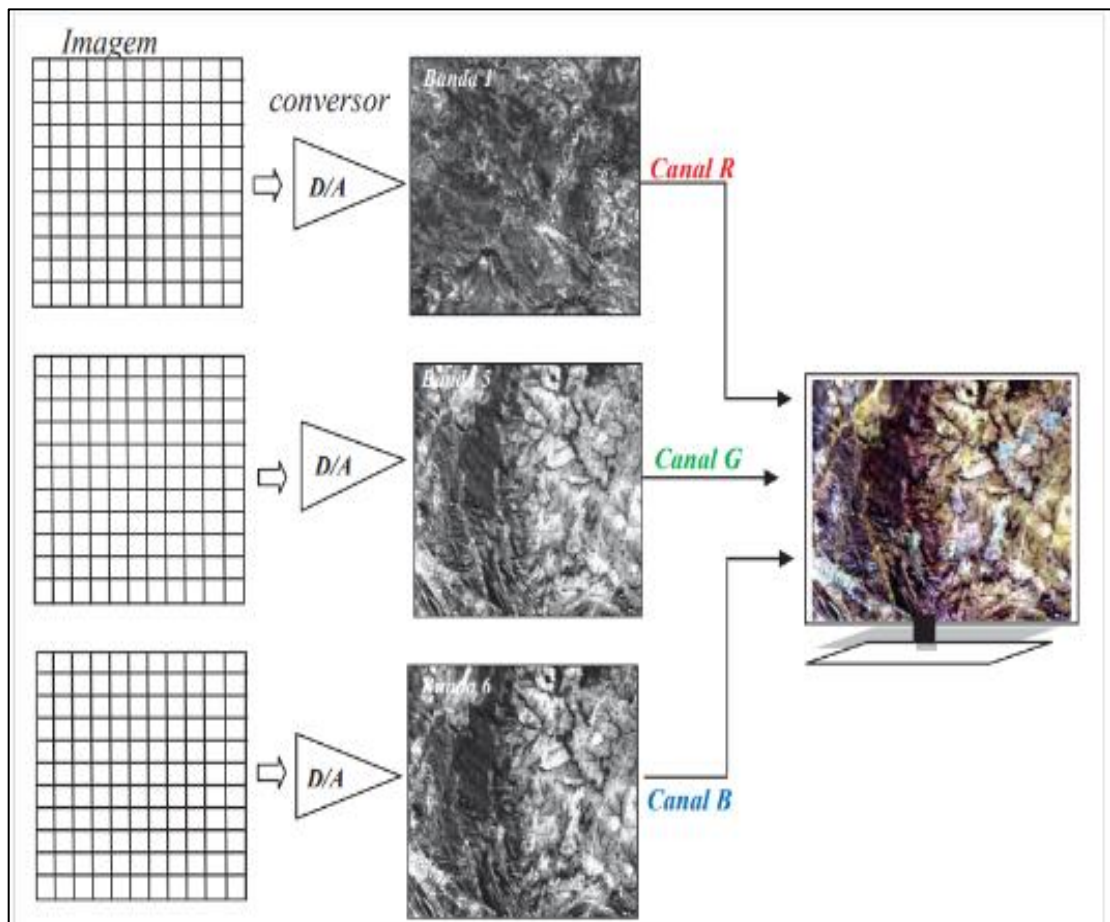
Fonte: Menezes e Almeida (2012). Adaptada pela autora.

Uma banda de uma imagem de satélite é extraída em escala de cinza e pode ser transformada em uma imagem colorida através de uma composição denominada *RGB* (*red, green and blue*), entre outros diferentes tipos de composições, sigla que vem do inglês para nomear cada componente de cor responsável pelos canais vermelho, verde e azul, respectivamente, Figura 18 (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

Essa conversão é feita por meio da associação da banda em escala de cinza a uma das três componentes de cores primárias. Para a aplicabilidade do sistema *RGB*, é interessante perceber que o olho humano capta mais variações de azul, em sequência de vermelho e por último, variações de verde, sendo assim, em regiões de interesse com pouca variação de valor em uma dada banda, essa deve ser associada ao azul (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

De acordo com Miranda *et al* (2016), o procedimento e o objetivo de uma composição *RGB*, Figura 19, se baseiam em “adicionar-se bandas de sensores multiespectrais nos canais do vermelho, verde e azul, com base na característica espectral de cada banda afim de realçar diferentemente alvos na superfície terrestre”, desta forma, com a grande quantidade de bandas e a possibilidade de permuta entre as três cores, o número possível de composições coloridas se torna bastante amplo, cabendo ao intérprete fazer a escolha das três bandas que melhor se adequem ao seu estudo (MIRANDA *et al*, 2016; FALCÃO, 2010).






Figura 18: Processo de composição colorida no formato RGB.



Fonte: Menezes e Almeida (2012).

É importante salientar que não existe composição padronizada, cada composição é feita com base no que se deseja realçar, delimitar e identificar com mais clareza, recorrendo as características espectrais do objeto de estudo e o tipo de sensor a ser utilizado. As composições feitas de forma diferente da composição 3, 2, 1 são chamadas de “composição falsa-cor” por apresentarem um realce diferente da cor real do objeto na imagem. Algumas composições são mais comuns, como as apresentadas na figura 20 (FALCÃO, 2010).

Figura 19: Composições coloridas habituais usadas no satélite Landsat 5. a) Define limites entre solo e água, vegetação aparece em tons vermelhos; b) imagens naturais, vegetação aparece em tons verdes; c) melhor para a definição de limites entre solo e água, vegetação em tons verdes; d) melhor delimitação de drenagens e estruturas geológicas; e) discriminar umidade na vegetação e no solo, vegetação em tons verdes

	a) Falsas cores Infra Vermelho:	4, 3, 2
	b) Cores Naturais:	3, 2, 1
	c) Cores Naturais Simuladas:	5,4,3
	d) Cores Naturais Simuladas:	7,5,3
	e) Cores Naturais Simuladas:	7,4,2

Fonte: Florenzano (2011).

2.4 Tratamento de imagens

2.4.1 Interpretação de imagens

As imagens provenientes de sensores extraterrestres são entregues de forma bruta, no qual os dados captados pelo sensor são dos dados de irradiância, que são decodificados em forma de Números Digitais. Os ND são responsáveis pela intensidade visual da escala de cinza, que é o parâmetro elementar a ser identificado pela visão humana. A escala de cinza e seu brilho, fornecidos pelas imagens de satélite, são as principais fontes para extração de dados de um intérprete, agente essencial para a realização da interpretação de imagens (FILHO, 2000).

Segundo Florenzano (2011), “Interpretar imagens é identificar objetos nelas representados e dar um significado para eles”, para que isso possa ser efetivado, um indivíduo faz do uso da observação como sua ferramenta para identificar a representação na imagem e traduzi-lo como feição. Para tornar essa tradução mais fiel, é importante que o intérprete tenha conhecimento tanto da área geográfica, quanto em relação aos tipos de feições dessa região, sendo elas urbanas ou rurais, relevo acidentado ou não, entre outros.

Ainda de acordo com Florenzano (2011), alguns objetos são mais fáceis de serem identificados pelo intérprete, por outro lado, outros apresentam um grau de dificuldade maior, logo, se faz do uso de uma relação entre o que os objetos identificados, como Florenzano (2011) exprime e exemplifica “que com base na drenagem, de feições e formas de relevo, destacadas na imagem, são interpretadas a geologia, solos e processos relacionados”. Portanto, o discernimento do intérprete é de suma importância para o desempenho da interpretação, e para assessorar o profissional, alguns elementos chave são adotados na hora de uma interpretação de imagem, como Florenzano (2011) explicita:

- Tonalidade: Refere-se à escala de cinza e brilho para a identificação do alvo;
- Cor: Refere-se à escala de cores para identificação do alvo. Interpretação mais fácil, uma vez que o olho humano identifica mais cores do que escala de cinza;
- Textura: Refere-se à percepção do aspecto da região, podendo ser liso ou apresentando rugosidade. Muito usada para identificação de relevo;
- Tamanho: Refere-se a escala na qual o objeto se apresenta;
- Forma: Apresenta-se de maneira regular, propiciando ser uma feição artificial, ou de maneira irregular, propiciando ser uma feição natural;

- Sombra: Ajuda na identificação de objetos com elevação e oculta outros objetos;
- Padrão: Refere-se à organização dos objetos em determinada região;
- Localização: Refere-se à identificação prévia das feições, como rurais, urbanas, etc.

2.4.2 Processamento de imagens

Imagens oriundas de sensores trazem informações significativas, que para serem extraídas de uma forma correta e assertiva, necessitam passar por processos automatizados para extração direcionada destes dados. De acordo com Neves, Pavanelli & Camphora (2014) “o objetivo de se usar processamento digital de imagens é remover barreiras, inerentes ao sistema visual humano, facilitando a extração de informações a partir de imagens.”, além disso, explica Florenzano (2011) que “é fundamental compreender o tipo de transformação aplicada aos dados de sensoriamento remoto, para evitar perda de informação e erros na sua análise e interpretação”, por conseguinte, as imagens que passam pelos processos intrínsecos ao PDI resultam em novas imagens que têm atribuídos a si informações específicas, dando suporte para novos tratamentos de imagem, como o realce e a classificação, sendo importante salientar que estas técnicas aplicadas não se eliminam, elas podem se complementar para um melhor resultado diante de um determinado objetivo (FLORENZANO, 2011; FAGUNDES, 2016).

Algumas técnicas são aplicadas em uma fase prévia do processamento de imagens, estes são procedimentos chamados de pré-processamento, que englobam o refinamento inicial dos dados brutos, através de correções radiométricas, atenuação de efeitos atmosféricos e georreferenciamento. Após a fase inicial, se faz o uso da ferramenta de realce com o intuito de acentuar determinadas feições e destacar, evidenciando as mesmas para que assim, o intérprete tenha o seu trabalho favorecido. (FLORENZANO, 2011).

2.4.3 Classificação supervisionada de imagens

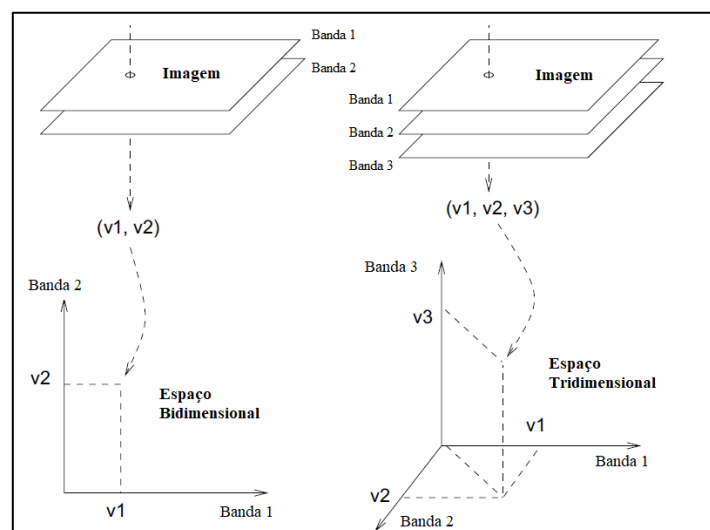
A técnica de relacionar um pixel a uma categoria específica referente ao mundo real, tem como intuito extrair informações através de padrões visíveis na imagem e relaciona-los a feições de interesse existentes no plano terrestre, desse modo é feita a classificação de uma imagem, que de modo mais simplificado é explicado por Trindade, Facco e Filho (2016) no qual afirmam ser “o processo de associar os pixels da imagem a classes individuais que representam objetos do mundo real, com base nos seus valores digitais”. De acordo com

Crosta (1992), essa técnica computacional é uma tendência firme por sua facilidade de obter resultados e por sua rapidez, além disso, compreende a possibilidade de compor e recompor a classificação de maneira ilimitada, permitindo o aperfeiçoamento da classificação anterior sem extravio de informações precedentes.

Para a realização de uma classificação é significativo observar a imagem, que é definida de acordo com a distribuição espacial dos ND's correspondendo a energia refletida ou emitida em cada pixel. Como elucidado anteriormente, esses ND compreendem um alcance de valores entre 0 e 255, caso a imagem seja de 8bits, e em sensores multiespectrais é possível gravar a radiação de um determinado ponto em diferentes canais de acordo com a separação das bandas espectrais (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

Essa separação de bandas permite a produção de três bandas, com três pixels com a mesma organização coluna-linha (i,j) de um mesmo ponto na superfície terrestre, como mostra a figura 20, que demonstra a organização dos vetores para uma composição de duas bandas e de três bandas, que detalhadamente, é possível exemplificar de tal maneira em que 2 ND são componentes de vetores bidimensionais $[v1, v2]$, ou em casos de vetores tridimensionais $[v1, v2, v3]$. É importante salientar, que a composição a partir de 3 bandas apresenta um grau de dificuldade maior por conta do número de planos, apesar do conceito ser o mesmo, uma solução apontada é trabalhar fazer composições com vetores bidimensionais até alcançar a quantidade de bandas requeridas (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

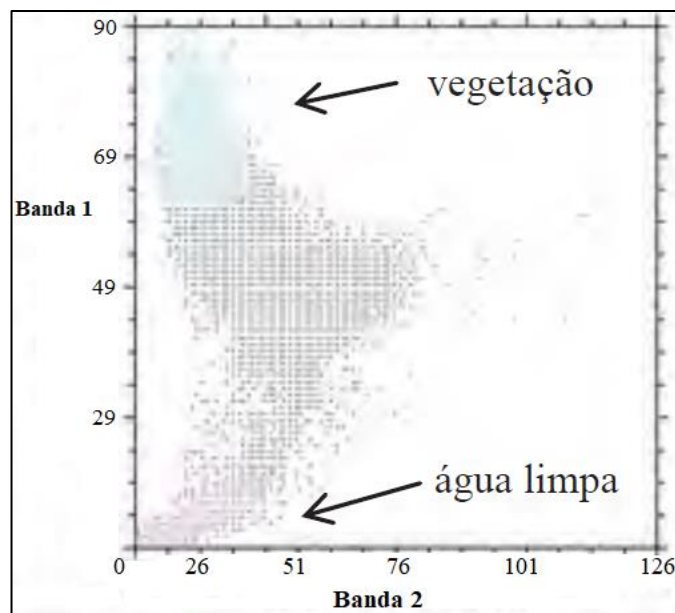
Figura 20: Combinação de vetores referentes a espaços bidimensionais e tridimensionais.



Fonte: Bakker (2009).

A geração de todos os vetores de um par de imagens digitais fornece um gráfico de dispersão de muitos pontos, Figura 21, que proporciona diversas informações a partir da frequência de combinações que ocorrem em uma determinada região. Dentro desse espaço as classes a serem distinguidas no processo de classificação de imagem precisam ter características espectrais variadas, portanto, se as classes não apresentarem grupos bem distintos no espaço, a classificação apresenta limitações, em que só poderá fornecer resultados com um limitado nível de confiabilidade (GONÇALVES *et al*, 2015).

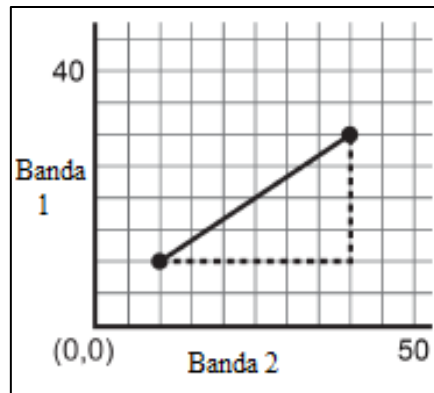
Figura 21: Gráfico de dispersão de uma imagem de duas bandas. Na região superior do gráfico é possível perceber que os pixels com esses valores definem agrupamentos para alvos de vegetação, entretanto, na região superior, o agrupamento de pixel leva a caracterização de água limpa.



Fonte: Menezes e Almeida (2012). Adaptada pela autora.

De acordo com Menezes e Almeida (2012) “o espalhamento dos pontos está representado por eixos ortogonais, na forma como se representa o espaço euclidiano”, logo a mensuração é baseada nas unidades de ND's, em espaços bidimensionais, onde a distância pode ser calculada por meio do Teorema de Pitágoras, como pode ser visto na Figura 22.

Figura 22: Distância entre valores de ND para banda 1 e banda 2, respectivamente, [10,10] e [40,30] aplicando o Teorema de Pitágoras onde a distância é igual a raiz quadrada de $(40-10)^2 + (30-10)^2$

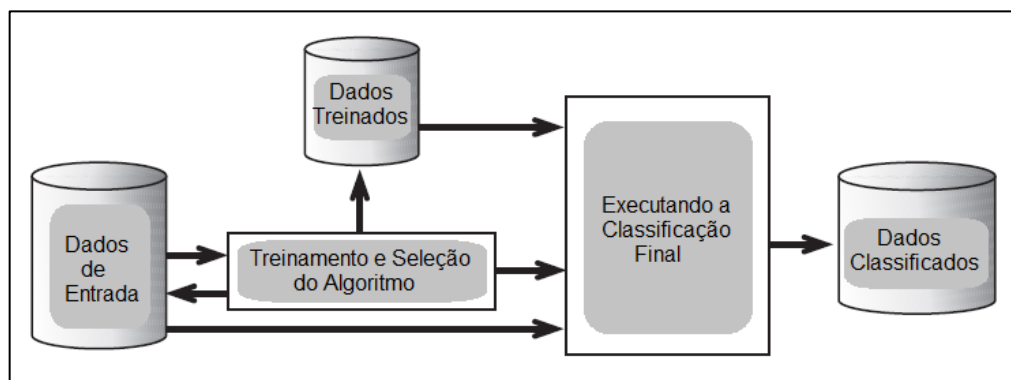


Fonte: Bakker *et al* (2009).

Para uma efetiva classificação, 5 etapas são fundamentais durante o processo, Figura 23. A priori, a seleção de dados de entrada é realizada, baseado na necessidade do objeto a ser classificado, selecionando sensores, data de aquisição das imagens e as bandas apropriadas. Na sequência, a definição dos grupos que irão ser classificados e qual o melhor tipo de abordagem se enquadra no processamento, podendo ser através de uma classificação não supervisionada, na qual o algoritmo automaticamente encontra e define um número de classes e seus elementos ou, através da classificação supervisionada, que será abordada nessa mesma seção (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

Em seguida, a seleção do algoritmo é feita, cabendo ao operador decidir como a classificação do pixel irá ser atribuído a determinada classe. Com os 3 primeiros passos completados, de fato se inicia a classificação e dando prosseguimento, a validação dos resultados ocorre, onde a qualidade dos acertos em relação a superfície real, contudo isso requer o uso de técnicas de seleção de amostras, geração da matriz de erro e o cálculo de parâmetros de erro (TRINDADE, FACCO e FILHO, 2016).

Figura 23: Processo simplificado de classificação.



Fonte: Bakker *et al* (2009).

Uma das principais etapas de uma classificação é o momento em que se decide quais pixels são atribuídos a determinada feição, esse instante pode ser efetuado de duas formas, através de uma classificação não supervisionada, citada anteriormente, ou através de uma classificação supervisionada. Menezes e Almeida sintetizam o processo do seguinte modo.

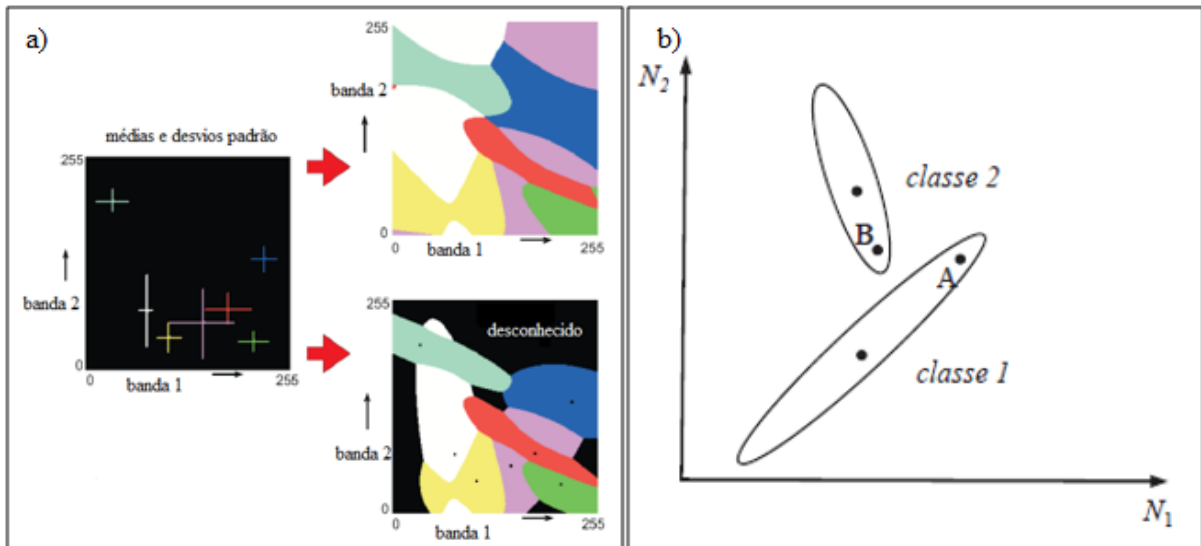
O treinamento supervisionado é controlado de perto pelo analista. Nesse processo o analista escolhe pequenas áreas de amostras na imagem, contendo poucas centenas de pixels que sejam bem representativos, espectralmente, de padrões ou feições dos alvos por ele reconhecidos, ou que podem ser identificados com a ajuda de outras fontes, tais como dados coletados no campo ou de mapas. É necessário o conhecimento dos dados e das classes de objetos que existem na área, antes de se iniciar o processo de classificação. (MENEZES e ALMEIDA, 2012, p 198).

Após o treinamento das amostras, a classificação das imagens pode ser executada a partir da aplicação de algoritmos de classificação. Existem diversos algoritmos de classificação, e para a utilização dos mesmos deve-se prestar atenção ao propósito da classificação, características da imagem e o treinamento dos dados, dentre eles os mais comuns são paralelepípedo, mínima distância euclidiana, mahalanobis e o máxima verossimilhança. Este último, segundo Trindade, Facco e Filho (2016) “considera a ponderação das distâncias entre as médias dos valores dos pixels das classes, utilizando parâmetros estatísticos”. Assume que todas as bandas têm distribuição normal e calcula a probabilidade de um dado pixel pertencer a uma classe específica, Figura 24.

O classificador considera não apenas os agrupamentos, mas também a forma, tamanho e orientação dos mesmos. Isso é obtido calculando-se uma distância estatística com base nos valores médios e na matriz de covariância dos agrupamentos. A distância estatística é um valor de probabilidade: a probabilidade de que a observação x pertence a um agrupamento específico. Uma célula é atribuída à classe para a qual ela possui a maior propensão. A suposição da maioria dos classificadores ML é que as estatísticas dos

clusters e seguem uma distribuição gaussiana. (SOUZA, MACHADO e AVACA, 2009, p. 85).

Figura 24: a) Distância estatística dos agrupamentos específicos b) Os centros das duas classes são indicados nos elipsóides, assim como os dois pixels A e B, de pertencerem, respectivamente, às classes 1 e 2. Apenas pela medida de distância dos pontos A e B aos centros das duas classes, o pixel A deveria pertencer à classe 2 porque é menor a sua distância ao centro da classe 2, comparado com a distância ao centro da classe 1.



Fonte: Bakker *et al* (2009) e Menezes e Almeida (2012).

Tendo isso em vista, neste tipo de classificação, os pixels são interconectados à suas classes de acordo com a taxa de maior probabilidade. Em outras palavras, ao ter um pixel no espaço multiespectral, na posição x , esse pixel passa por uma computação dos dados de probabilidade resultando em uma determinada classe disponível, sendo matematicamente expressada por:

$$x \in \omega_i \text{ se } p(x|\omega_i) \times p(\omega_i) > p(x|\omega_j) \times p(\omega_j) \quad (2.7)$$

Em que, a probabilidade $p(x|\omega_i)$ dá a possibilidade de x pertencer à classe ω_i e $p(\omega_i)$ é a probabilidade de a classe ocorrer na imagem, que de fato é conhecida das áreas de treinamento.

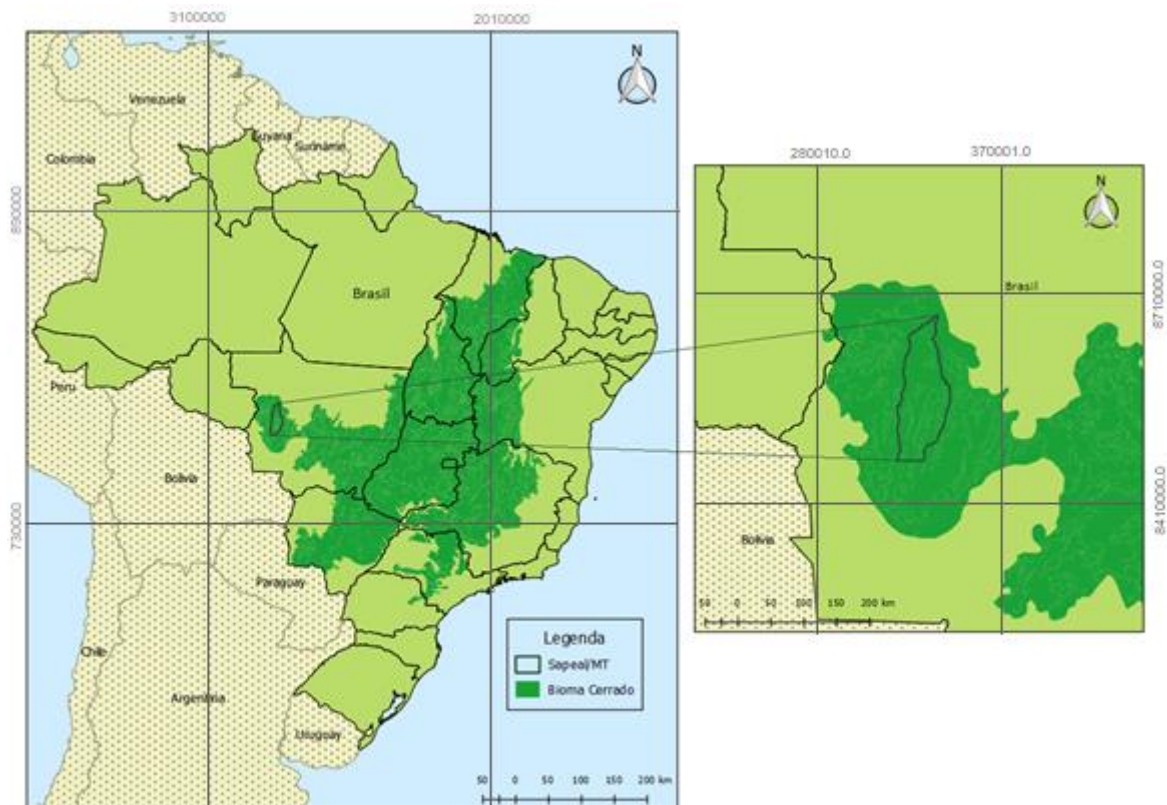
Em alguns casos, a classificação feita apresenta resultado avariado devido a classes espectrais que estão se sobrepondo, logo é importante usar um limiar para determinar um limite no processo de decisão de separabilidade (MENEZES e ALMEIDA, 2012).

2.5 Bioma Cerrado

De acordo com dados do IBGE (2018), o Brasil comporta um terço das florestas tropicais do mundo, ademais, é detentor do maior sistema fluvial do planeta, espalhados em seis biomas, sendo eles Amazônia, Cerrado, Caatinga, Mata Atlântica, Pantanal e Pampa, agregando em seus contingentes 1,8 milhões de espécies. (BENEDICTO, 2018).

Dos biomas supracitados, o Bioma Cerrado se destaca por ser, em extensão territorial, o segundo maior bioma da América do Sul, com uma área de 2.036.448 km², demonstrando em média uma parcela de 22% de todo o território brasileiro, Figura 25. O bioma está presente em diversos estados da federação compondo-se por Goiás, Tocantins, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais, Bahia, Maranhão, Piauí, Rondônia, Paraná, São Paulo e Distrito Federal, contando ainda com partes constituídas no Amapá, Roraima e Amazonas. Dentro dessa delimitação ainda são encontradas as nascentes das três maiores bacias hidrográficas da América do Sul, logo, apresenta um eminente potencial aquífero, aumentando o potencial da biodiversidade (MMA, 2012).

Figura 25: Abrangência do Bioma Cerrado nos estados brasileiros



Fonte: Autora, 2018.

Ainda de acordo com o Ministério do Meio Ambiente (2012), é sabido que por conter aproximadamente 12 mil espécies nativas na sua flora já catalogadas, no qual 5 mil delas são endêmicas, o Cerrado pode ser considerado como a “savana mais rica do mundo”. De acordo com a Embrapa (2014), é estimado que 320 mil espécies façam parte do bioma Cerrado, representando 5% de toda a biodiversidade global, tornando-se um dos maiores *hotspots* mundiais. Ainda em referência a vegetação do bioma, a Embrapa separa em três grandes formações e as subdivide da seguinte forma:

Encontra-se três formações vegetacionais no Cerrado: a primeira é a Florestal, que se subdivide em Mata Ciliar, Mata de Galeria, Mata Seca e Cerradão. A segunda é a Savânica, e suas subdivisões são Cerrado Sentido Restrito, Parque de Cerrado, Palmeiral e Vereda. E a terceira formação vegetacional que existe nesse bioma é a Campestre, na qual a gente tem o Campo Limpo, o Campo Sujo e o Campo Rupestre. (EMBRAPA, 2014, p. 1).

A região do Cerrado, também tem suma importância no que diz respeito à comunidade que sobrevive dos recursos naturais provenientes da fauna e flora, esses grupos são de diversas etnias e em conjunto contemplam um espaço no patrimônio histórico e cultural brasileiro. Os grupos indígenas, geraizeiros, babaquieiros, ribeirinhos, vazanteiros e quilombolas, detêm uma grandiosa sabedoria tradicional no tocante da biodiversidade do supracitado bioma. Ainda de acordo com dados retirados de Embrapa (2014), com referência aos grupos viventes no cerrado, eles possuem conhecimento de “Mais de 220 espécies têm uso medicinal e mais 416 podem ser usadas na recuperação de solos degradados, (...), ou para criar habitat de predadores naturais de pragas”

2.5.1 Desmatamento

O Bioma Cerrado sofreu ocupação tardia em relação aos demais biomas brasileiros, sua ocupação e exploração são divididos em três períodos distintos. Por volta de 1700, o Cerrado era ocupado principalmente por índios e colonos de Portugal. Enorme quantidade de minérios preciosos nesta região resultou na formação de múltiplos núcleos urbanos. Esta ocupação inicial durou aproximadamente até o século XIX (FERNANDES e SALAZAR PESSOA, 2011).

Antes da grande difusão de pedras e metais preciosos na região do Cerrado, o gado já era mantido lá, porém em menor quantidade. Quando a mineração entrou em declínio por volta do século XIX, a pecuária se tornou a principal fonte econômica da região a partir de 1950. Quase simultaneamente, a agricultura ganhava espaço com o cultivo de soja na região de Goiás na década de 1950 (SANTOS, MARTINS e FERREIRA, 2009).

Por outro lado, a agricultura só teve sua verdadeira ascensão na década de 1980, quando se tornou uma das fontes mais importantes de alimentação nos países ricos. Com a explosão da agricultura no Cerrado, várias comunidades foram expulsas e o desmatamento cresceu em uma velocidade absurda. No período entre 1970 e 1975 a taxa anual média de desmatamento no Cerrado foi de 40.600km² por ano, cerca de 1,8 vezes o desmatamento que estava acontecendo na Amazônia, que por sua vez tem a área quase duas vezes maior (KLINK e MOREIRA, 2002).

Após anos de prática de desmatamento no Bioma Cerrado com direcionadores como mineração, pecuária e produção agrícola, com efeitos de erosão, emissão de carbono e poluição atmosférica, de acordo com Klink e Machado (2005).

Cerca de metade dos 2 milhões de km² originais do Cerrado foram transformados em pastagens plantadas, culturas anuais e outros tipos de uso. Pastagens plantadas com gramíneas de origem africana cobrem atualmente uma área de 500.000km², ou seja, o equivalente à área da Espanha. Monoculturas são cultivadas em outros 100.000km², principalmente a soja. A área total para conservação é de cerca de 33.000km², claramente insuficiente quando comparada com os principais usos da terra no Cerrado. (KLINK e MACHADO, 2005, p.7).

2.5.2 Expansão agrícola

A introdução da cultura da soja no Brasil, na década de 40, ocorreu nos estados da região sul, pois possuem um clima muito semelhante ao dos Estados Unidos, país ocidental que iniciou a exploração comercial do grão. Durante os meados dos anos 50, o governo lançou um programa para incentivar a cultura do trigo e também incluiu a soja.

A produção agrícola no Cerrado foi desencadeada a partir da década de 1970, quando o clima tropical deu espaço ao cultivo da soja. Então, a mesma expansão causada no Sul ocorreu nos estados cobertos pelo Cerrado. Em 1970, menos de 2% da produção do país era feita nesse tipo de bioma. Em 1980 subiu para 20%, 10 anos depois subiu para mais de 40% e depois de 2003 passou para mais de 60%, atingindo o estado do Mato Grosso, líder nacional na produção de soja (CASSUCE e SILVA, 2004).

Alguns fatores foram centrais para a expansão no Cerrado, como a construção da capital do Brasil possibilitando mais infraestruturas com vias de acesso e comunicação, menor valor em terra do que no Sul, topografia favorável à mecanização, além da localização em áreas de chuvas.

Entre 1970 e 1980 ocorreu um grande crescimento no número de estabelecimentos agrícolas e aumento de maquinário na região do Cerrado, isto foi principalmente atribuído ao

governo que teve um papel importante para incentivar e facilitar tal comércio neste período e vários programas de incentivo foram criados (TEIXEIRA. e HESPANHOL, 2006). Por outro lado, com essa atividade, também foram destacados resultados negativos, como danos ao meio ambiente, uso de terras indígenas e conflitos fundiários (ARBEX. eOLIC, 1996).

Após esse período, na década de 2000, o governo voltou a oferecer novos incentivos para programas de empreendedores, especialmente para microempreendedores, levando assim mais uma vez ao crescimento do uso de áreas florestais. Em 2005 ocorreu declínio em áreas não florestais devido ao fortalecimento de medidas para combater o desmatamento do Cerrado e à crise econômica do período (Portal Brasil, 2011). No entanto, no período pós-2005, o agronegócio brasileiro que já vinha crescendo nas últimas três décadas, se tornou ainda maior, já que em 1970 a produção de cereais era de 27 milhões de toneladas, a partir de 2011/2012 foram contados 160 milhões de toneladas (EMBRAPA, 2014).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

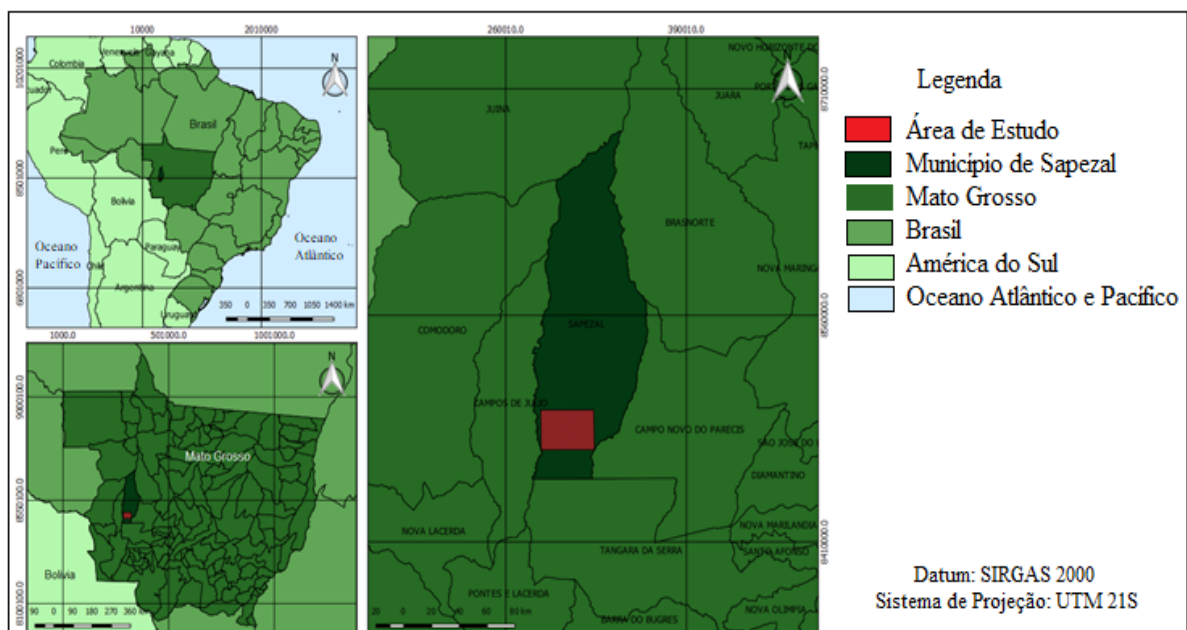
3.1 Área de estudo

Denominado Sapezal, o município fica localizado a 480 km da capital Cuiabá, no Oeste do estado do Mato Grosso, fazendo parte da região centro-oeste do Brasil, na mesorregião de Mato Grosso e sendo integrante da microrregião de Percis, com coordenadas centrais 317026 E e 8554281 S, fuso 21S. Compreende uma extensão territorial de 12.325 km², com altitude de 370m, onde conta com uma população urbana de 15.124 habitantes e 2.970 habitantes na zona rural. Apresenta clima equatorial quente e úmido com temperatura média de 24° C, e precipitação de 1.750mm ao ano (PREFEITURA MUNICIPAL DE SAPEZAL).

Seu relevo é composto pela Chapada dos Parecis com formação geológica de coberturas não dobradas de Fanerozóico, compreendido na Bacia Mesozóica Parecis. Bacias hidrográficas dos Rios Jurema, Papagaio e Verde banham e alimentam o Rio Sapezal, curso d'água natural que deu origem ao nome da cidade emancipada em 1994 (SILVA JUNIOR e ALMEIDA, 2014).

Como área de estudo foi selecionada uma região com os pares de coordenadas 285279 E; 8497340 Se 323958 E; 8470937 S, fuso 21S, como mostrado na figura 26, localizado ao Sul do município de Sapezal, a área foi escolhida pela diversidade de feições de interesse, assim como também por demonstrar uma expressiva dinâmica do uso e cobertura do solo dentre os anos selecionados para o estudo.

Figura 26: Mapa de localização da área de estudo.



Fonte: Autora, 2018.

Apesar da sua emancipação tardia, o município vem recebendo diversos imigrantes da região sul do país em busca de terras pertinentes e baratas para a expansão agrícola desde a década de 1970 em decorrência da “Revolução Verde” que partia do propósito da entrada da agricultura para o interior do Brasil, modernizando-o a partir da utilização de novas tecnologias, incentivado pelo governo militarista (SILVA JUNIOR e ALMEIDA, 2014).

Atrelado a isso, o desenvolvimento de sistemas de rede e distribuição de energia elétrica e desenvolvimento no setor viário, impulsionaram o crescimento do uso do solo para atividades agrícolas, como por exemplo a abertura da estrada MT 235, facilitando o deslocamento entre as pessoas, que anteriormente dependiam de estradas vicinais para ligar fazendas que variavam em distância de 40 e 100 km, dificultando ainda mais a formação de um centro urbano, uma vez que os lotes vendidos tinham cerca de 1.000 hectares, valendo exemplificar que um lote de 50 hectares de terra em estados sulistas eram de igual valor a um lote de 1.000 hectares em Sapezal (BARBOSA, 2011).

A urbanização e criação do município de Sapezal se deu, principalmente, pelo incentivo do Grupo Amaggi, com a criação do Loteamento Cidezal Agrícola, no ano de 1987, tendo em vista que a exportação e circulação de grãos formavam o cenário propício para a fundação da cidade, que, de acordo com Barbosa (2011) “Sapezal é um caso emblemático de criação de um município para promover a urbanização dentro de uma lógica de expansão do agronegócio”, portanto, elucidada, de acordo com o Censo Agropecuário do IBGE (2006), que demonstra que 98,28% do território do município é de posse de propriedades de área maior que 1000ha, justificando o município ser o detentor de maior concentração fundiária do país, Quadro 3 (SILVA JUNIOR e ALMEIDA, 2014).

Quadro3: Concentração de áreas por estabelecimentos do agronegócio.

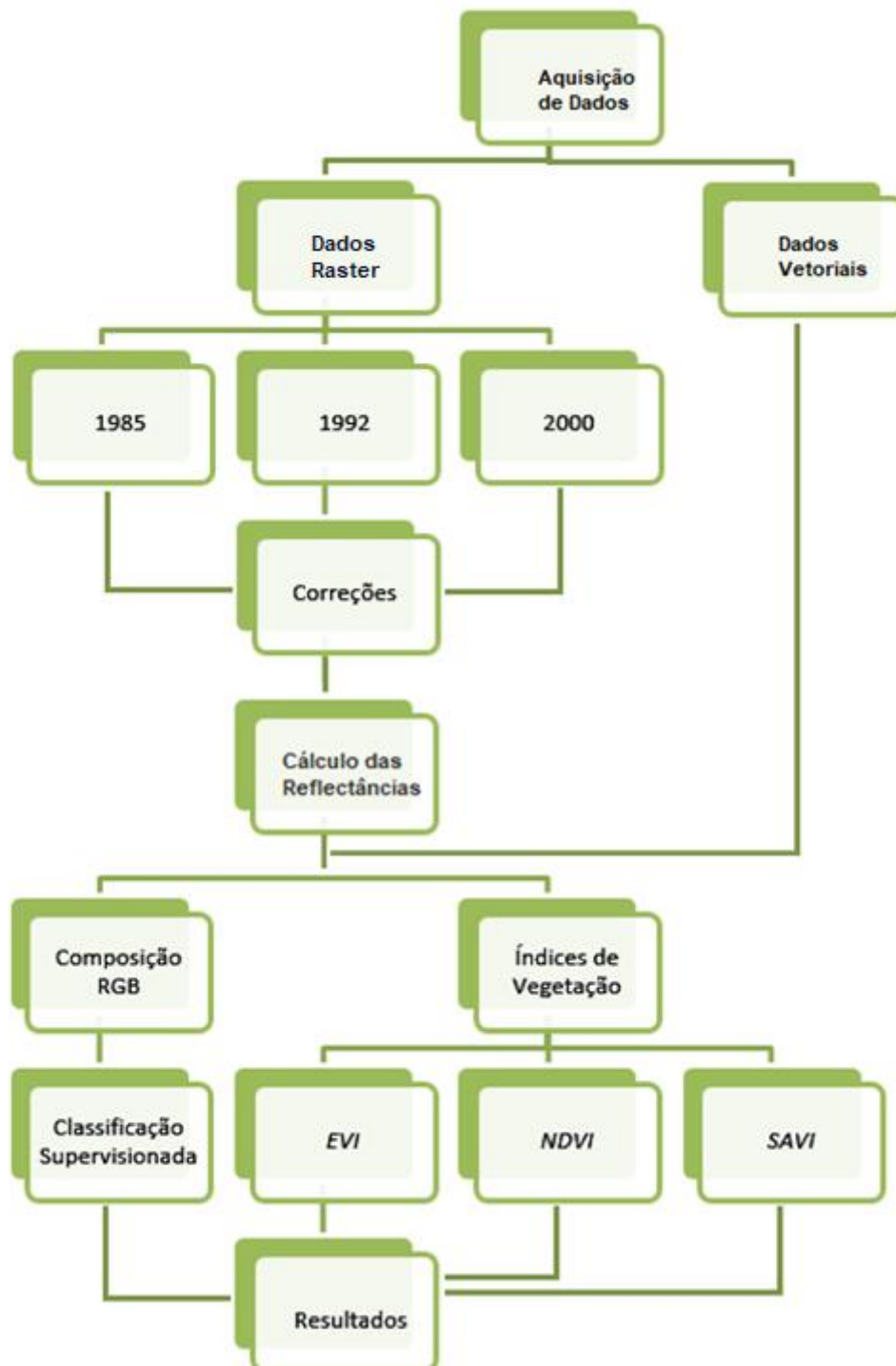
Área	> 200 ha	200 a 1.000 ha	< 1.000 ha
Estabelecimentos do Agronegócio	3	14	72

Fonte: Censo Agropecuário 2006 - IBGE

3.2 Metodologia

Para a obtenção dos resultados deste trabalho, uma metodologia foi aplicada após a busca por um selecionado referencial teórico e a aquisição dos dados vetoriais e raster. A figura 27 retrata a sequência utilizada para a extração final dos resultados.

Figura 27: Fluxograma metodológico para a comparação dos índices de vegetação.



Fonte: Autora, 2018.

3.2.1 Aquisição de dados

Considerando que o presente trabalho está relacionado ao estudo de uma área de vegetação no período entre os anos de 1985 e 2000, o satélite *Landsat 5TM* se faz adequado para a análise da dinâmica do desmatamento no cerrado por possuir resolução espacial de 30m nas bandas utilizadas, resolução espectral que contém as faixas do espectro utilizadas nesse estudo, resolução temporal que engloba os anos de interesse e resolução radiométrica de 8bits, resultando em um número suficiente de diferentes cores na escala de cinza par o trabalho.

Para o presente estudo foi utilizado 1 cena por ano de interesse, de acordo com o Quadro 4, sendo estas adquiridas, gratuitamente, do site da *United States Geological Survey - USGS* da *National Aeronautics and Space Administration (NASA)*, por meio do endereço eletrônico <<https://glovis.usgs.gov/app?fullscreen=0>>. As cenas escolhidas são compostas por 6 bandas espectrais com resolução espacial de 30 metros e uma com resolução espacial de 120 metros.

Quadro4: Cenas utilizadas referentes aos anos de 1985, 1992 e 2000.

Data	Bandas	Órbita - Ponto
06/Jun/1985	B1, B3, B4 e B5	228/70
18/Jul/1992	B1, B3, B4 e B5	228/70
26/Jul/2000	B1, B3, B4 e B5	228/70

Fonte: Autora, 2018.

Para o recorte do município de Sapezal, foi utilizado como máscara, o limite do município no formato shapefile adquirido do banco de dados do IBGE através do endereço eletrônico <ftp://geoftp.ibge.gov.br/cartas_e_mapas/bases_cartograficas_continuas/bc250/vers_ao2015/Shapefile/>.

Para o recorte da área de estudo foi criada uma camada vetorial no formato shapefile diretamente no *software* QGIS 2.18.23.

3.2.2 Correções

As imagens adquiridas do site do *USGS - Glovis* são previamente georreferenciadas, porém elas apresentaram uma configuração pré-determinada pelos órgãos provedores. As imagens vêm situadas no hemisfério Norte, logo, no momento de inserção dos dados matriciais no ambiente SIG, foram selecionados o Datum SIRGAS 2000 e a projeção *Universal Transversa de Mercator (UTM)* fuso 21 S, contudo, as coordenadas apresentadas

não eram fidedignas, apontando que o fuso a qual as imagens se referiam era o 21N. Para a correção dessa alteração, foi utilizada a ferramenta “reprojetar”, possibilitando assim o correto posicionamento das imagens no fuso 21S.

3.2.3 Correção Radiométrica

Antes de dar início a classificação e ao cálculo dos índices de vegetação, foi necessário realizar a transformação dos ND em radiância espectral manocromática, que representa a energia solar refletida por cada unidade de área, pixel, tempo, comprimento de onda e ângulo sólido, fornecidas pelo satélite, afim de efetivar a calibração radiométrica da imagem. Para esta transformação utiliza-se a seguinte expressão (CHANDER, MARKHAM e BARSÍ, 2007):

$$L = ND \times \left(\frac{a-b}{255} \right) + b \quad (3.1)$$

Em que λ = Cada banda espectral do satélite; ND = Número Digital; a = Radiância máxima e b = Radiância mínima.

Após a realização da primeira transformação, é possível desempenhar o cálculo das reflectâncias a partir das radiâncias, afim de remover o efeito cosseno do ângulo solar zenital devido a diferença de tempo entre a aquisição dos dados, compensar os diferentes valores de irradiância estratosférica em cada banda espectral e corrigir as variações da distância Terra-Sol entre diferentes datas de aquisição de imagens, Quadro 5, utilizando a seguinte expressão (CHANDER, MARKHAM e BARSÍ, 2007):

$$\rho\lambda = \frac{\pi * L\lambda}{(k * \text{Cos } \theta_s * dr)} \quad (3.2)$$

Em que λ = Cada banda espectral do satélite $\pi = 3.14159$; $L\lambda$ = Radiância; d = Distância do sol à Terra no dia varredura da imagem; k = Irradiância Espectral no topo da atmosfera e θ_s = Ângulo solar zenital.

Quadro5: Parâmetros para cálculo de radiância e reflectância.

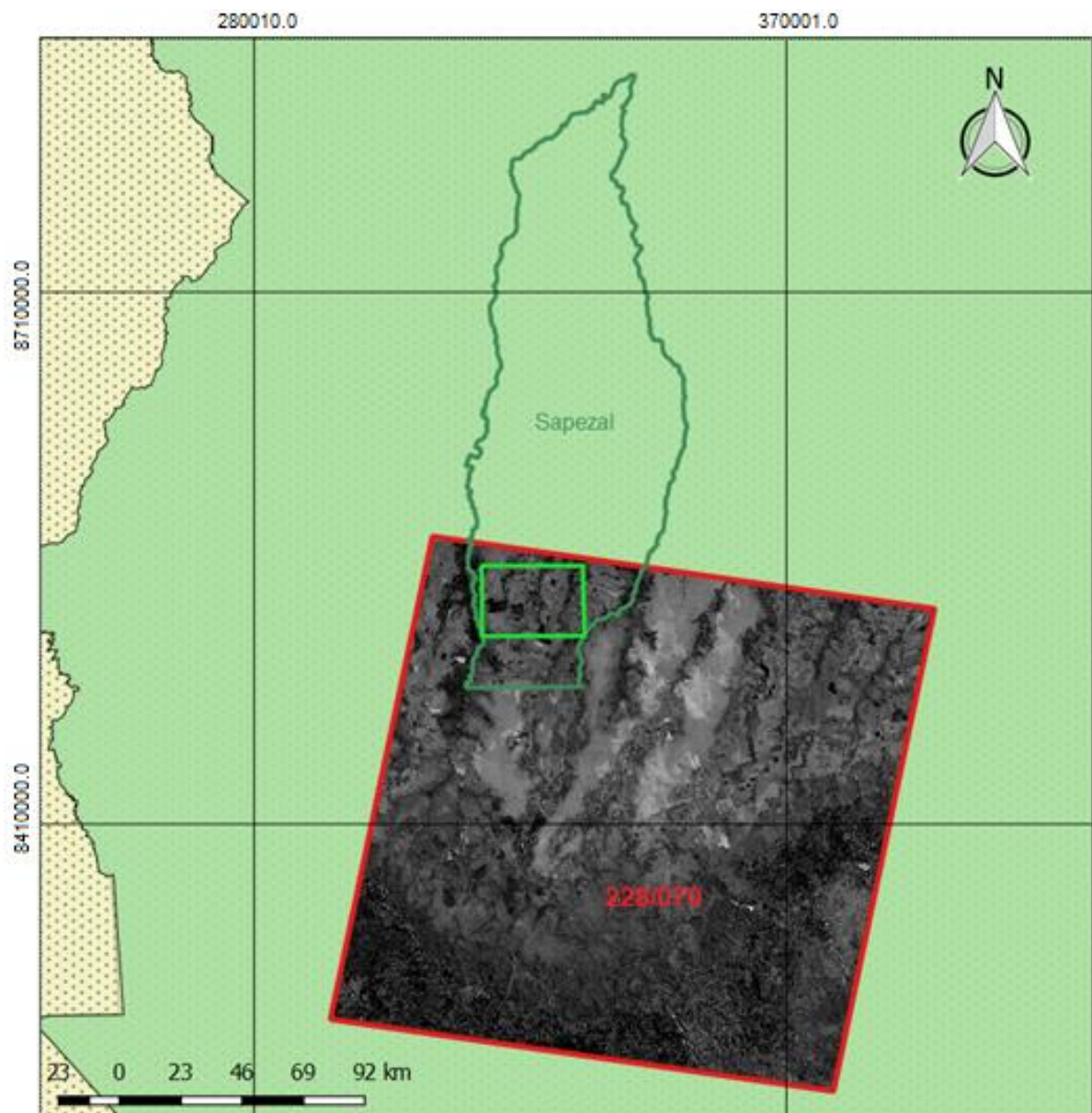
Canais	Coeficiente de Calibração W/(m ² .sr.µm)		Irradiância Espectral no Topo da Atmosfera W/(m ² µm)
	a	b	
1 (Azul)	-1,52	193,0	1957
2 (Verde)	-2,84	365,0	1826
3 (Vermelho)	-1,17	264,0	1554
4 (IV Próximo)	-1,51	221,0	1036
5 (IV Médio)	-0,37	30,2	215

Fonte:Chander, Markham e Barsi (2007).

3.2.4 Recorte

Posteriormente as correções referentes ao posicionamento do fuso e a correção, foi realizado a extração da área de estudo, para os três anos selecionados, por meio da ferramenta “cortador” do *software* Qgis 2.18.23, e utilizado como mascara, o retângulo inicialmente criado, envolvendo a região anteposta, Figura 28.

Figura 28: Localização das cenas utilizadas para a composição dos mosaicos para a cidade de Sapezal-MT.

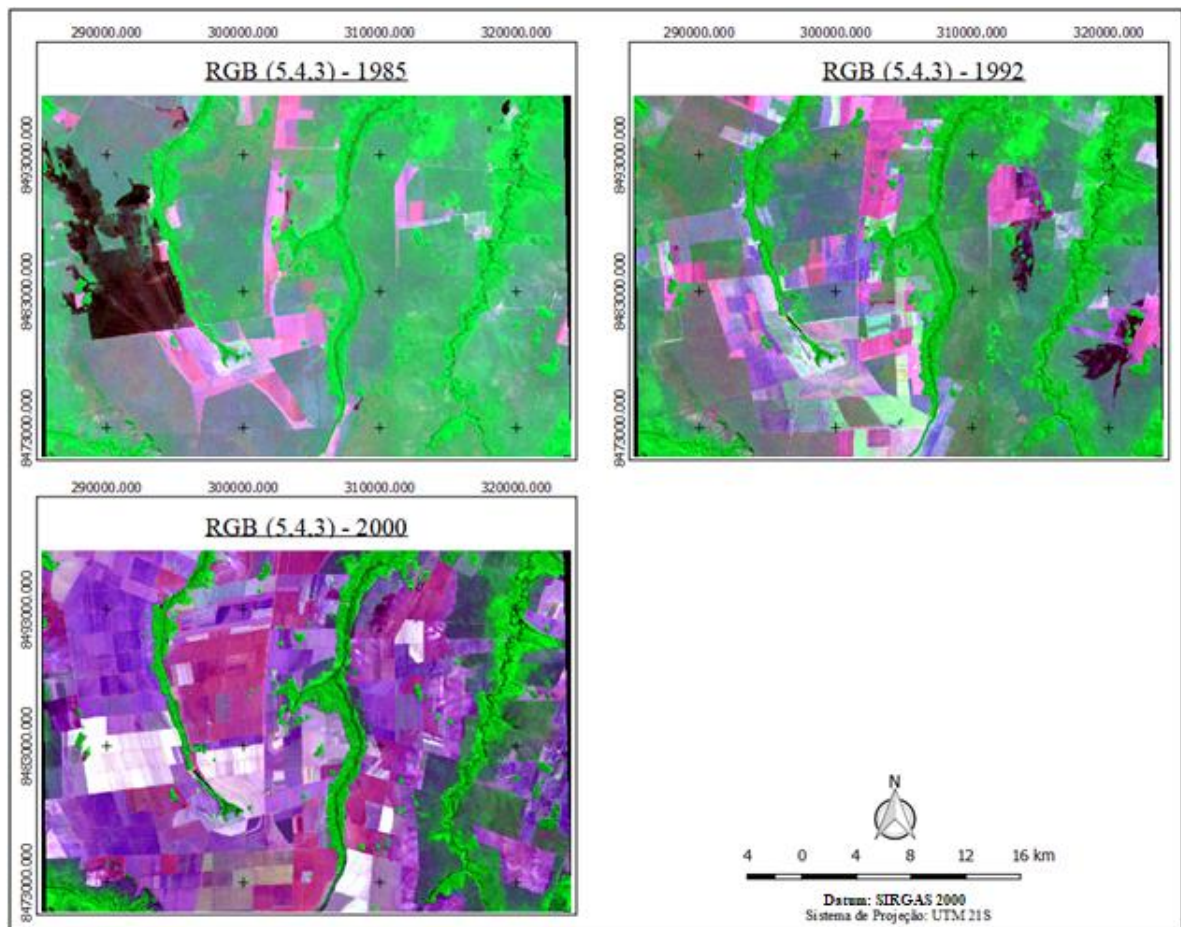


Fonte: Autora, 2018.

3.2.5 Composição RGB

A composição *RGB* foi executada utilizando as bandas 5, 4 e 3, na supracitada sequência, Figura 29, consistindo em montar o empilhamento das bandas com o intuito de evidenciar as imagens que, desacompanhadas, apresentavam-se em escala de nível de cinza para uma escala de cores, facilitando a identificação das feições nas imagens. É interessante enfatizar que a composição *RGB* escolhida reflete em uma composição falsa-cor para evidenciar ademais as feições de interesse neste trabalho.

Figura 29: Composição das bandas 5, 4, 3 do sensor TM do satélite Landsat 5.



Fonte: Autora, 2018.

3.2.6 Classificação supervisionada

Em seguida, após as imagens abrangerem as características selecionadas pela autora para a classificação do uso do solo, três etapas foram seguidas:

1. Reconhecimento visual da área de estudo: Para esta etapa, a visualização das imagens em falsa-cor e estudo dos seus significados foram de suma importância para a escolha das classes e posteriormente o treinamento do algoritmo de classificação; a interpretação visual prévia é inerente aos processos de classificação pois elas facilitam e ajudam na acurácia dos seguintes processos. O

critério de identificação de imagens foram: cor, textura, forma, tonalidade, localidade e padrão.

2. Seleção de classes: Subsequentemente, após as análises feitas previamente na etapa de reconhecimento visual, a partir da composição 5, 4, 3, foram efetivadas as escolhas das classes que, de fato, seriam importantes para o objetivo deste trabalho, sendo elas:
 - a) Corpo d'água: Cor escura com pouco brilho, textura lisa e formato irregular;
 - b) Queimada: Região de cor escura com baixo brilho, textura rugosa e forma irregular;
 - c) Agricultura: Coloração diversificado, com tonalidade de alto brilho, textura entre lisa e rugosa e formato regular;
 - d) Vegetação Esparsa: Cor verde com baixo brilho, textura rugosa, forma irregular;
 - e) Vegetação Nativa: Coloração verde com alto brilho, textura rugosa, formato irregular.
3. Treinamento do algoritmo: Com as classes definidas e o reconhecimento de feições desempenhados, a seguinte etapa consistiu, por meio do uso do *software* SPRING versão 5.1.8, a instruir o algoritmo a entender que pixels semelhantes aos que foram direcionados exibiam a mesma feição. Para que fossem direcionados os pixels à determinada feição, amostras foram coletadas manualmente de acordo com a escolha na hora da interpretação da imagem, reunindo grupos de pixels que obtinham as características de determinada feição.

Durante a classificação, alguns parâmetros foram definidos, como o algoritmo de classificação como o MaxVer e o limiar de aceitação, que para o determinado estudo, foi escolhido como 100%, para garantir a máxima interpolação dos números digitais, evitando a falta de classificação dos mesmos. Com as três etapas finalizadas para as composições *RGB* dos anos de 1985, 1992 e 2000, foi iniciada a extração de dados quantitativos e qualitativos, elaboração de mapas e acompanhamento e geração de histograma.

3.2.6 Índices de vegetação

Em sequência, deu-se início ao processamento dos índices de vegetação. O primeiro índice a ser calculado foi o NDVI, que foi realizado através da calculadora raster existente no *software* QGIS versão 2.18.23, executando a expressão referente ao índice, no qual requer o

uso das bandas vermelho e infravermelho. Em continuação, para uma melhor visualização e extração de dados, foi realizado um fatiamento e gerada uma classificação com modo contínuo de 5 classes. Para a finalização deste processo, foi realizado o recorte da imagem com os limites do município de Sapezal, valendo salientar que o recorte só foi realizado no final do procedimento para evitar perda ou falha nas regiões de extremidade. Este processamento foi realizado para cada ano de interesse.

Seguidamente, iniciou-se o cálculo do segundo índice de vegetação, o EVI, que consistiu, igualmente, em executar o cálculo da sua expressão na calculadora raster do *software*, sendo necessário o uso das bandas vermelha, infravermelha e azul. O uso da do fatiamento e da classificação em 5 classes também foi seguido, assim como o recorte no final do processamento. Foi processado igualmente para os anos de 1985, 1992 e 2000.

Em ato contínuo, o cálculo do terceiro índice foi iniciado, o SAVI, que teve sua expressão calculada por meio da calculadora raster, fator de ajuste para substrato do dossel de 0,5, utilizando as bandas do vermelho e do infravermelho, para o posterior uso da componente falsa-cor, assim como o da classificação em modo contínuo de 5 classes. Com a finalização desse sistema foi realizado o recorte das imagens do ano de 1985, 1992 e 2000, usando o shapefile do município em questão como máscara.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com a finalização dos procedimentos realizados e com a geração dos mapas e extração de dados, os resultados, embasados teoricamente, foram analisados e discutidos.

4.1 Classificação supervisionada

Para a avaliação da classificação supervisionada realizada em imagens de satélite, em situações que não é possível fazer a confirmação em campo, o coeficiente Kappa é o mais utilizado para verificar o desempenho da mesma, tal que, para quando $Kappa < 0$ não ocorre discriminação entre as classes, por outro lado, quando o Kappa se aproxima do valor 1, melhor é a discriminação entre as classes, para valores iguais a 1, é tido como se não houvesse erros de omissão e inclusão. O quadro 6 demonstra o desempenho de uma classificação a partir do coeficiente Kappa.

Quadro 6: Qualidade da classificação associada aos valores da estatística Kappa.

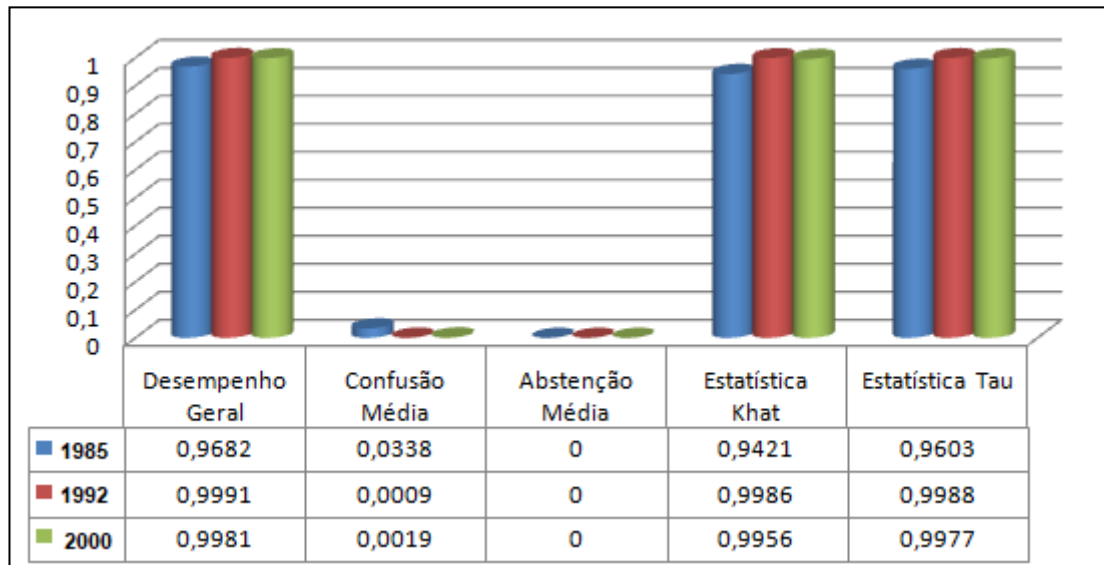
Valor de Kappa	Qualidade do Mapa Temático
< 0,00	Péssima
0,00 - 0,20	Ruim
0,20 - 0,40	Razoável
0,40 - 0,60	Boa
0,60 - 0,80	Muito Boa
0,80 - 1,00	Excelente

Fonte: Fonseca (2000).

A classificação foi realizada por meio do *software* Spring 5.1.8, que traz os resultados quantitativos dos experimentos através de uma tabela com valores de desempenho geral, confusão média, abstenção média, coeficientes Kappa e Tau, traduzidos na Figura 30. Com esses valores foi possível analisar os valores das matrizes de classificação, observando o percentual de pixels classificados corretamente, além da confusão percentual dos pixels classificados.

Com base nos dados referentes aos 3 anos de interesse, nota-se que, baseado no coeficiente Kappa, descrito como Estatística Khat na Figura 30, que os valores se mostram demasiadamente aproximados dos valores na faixa de 0,80 -1,00, de acordo com o Quadro 6, significando que a classificação realizada é descrita como excelente, garantindo a confiabilidade da classificação.

Figura 30: Gráfico de resultados quantitativos para os anos de 1985, 1992 e 2000.



Fonte: Autora, 2018.

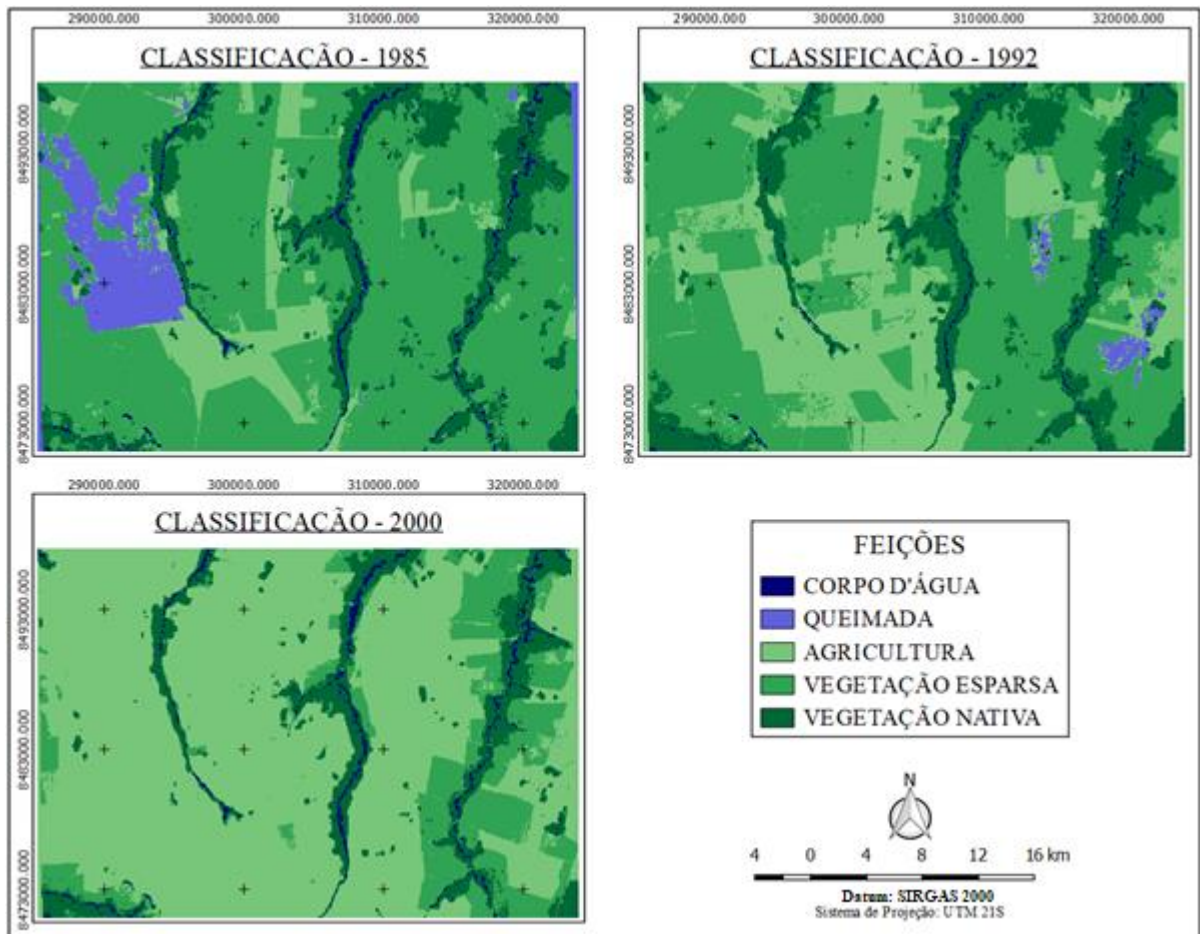
Após a validação da classificação supervisionada através do coeficiente Kappa, foi feita a análise dos dados resultantes da classificação, utilizando o mapa de uso e cobertura do solo e o gráfico referente às áreas atribuídas às feições previamente determinadas, figuras 31 e 32, respectivamente.

De acordo com o mapa temático gerado, e o gráfico de áreas, apresentou-se avanço acentuado da agricultura no período de tempo proposto. A supracitada feição discorre de uma área inicial de 9.864,81 hectares em 1985, aumentando para 28.988,19 hectares em 1992 e chegando ao seu valor máximo de 73.698,75 hectares no ano de 2000. Isso valida um avanço agrícola da ordem de 63.833,94 hectares em 15 anos, totalizando cerca de 86% da cobertura do solo da área de interesse.

Com o avanço da agricultura, algumas feições foram suprimidas, sendo identificadas a partir dos valores atenuados durante os anos. A partir do mapa de uso e cobertura do solo, consegue-se identificar o adiantamento da agricultura nas feições de queimada, vegetação esparsa e vegetação nativa.

A feição queimada se apresenta no ano de 1985 com uma extensão territorial da ordem de 7.843,23 hectares, na qual se apresenta no ano seguinte anulada por área de vegetação esparsa e agricultura. Ainda de acordo com a feição queimada, no ano de 1992, ela surge em uma região oposta com área inferior em relação a área do ano de 1985, portando uma área de 983,52 hectares. No ano de 2000, a feição é completamente suprimida por região agricultável.

Figura 31: Mapa de Classificação dos anos de 1985, 1992 e 2000.



Fonte: Autora, 2018.

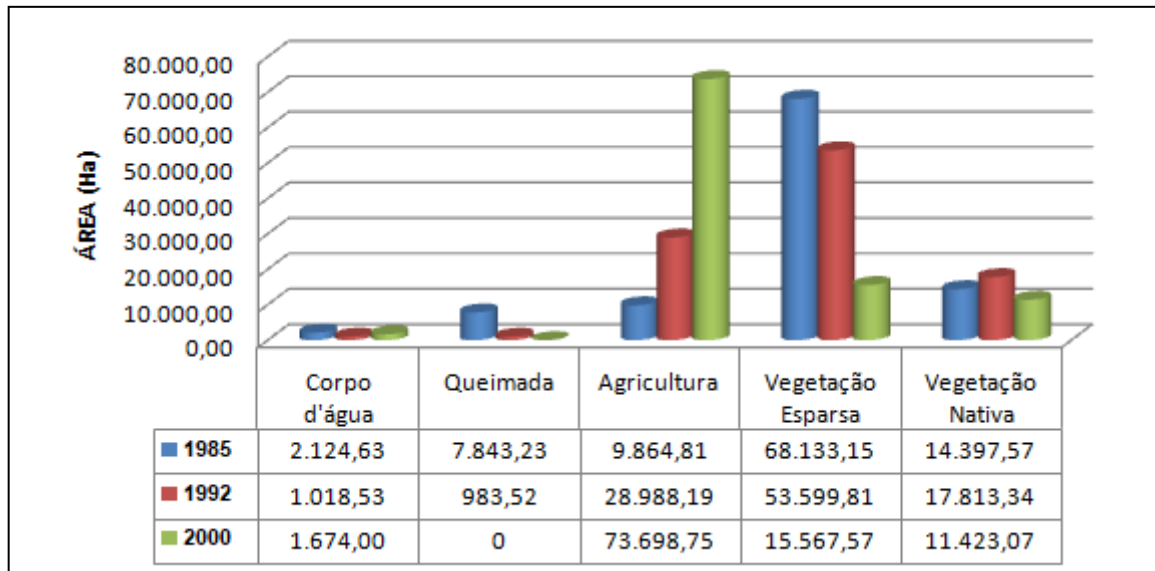
A vegetação nativa apresentou expansão de 3.415,77 hectares entre os dois primeiros anos de interesse, suprimindo áreas de vegetação esparsa, assim como também reduzindo áreas referentes a corpos d'água. Essa supressão é invertida e acentuada pela expansão agrícola durante os 8 anos subsequentes, resultando em uma perda de 6.390,27 hectares até o ano de 2000.

Ao contrário da vegetação nativa, a vegetação esparsa sofreu supressões durante os 15 anos estudados, decaindo de uma extensão territorial de 68.133,15 hectares, cerca de 66% de toda a cobertura do solo no ano de 1985, passando para 53.599,81 em 1992 e reduzindo a 15.567,57 hectares, passando a ocupar apenas 15% de toda cobertura do solo. A vegetação esparsa obteve uma contração da ordem de mais de 50% de toda a sua área, sendo suprimida, sobretudo, por área de agricultura.

As regiões de corpos d'água apresentaram desenvolvimento inverso ao comportamento das regiões de vegetação nativa, no primeiro ano, apresentou-se uma área de cerca de 2.124,63 hectares, decaindo para 1.018,53 no ano de 1992, e voltando a ampliação

em ordem de 1.674,00, ainda não alcançando o valor do ano inicial, apresentando uma perda total de 21% de toda sua área.

Figura 32: Gráfico de áreas em hectares para os anos de 1985, 1992 e 2000.

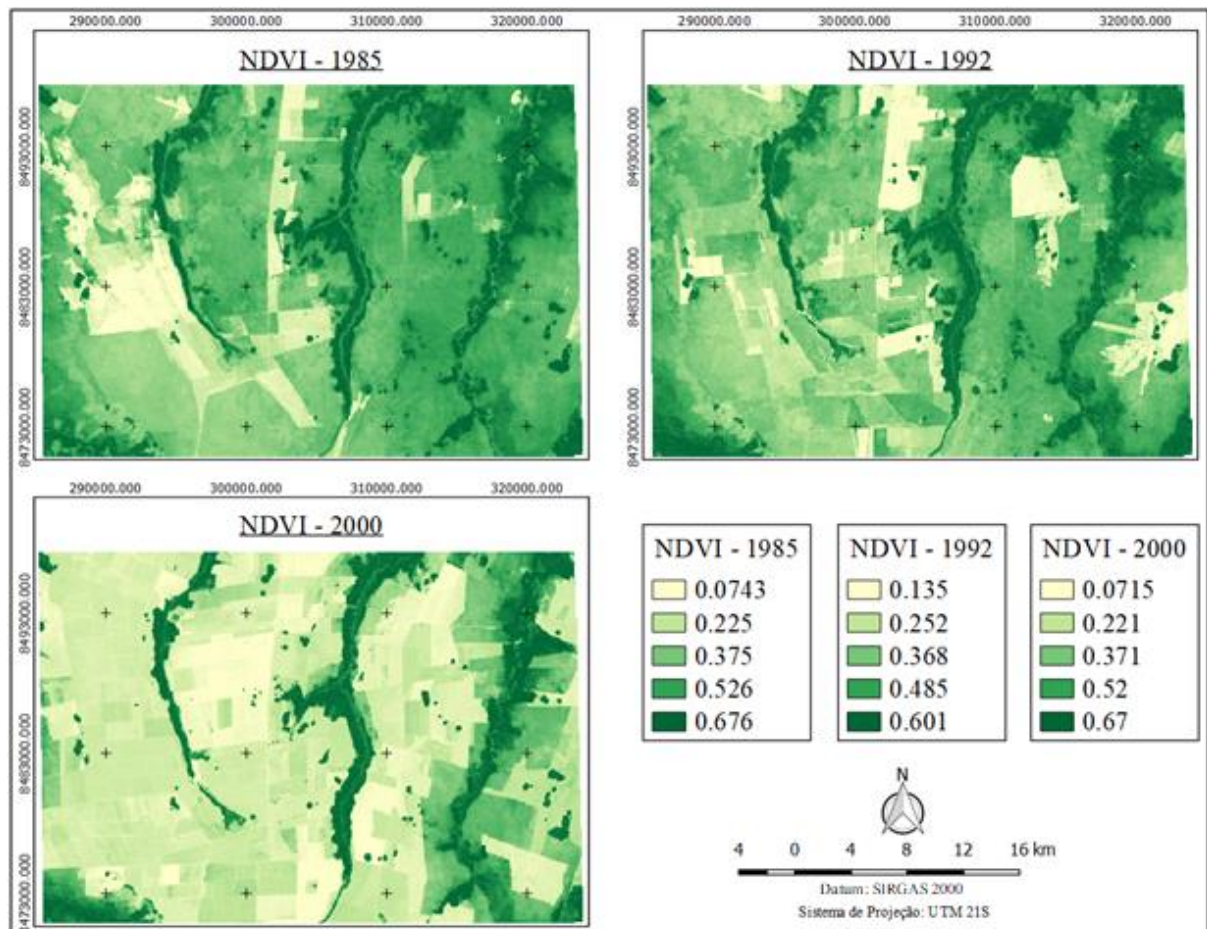


Fonte: Autora, 2018.

4.2 Índices de vegetação

Os índices de vegetação NDVI, EVI, e SAVI foram analisados a partir dos dados estatísticos extraídos, e do mapeamento temático, fatiado em 5 classes, realizado para melhorar a interpretação dos dados.

Figura 33: Classificação do NDVI nos anos de 1985, 1992 e 2000.

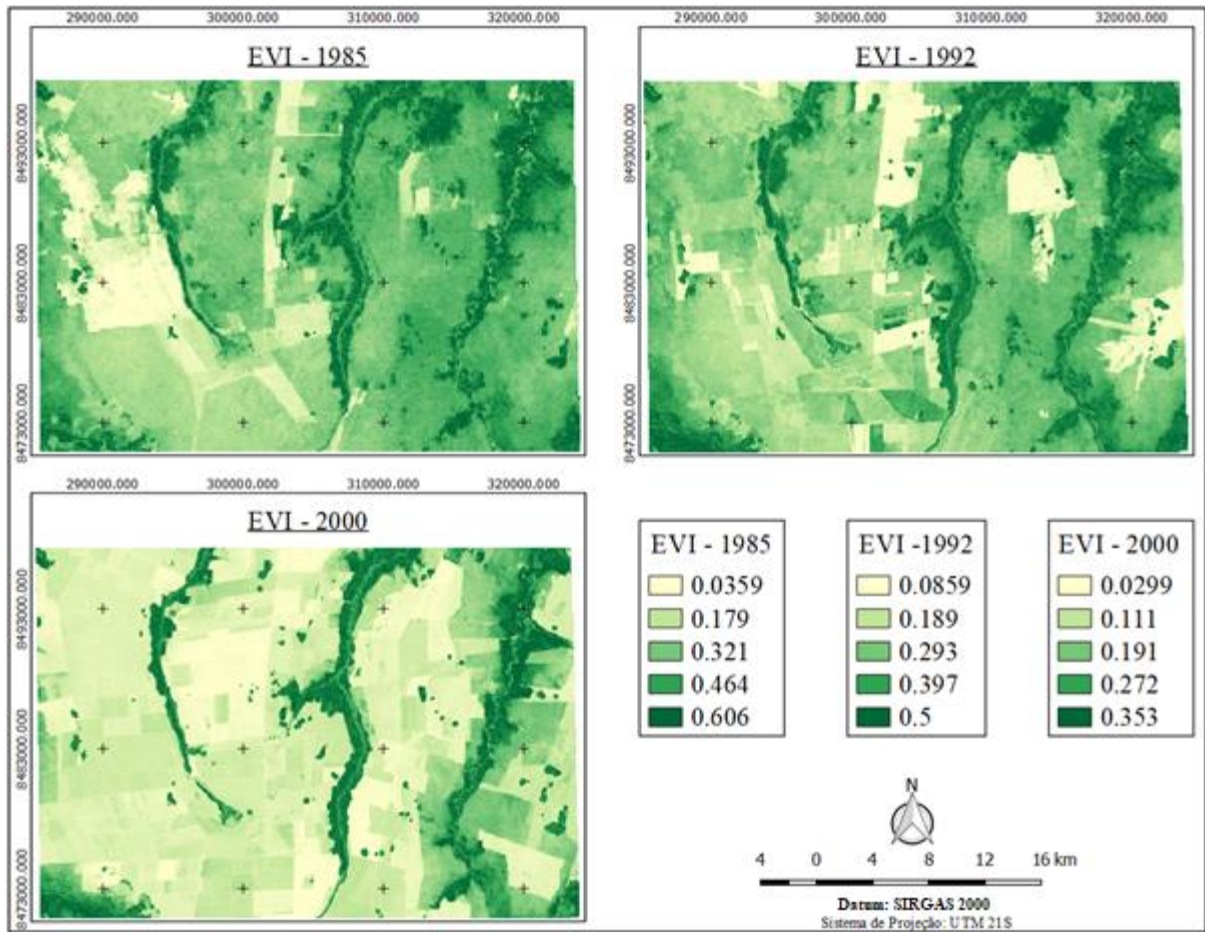


Fonte: Autora.

Ao observar as classes do índice NDVI, Figura 33, nota-se um comportamento semelhante nos anos de 1985 e 2000, atestando um desempenho distinto no ano de 1992. Os valores das classes nos anos extremos aparecem de forma crescente da ordem de 0,15 entre as classes, no entanto, as classes referentes ao ano de 1992, demonstra uma diferença entre valores menor, apresentando um distanciamento das classes em 0,11.

As primeiras classes se expõem como agricultura e região de queimada, em relação a classificação supervisionada, apontando uma confusão entre as classes citadas por apresentarem valores muito similares. As classes de vegetação nativa são as que menos apresentaram variação entre os três anos.

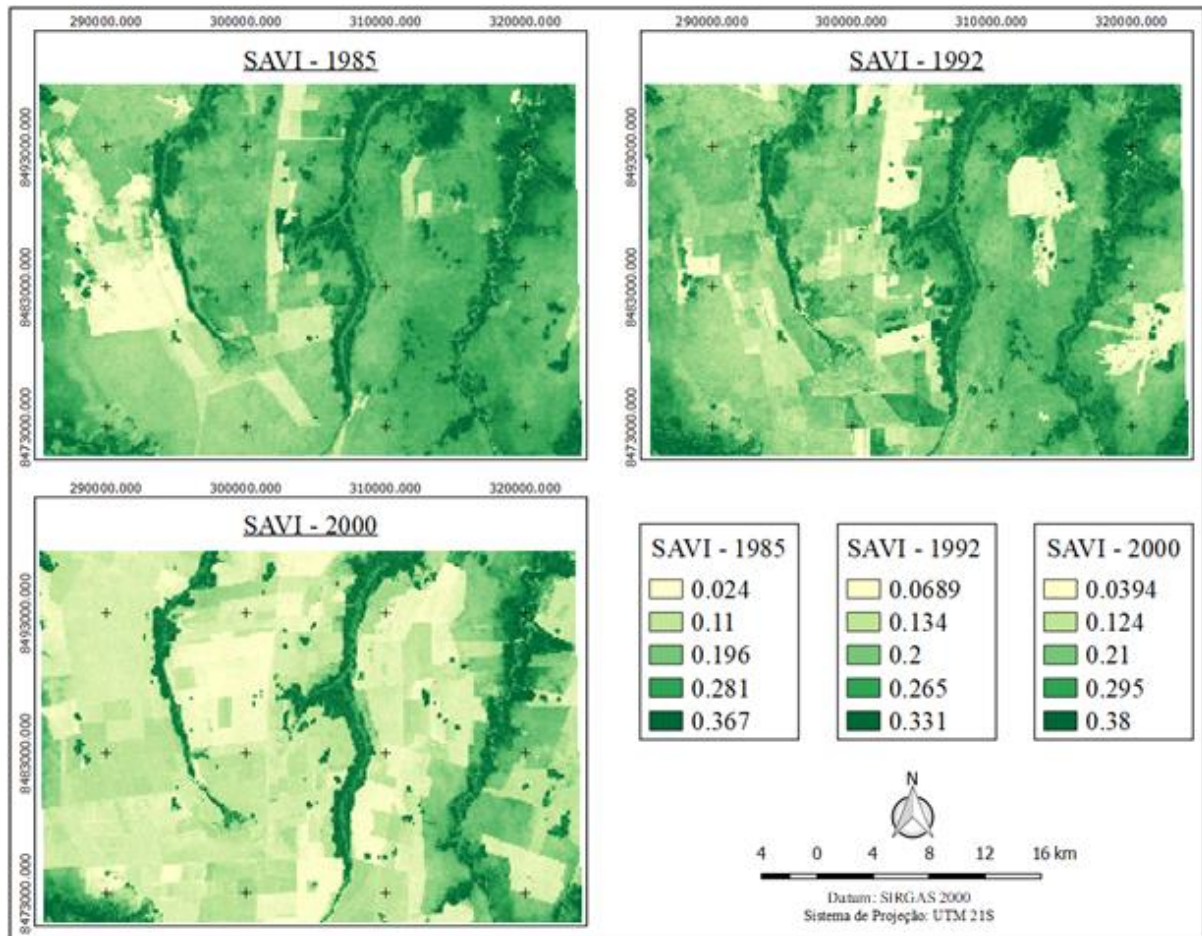
Figura 34: Classificação do EVI nos anos de 1985, 1992 e 2000.



Fonte: Autora.

Na Figura 34, observa-se o fatiamento realizado nos anos selecionados para o índice EVI. Ao observar as tabelas, nota-se o decaimento dos valores em suas respectivas classes, ao longo dos anos, implicando em um desempenho desconforme em relação aos outros dois índices de vegetação utilizados no estudo. Isso se dá pela melhora substancial na sensibilidade às alterações do dossel em relação ao NDVI, principalmente nas regiões com maior densidade. É interessante enfatizar que o EVI é mais sensível a variação da estrutura do dossel, ao contrário do NDVI que satura em regiões de alta biomassa.

Figura 35: Classificação do SAVI nos anos de 1985, 1992 e 2000.



Fonte: Autora.

O índice SAVI, Figura 35, com fator de ajuste para o substrato do dossel 0,5, com aplicação recomendada para regiões de cobertura vegetal de densidade média, apresentou alguns resultados semelhantes e outros distintos dos índices discutidos anteriormente. As classes compreendidas entre 0.024-0.11, 0.0689-0.134 e 0.0394-0.124, referentes as primeiras classes nos três anos, concentram as classes de ocorrência de queimada e agricultura, diferenciando-se de acordo com a intensidade da reflexão da luz solar nos diferentes alvos. As regiões que são compreendidas na última classe, demonstram a sua semelhança em relação as classes de vegetação nativa na classificação supervisionada, sendo seus valores mais próximos do limiar máximo do índice SAVI, atestando vegetação sadia.

Quadro 7: Parâmetros estatísticos dos índices EVI, NDVI e SAVI.

ÍNDICE DE VEGETAÇÃO	ANO	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	MÍNIMO	MÁXIMO
NDVI	1985	0,37526	0,237867	0,0743	0,676
	1992	0,3682	0,184203	0,135	0,601
	2000	0,3707	0,236538	0,0715	0,67
EVI	1985	0,34896	0,211576	0,0359	0,606
	1992	0,29298	0,163838	0,0859	0,5
	2000	0,19138	0,12763	0,0299	0,353
SAVI	1985	0,1956	0,135504	0,024	0,367
	1992	0,19978	0,103597	0,0689	0,331
	2000	0,20968	0,134745	0,0394	0,38

Fonte: Autora, 2018.

De acordo com análise ao Quadro 7, o índice NDVI apresentou um maior desvio padrão, em todos os anos, em relação aos outros dois índices, demonstrando uma maior variabilidade e contraste entre as diferentes classes de uso do solo. Tendo em vista que a cobertura vegetal do município não apresentava grande densidade, no índice SAVI, foi utilizado o fator de ajuste para o substrato do dossel 0,50, obteve-se como resultado o menor desvio padrão, em todos os respectivos anos, implicando em um pior desenvolvimento na distribuição de valores de variabilidade e menor contraste entre as diferentes classes do estudo (DEMARCHI, PIROLI e ZIMBACK, 2011).

Ainda em análise ao Quadro 7, o índice NDVI apresenta intervalos maiores entre o valor mínimo e o máximo, o que denota e corrobora com maior variabilidade dos dados em relação à média e maior capacidade de distinção dos alvos segundo as classes utilizadas, atestando ser mais adequado para o estudo em questão por representar melhor as diferenças de vegetação na imagem de satélite (ZANZARINI *et al*, 2013).

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Conclusões

Como o intuito deste trabalho foi apresentar a dinâmica espaço-temporal no município de Sapezal, por meio de índices de vegetação, quantificando a área de desmatamento e caracterizando os fatores que influenciaram o mesmo, no Bioma Cerrado, nos anos de 1985, 1992 e 2000 podemos concluir que de acordo com os resultados obtidos que no período de 15 anos, a região de interesse teve uma perda de vegetação da ordem de 53%, enquanto a agricultura teve um crescimento de 63%.

A dinâmica envolvida no uso e cobertura de solo mostrou que a área que antes era qualificada por vegetação, foi suprimida pela feição agricultura, isso demonstra que o principal fator que conduz o desmatamento na região do Cerrado é, de fato, o avanço da agricultura. Nenhuma outra feição apresentou tamanho desenvolvimento sobre as feições relacionadas a vegetação, sendo elas nativa ou esparsa.

Através das análises dos resultados estatísticos referentes aos índices de vegetação, pode-se concluir que o NDVI apresentou um melhor resultado por demonstrar uma maior variabilidade e contraste entre as diferentes classes de uso do solo, atestando ser mais adequado para o estudo em questão por representar melhor as diferenças de vegetação na imagem de satélite.

Ainda de acordo com as análises dos índices, observou-se também que as classes de queimada e agricultura apresentaram valores semelhantes, devido a intensidade da reflexão da luz solar nos alvos.

Recomendações

Para uma possível continuidade deste trabalho, algumas recomendações são acrescentadas, dentre elas, realizar estudos utilizando imagens referentes a diferentes épocas do ano, afim de observar o comportamento da vegetação em outros estados de cultivo, uma vez que a vegetação apresenta interação com a radiação eletromagnética de forma diferente, ao longo dos seus estágios vegetativos.

É interessante realizar um estudo, para verificar a acurácia dos mesmos, principalmente em regiões de queimadas, onde os índices aqui expostos, apresentaram confusão entre pixels de agricultura, além disso, utilizar diferentes algoritmos classificadores

para testar a precisão dos mesmos, podendo serem citados os métodos da distância mínima e o do paralelepípedo.

Como observado, o Bioma Cerrado está sendo suprimido pelo exercício da agricultura, e é de suma importância que novos estudos sejam realizados no âmbito da conservação e revitalização de áreas já antropizadas, criação de novas áreas de preservação. É importante frisar, que esse aumento da expansão agrícola também demonstra crescimento na economia da região e conseqüentemente do país, fazendo-se necessário um planejamento para controlar a expansão desregulada, alinhando assim o crescimento agrícola e a preservação dos biomas.

REFERÊNCIAS

- AGGARWAL, S. Principles of Remote Sensing. *Photogrammetry and remote sensing division. Indian Institute of Remote Sensing. India. 2004.* Disponível em: <<http://www.wamis.org/agm/pubs/agm8/Paper-2.pdf>>. Acesso em: 13 de junho de 2018.
- ABREU, K. M. P.; COUTINHO, L. M. Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação com ênfase em índice de vegetação e métrica da paisagem. *Revista Vértice*. v. 16. n. 1. 2014. Disponível em: <<http://essentiaeditora.iff.edu.br/index.php/vertices/article/view/2503>>. Acesso em: 16 de agosto de 2018.
- ANTUNES, A. F. B. Fundamentos de sensoriamento remoto em ambiente de geoprocessamento. *Geo Processamento*. UFPR. 2018. Disponível em: <<https://docs.ufpr.br/~felipe/apostilasr.pdf>>. Acesso: 01 de setembro de 2018.
- ARAÚJO, H. Definição de sensoriamento remoto. *SlidePlayer*. 2014. Disponível em: <<https://slideplayer.com.br/slide/373667/>>. Acesso em: 07 de setembro de 2018.
- ARBEX, J.; OLIC, N. Rumo ao centro-oeste: o Brasil em regiões. *Editora Moderna*. 1996.
- BAKKER, W. H.; et al. Principles of remote sensing: an introductory textbook. 2. ed. *The International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation*. Holanda. 2009.
- BARBOSA, I. G. Um estudo de percepção ambiental em sapezal, mato grosso: elos para a educação ambiental. Dissertação de Mestrado. Universidade Estadual do Mato Grosso. *Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais*. 2011. Disponível em <http://portal.unemat.br/media/oldfiles/ppgca/docs/dissertacao_ilma_grisote.pdf> Acesso em: 25 de agosto de 2018.
- BARBOSA, L.; DORIGON, L. Análise temporal da cobertura vegetal no município de Teresina/PI a partir da aplicação de NDVI. *Universidade Estadual Paulista*. Presidente Prudente. São Paulo. 2014.
- BENEDICTO, M. [Retratos] Biodiversidade Brasileira. *Agência IBGE*. 2018. Disponível em: <<https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/19511-retratos-biodiversidade-brasileira.html>>. Acesso em: 20 de julho de 2018.
- BOHRER, C.B.A. et al. Mapeamento da vegetação e do uso do solo no centro de diversidade vegetal de cabo frio, Rio de Janeiro, Brasil. *Rodriguésia*, v.60, n.1, p. 1-23, 2009.
- BRANDÃO, Z. N. et al. Determinação de índices de vegetação usando imagens de satélite para agricultura de precisão. *V Congresso Brasileiro de Algodão*. EMBRAPA. 2005. Disponível em: <http://www.cnpa.embrapa.br/produtos/algodao/publicacoes/trabalhos_cba5/409.pdf>. Acesso em: 26 de setembro de 2018.
- BRASILEIRO, F. G. Comparação de três índices de vegetação utilizando imagem landsat-8 nas imediações do açude Orós, Ceará, Brasil. *Enciclopédia Biosfera*. 2014. Disponível em:

<<http://www.conhecer.org.br/enciclop/2014b/CIENCIAS%20BIOLOGICAS/comparacao%20de%20tres.pdf>>. Acesso em: 25 de setembro de 2018.

CAMPBELL, J. B.; WYNNE, R. H. Introduction to remote sensing. 5. ed. *Guilford Publications Inc.*, 2011.

CASSUCE, F. C. C.; SILVA, F. M. Análise Econômica do Cultivo da Soja em Grão. *Revista Online Unileste*. Volume 02. 2004. Disponível em: <https://www.unileste.edu.br/revistaonline/volumes/02/downloads/artigo_21.pdf>. Acesso em 13 de setembro de 2018.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. L.; BARSİ, J. A. Revised Landsat-5 Thematic Mapperradiometric calibration. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. v. 4. n. 3. 2007. Disponível em: <https://landsat.usgs.gov/sites/default/files/documents/L5TM_postcal.pdf>. Acesso em: 13 de outubro de 2018.

CHUVIECO, E. Fundamentos de teledetección espacial. 3 ed. Madrid. 1996.

CIEGLINSKI, A. PIB do agronegócio em 2007 bate recorde, com crescimento de 7,89%. Instituto de Estudos Socioeconômicos – INESC. 2008. Disponível em: <<http://www.inesc.org.br/noticias/noticias-gerais/2008/marco/pib-do-agronegocio-em-2007-bate-recorde-com-crescimento-de-7-89>>. Acesso em: 06 de julho de 2018.

COX, H.; YETTER, L. Using landsat to examine deforestation in Brazil. *CSUN Climate Science Program by NASA*. California State University. 2011. Disponível em: <https://www.csun.edu/climate/deforestation_Brazil_ptI_L3_L4_with_title.pdf> Acesso: 27 de julho de 2018.

CROSTA, A. P. Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. *Instituto de Geociências*. UNICAMP. 1992.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L.; ZIMBACK, C. R. L. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI no município de Santa Cruz do Rio Pardo – SP usando imagens Landsat-5. *Revista RAEGA*. Curitiba. 2011.

DGI, Divisão de Geração de Imagens – Inpe. Os satélites Landsat 5 e 7. Disponível em: <http://www.dgi.inpe.br/Suporte/files/Cameras-LANDSAT57_PT.php> Acesso em: 27 de julho de 2018.

EMBRAPA.LANDSAT – Land remote sensing satellite. 2013. Disponível em: <https://www.cnpem.embrapa.br/projetos/sat/conteudo/missao_landsat.html>. Acesso em: 23 de julho de 2018.

EMBRAPA. Integrated crop-livestock-forest systems. 2014. Disponível em: <https://www.embrapa.br/en/tema-integracao-lavoura-pecuaria-floresta-ilpf> S.

EUROCLIM. European Climate Change Monitoring Prediction System. 2009. Disponível em: <<http://publiceuroclim.nr.no>>. Acesso: 29 de agosto de 2018.

FAGUNDES, W. S. Análise comparativa da acurácia dos mapas de uso e cobertura do solo oriundos de imagens satelitais rapideye e sentinel-2. (monografia) – Curso de Engenharia de Agrimensura. Universidade Federal de Alagoas – UFAL. Alagoas. 2016.

FALCÃO, A. X. Manipulação, visualização e interpretação de imagens de sensoriamento remoto. *Instituto de Computação – UNICAMP*. 2010. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/sensremoto/sens_remoto_visualizacao.pdf> Acesso em: 09 de setembro de 2018.

FERNANDES, P.; SALAZAR PESSOA, V. O cerrado e suas atividades impactantes: uma leitura sobre o garimpo, a mineração e a agricultura mecanizada. *Observatório: Revista Eletrônica de Geografia*. v. 3. n. 7. p. 19-37, 2011.

FISHER, W. A. Progress in Remote Sensing. *Photogrammetria Journal*. v.32. 1976. Disponível em <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0031866376900132?via%3Dihub>>. Acesso em 08 de setembro de 2018.

FLORENZANO, T. G. Iniciação em Sensoriamento Remoto. 3.ed. Oficina de textos, 2011.

FLORENZANO, T. G. Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais. 1.ed. Oficina de textos, 2008.

FONSECA, L. M. G. Processamento digital de imagens. *Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)*. 2000.

FREIRE JR. O.; PESSOA JR., O.; BROMBERG, J. L. Teoria Quântica: Estudos históricos e implicações culturais. *Livraria da Física*. 2011.

FREITAS, R.; MENDONÇA, M.; LOPES, G. Expansão de área agrícola: perfil e desigualdade entre as mesorregiões brasileiras. Texto para Discussão 1926. IPEA. Brasília. 2014. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/agencia/images/stories/PDFs/TDs/td_1926.pdf>. Acesso em: 22 de setembro de 2018.

GENÚ, A. M., DEMATTÊ, J. A. M. Informações espectroeletrônicas e topográficas na determinação de teores de componentes do solo. USP. 2010. Disponível em: <http://www.producao.usp.br/bitstream/handle/BDPI/4712/art_DEMATTE_Informacoes_espectroeletronicas_e_topograficas_na_determinacao_de_2010.pdf?sequence=1>. Acesso em: 13 de agosto de 2018.

GONÇALVES, A. K. et al. Métodos de classificação supervisionada de imagens de satélite aplicadas no mapeamento do uso do solo na bacia hidrográfica do Ribeirão Santo Antônio, São Manuel, SP. *Geosaberes*. 2015.. Disponível em: <<http://www.geosaberes.ufc.br/geosaberes/article/view/364>>. Acesso em: 24 de setembro de 2018.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, v. 25. p. 295-309. 1988. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442578890106X>>. Acesso em: 04 de agosto de 2018.

- ILARIO, C. A região agrícola competitiva do Oeste Baiano. *Boletim Campineiro de Geografia*, v. 3, n. 1. 2013. Disponível em: <<http://agbcampinas.com.br/bcg/index.php/boletim-campineiro/article/view/44/0>>. Acesso em: 22 de setembro de 2018.
- INPE. Os Satélites Landsat 5 e 7. *Divisão de Geração de Imagens*. 201-. Disponível em: <http://www.dgi.inpe.br/Suporte/files/Cameras-LANDSAT57_PT.php>. Acesso em 18 de setembro de 2018.
- JENSEN, J. R. Sensoriamento Remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. 2ª ed. *Parêntese*. 2009.
- KLINK, C. A.; MACHADO, R. B. A Conservação do cerrado brasileiro. Embrapa. 2005. Disponível em: <http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/Repositorio/Texto_Adicional_ConservacaoID-xNOKMLsupY.pdf>. Acesso em: 17 de agosto de 2018.
- KLINK, C. A.; MOREIRA, A. G. Past and current occupation, and land use. The Cerrados of Brazil. 2002.
- KUPLICH, T.M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D. C. Série temporal de índice de vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no rio grande do sul. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*. v. 17. n. 10. p. 1116-1123. Paraíba. 2013. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rbeaa/v17n10/14.pdf>>. Acesso em: 30 de julho de 2018.
- LEITE, A. P.; SANTOS, G. R.; SANTOS, J. E. O. Análise temporal dos índices de vegetação ndvi e savi na estação experimental de Itatinga utilizando imagens landsat 8. *Revista Brasileira de Energias Renováveis*. v. 6. n. 4. p. 606-623. Brasil. 2017. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/rber/article/view/45830/pdf>> Acesso em: 26 de julho de 2018.
- LIEW, S. C. Eletromagnetic Radiation. CRISP –Center for Remote Images, Sensing and Processing. Singapura, 2001. Disponível em: <<HTTPS://crisp.nus.edu.sg/~research/tutorial/em.htm>>. Acesso em: 20 de julho de 2018.
- LINTZ, J.; SIMONETT, D. S. Remote Sensing of Environment. *Addison-Wesley Pub. Co.* 1976.
- LIU, W. T. H. Aplicações de Sensoriamento Remoto. 2.ed. *Oficina de Texto*. São Paulo, Brasil. 2007.
- LOURENÇO, P. M. R. Ecosystem functioning of protected area networks. aremotesensingassessmentcrosssocio-ecosystemcontext. (Tese de Pós Doutorado). Universidad de Almería. Espanha. 2015.
- MEERA GANDHI, G. et al. NDVI: Vegetation change change detection using remote sensing and gis – a casa study of Vellore District. *Procedia Computer Science*. v. 57. p. 1199-1210. 2015.
- MENEZES, P. R.; ALMEIDA, T. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. UNB –Universidade de Brasília. CNPQ – Conselho Nacional de Desenvolvimento

Científico e Tecnológico. Brasília. 2012. Disponível em: <<http://cnpq.br/documents/10157/56b578c4-0fd5-4b9f-b82a-e9693e4f69d8>> Acesso em: 09 de setembro de 2018.

MIDOPT. New triple bandpassfilters for NDVI and ENDVI. 2017. Disponível em:<<http://midopt.com/new-triple-bandpass-filters-for-ndvi-and-endvi/>>. Acessoem: 16 de setembro de 2018.

MIRANDA, M. P.; et al. Emprego de técnicas de processamento digital em imagens landsat 8 para mapeamento geológico. *Revista de Geologia*. v. 29. n. 1. 2016. Disponível em: <<http://www.periodicos.ufc.br/geologia/article/view/3461>> Acesso em: 09 de setembro de 2018.

MMA. Cerrado em Estado de Alerta. *Informma*. 2012. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/informma/item/8639-cerrado-em-estado-de-alerta>>. Acesso em: 12 de agosto de 2018.

MORAES, E. C. Fundamentos de Sensoriamento Remoto. *Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais*. São José dos Campos. 2002.

MOREIRA, A. R. B.; PAEZ, M. Medindo a produtividade agrícola regional com efeito vizinhança. *Região e espaço no desenvolvimento agrícola brasileiro*. Rio de Janeiro: Ipea, Nemesis/Pronex, 2003. Disponível em <<http://www.ipea.gov.br/agencia/images/stories/PDFs/livros/RegiaoEEspacoNoDesenvolvim entoAgricolaBrasileiro.pdf>>. Acesso em 21 de setembro de 2018.

NEVES, B. V.; PAVANELLI, J. A. P.; CAMPHORA, V. Processamento Digital de Imagens. Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. INPE. 2014. Disponível em <http://wiki.dpi.inpe.br/lib/exe/fetch.php?media=bruna_neves:lab_pdi_bruna_joao_vanessa.pdf>. Acessado em: 16 de agosto de 2018.

NOVO, E. M. L. M. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações. Editora Edgard Blucher. 1989.

OLIVEIRA, L. M. M. et al. Análise quantitativa de parâmetros biofísicos de bacia hidrográfica obtidos por sensoriamento remoto. *Revista Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v. 47. n.9. p.1209 -1217. 2012.

PETTORELLI, N. The NormalizedDifferenceVegetation Index. *Oxford University Press*. ReinoUnido. 2013.

PONZONI, F. J. Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação: diagnosticando a Mata Atlântica. Capítulo 8. INPE. 2002. Disponível em: < http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/sergio/2005/06.14.13.11/doc/CAP8_FJPonzoni.pdf>. Acesso em: 16 de agosto de 2018.

PONZONI, F. J.; REZENDE, A. C. P. Caracterização espectral de estágios sucessionais de vegetação secundária arbórea em Altamira (PA), através de dados orbitais. *Revista Árvore*. 2004. Disponível em: < <http://www.scielo.br/pdf/%0D/rarv/v28n4/22602.pdf>>. Acesso em: 13 de agosto de 2018.

PREFEITURA MUNICIPAL DE SAPEZAL. Nossa cidade. Disponível em: <<https://www.cidade-brasil.com.br/municipio-sapezal.html>>. Acesso em: 13 de julho de 2018.

ROSSATO, J. Nanotecnologia I. *Programa de pós-graduação em Nanociências*. UNIFRA. 2012. Disponível em: <<https://pt.slideshare.net/jussanerossato/aula04-efeitos-deescalaemnanoestruturasjussane>>. Acesso em: 05 de setembro de 2018.

ROSENDO, J. S. Índice de vegetação e monitoramento de uso do solo e cobertura vegetal na bacia do rio Araguari-MG – Utilizando dados do sensor Modis. (Dissertação de Mestrado) – *Pós-Graduação em Geografia*. Universidade Federal de Uberlândia. Minas Gerais. 2005.

SABINS, F. F. Remote Sensing: Principles and Applications. 3. ed. *Waveland Press Inc*. 2007.

SANTOS, E. V., MARTINS R. A., FERREIRA I. M. O processo de ocupação do bioma Cerrado e a degradação do subsistema vereda no sudeste de Goiás. 2009. Disponível em <www.geo.ufv.br/simposio/simposio/trabalhos/trabalhos.../005.pdf>. Acesso em: 9 de julho de 2018.

SHIMABUKURO, Y. E. índice de vegetação e modelo linear de mistura espectral no monitoramento da região do Pantanal. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*. 1998a.

SHIMABUKURO, Y. E. et al. Usingshade fraction images segmentation to evaluate deforestation in landsat thematic mapper images of Amazon Region. *International Journal of Remote Sensing*. v. 19. n.3. p.535-541. 1998b.

SILVA, C. A. V. et al. Uso do sensoriamento remoto através de índices de vegetação ndvi, savi e iaf na microrregião de Itamaracá – PE. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. p. 3079-3085. 2009. Disponível em: <<http://marte.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.18.02.18.31/doc/3079-3085.pdf>>. Acesso: 04 de agosto de 2018.

SILVA, D. Evolução da fotogrametria no Brasil. *Revista Brasileira de Geomática*. v. 3 n. 2. 2015. Disponível em: <<https://periodicos.utfpr.edu.br/rbgeo/article/view/5467>>. Acesso em: 22 de julho de 2018.

SILVA JUNIOR, J. A. L.; ALMEIDA, R. A. A expansão do agronegócio e a relação campo e cidade: o caso de Sapezal/MT. *VII Congresso Brasileiro de Geógrafos*. Vitória/ES. 2014. Disponível em <http://www.cbg2014.agb.org.br/resources/anais/1/1404310748_ARQUIVO_A_EXPANSAODOAGRONEGOCIOEARELACAOCAMPOECIDADEOCASODESAPEZAL-MT.pdf> Acesso em: 25 de agosto de 2018.

SON, N. T. et al. A comparative analysis of multitemporal modis evi and ndvi data for large-scale rice yield estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*. *Journal Elsevier*. p. 52-64. 2014. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016819231400149X>>. Acesso em: 30 de julho de 2018.

SOUZA, J.; MACHADO, S.; AVACA, L. Voltametria de onda quadrada. Primeira parte: aspectos teóricos. *Química nova*. v. 26. n. 1. USP. 2003.

TEIXEIRA, J.; HESPANHOL, A. A região centro-oeste no contexto das mudanças agrícolas ocorridas no período pos-1960. *Revista Eletrônica Da Associação De Geógrafos Brasileiros*, 1(3), 52-66. 2006.

TRENTIN, A. B. Sensoriamento remoto aplicado ao estudo do comportamento espectral da água no reservatório passo real – RS. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Maria. 2009. Disponível em: <[https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/9310/TRENTIN,% 20ALINE% 20BIASOLI.pdf?sequence=1](https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/9310/TRENTIN,%20ALINE%20BIASOLI.pdf?sequence=1)>. Acesso em: 13 de setembro de 2018.

TRINDADE, P. M. P.; FACCO, D. S.; FILHO, W. P. Sensoriamento Remoto: Introdução ao Processamento Digital de Imagens. *Labgeotec* – Universidade Federal de Santa Maria. 2016. Disponível em: <http://w3.ufsm.br/labgeotec/images/topico_8.compressed.pdf>. Acesso em: 19 de setembro de 2018.

VAINSHTEIN, L. A. Eletromagnetic Waves. 2 ed. *Izdatel'stvo Radio iSviaz'*. Russia. 1988

VERHOEVEN, G. J. J. Near-infrared aerial crop mark archaeology: from its historical use to current digital implementations. *Journal of Archaeological Method and Theory*. 2012. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/225752045_Near-Infrared_Aerial_Crop_Mark_Archaeology_From_its_Historical_Use_to_Current_Digital_Implementations>. Acesso em: 30 de setembro de 2018.

WENG, Q. Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies: Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. V 64, Issue 4, Pages 335-344. 2009.

ZANZARINI, F. V.; PISSARRA, T. C. T.; BRANDÃO, F. J. C.; TEIXEIRA, D. D. B. Correlação especial do índice de vegetação (NDVI) de imagens Landsat/ETM+ com atributos do solo. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*. Campina Grande. 2013.