

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE PONTA GROSSA
SETOR DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA
MESTRADO EM COMPUTAÇÃO APLICADA

THALITA SCHARR RODRIGUES

AVALIAÇÃO DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO EM IMAGENS ORBITAIS

PONTA GROSSA
2013

THALITA SCHARR RODRIGUES

AVALIAÇÃO DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO EM IMAGENS ORBITAIS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada da Universidade Estadual de Ponta Grossa, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre.

Orientação: Prof.^a Dr.^a. Maria Salete M. Gomes Vaz
Co-Orientação : Prof.^a Dr.^a. Selma Regina Aranha Ribeiro

PONTA GROSSA
2013

Ficha Catalográfica Elaborada pelo Setor Tratamento da Informação Bicen/UEPG

R696 Rodrigues, Thalita Scharr
 Avaliação de índices de vegetação em imagens orbitais / Thalita Scharr
Rodrigues. Ponta Grossa, 2013.
 107f.

 Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada - área de concentração
Computação Aplicada a Agricultura), Universidade Estadual de Ponta Grossa.
Orientador: Prof^ª Dr^ª Maria Salete M. Gomes Vaz.
Co-orientador: Prof^ª Dr^ª Selma Regina Aranha Ribeiro.

 1. Sensoriamento remoto. 2. Landsat. 3. Processamento digital de
imagens. I. Vaz, Maria Salete M. Gomes. II. Ribeiro, Selma Regina Aranha.
III. Universidade Estadual de Ponta Grossa. Mestrado em Computação
Aplicada. IV. T.

CDD: 630.2

TERMO DE APROVAÇÃO

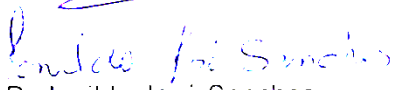
Thalita Scharr Rodrigues

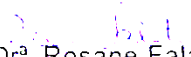
"AVALIAÇÃO DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO EM IMAGENS ORBITAIS"

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada da Universidade Estadual de Ponta Grossa, pela seguinte banca examinadora:

Orientador:


Drª - Maria Salete Marcon Gomes Vaz
UEPG


Dr. Ionildo José Sanches
UTFPR


Drª. Rosane Falate
UEPG

Ponta Grossa, 25 de fevereiro de 2013.

AGRADECIMENTOS

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, pelo auxílio financeiro de dois anos de bolsa de mestrado.

À minha orientadora, Dra. Maria Salete Marcon Gomes Vaz, pela orientação, pela amizade, por toda a paciência e coragem que teve.

Em especial, à minha co-orientadora, Dra. Selma Regina Aranha Ribeiro pelos ensinamentos, por seu incentivo à pesquisa, por confiar na minha capacidade, pela amizade, carinho, cuidado e, sobretudo, sua paciência em todos os momentos!

Aos meus amigos e companheiros de trabalho: Anderson Estevam da Rosa, Alison Roger Weber, Carla Eva P., Cristian Cosmoski Rangel de Abreu, Daurimar Mendes da Silva, Dinameres Antunes, Karine Sato da Silva, Marcos Roberto de Ramos, Regiane Orlovski, Robson Fernando Duda, Rodrigo de Souza d' Ávila, Thays Marcela Hamulak e Willian Santana pela amizade e apoio.

Aos professores da UEPG pelo conhecimento compartilhado.

Ao meu esposo, Adilson Junior, pelo amor, apoio, compreensão e carinho.

Agradeço aos meus pais e à minha irmã, Aline, pelo apoio e amor incondicional, reconhecimento que estendo aos meus familiares e aos verdadeiros amigos.

E a todos vocês que direta ou indiretamente contribuíram para que eu atingisse este objetivo fica o meu sincero agradecimento.

Por último, agradeço a Deus por todas as alegrias, pela saúde e pela força que me concedeu, para que conseguisse chegar até aqui.

RESUMO

O Sensoriamento Remoto possui diversas técnicas e tecnologias que podem ser aplicadas na Agricultura. Entre essas técnicas está a análise de imagens obtidas por satélites que estão em órbita ao redor da Terra. Nesse trabalho foram trabalhadas imagens orbitais do Satélite Landsat 5 TM e 7 ETM+ dos anos de 2001, 2004 e 2009 de uma região do município de Ponta Grossa, visando analisar o desempenho da aplicação de diferentes índices de vegetação, como o NDVI, NRVI, SAVI, MSAVI2, AVI, CTVI e TTVI. Foram também utilizadas análises estatísticas e técnicas de processamento de imagem, como análise visual, histograma, Índice de Qualidade Universal da Imagem (IQI) e Erro Médio Quadrático. Dentre as técnicas de avaliação utilizadas, as mais adequadas foram a análise visual em conjunto com o histograma e a aplicação do IQI para verificar as diferenças dos índices na discriminação de ciclos fenológicos de culturas agrícolas, vegetação natural e solos sem cobertura vegetal. Os índices que apresentaram os menores desempenhos foram o CTVI, seguido do TTVI e AVI, respectivamente. A aplicação desses índices de vegetação possibilitou o monitoramento do uso do solo da área estudada ao longo dos três anos, sem a necessidade de idas contínuas ao campo. Embora a resolução espacial seja de 30 metros, considerada moderada para o estudo de caso, as imagens do Satélite Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+ foram adequadas para o presente estudo.

Palavras- chave: Sensoriamento Remoto. Landsat. Processamento Digital de Imagens.

ABSTRACT

The Remote Sensing has many techniques and technologies which are able to be applied in agriculture. Among these applications are the analysis of images taken by satellites that are in orbit around the Earth. In this work were used orbital images from Landsat 5 TM and 7 ETM+ about the years 2001, 2004 and 2009 in order to analyze the performance of the application of different vegetation indices such as NDVI, NRVI, SAVI, MSAVI2, AVI and TTVI. Statistical techniques were used as well as image processing, such as visual analysis, Histogram, Index Universal Image Quality (IQI) and Mean Square Error. Among the assessment techniques used were the most appropriate visual analysis in conjunction with the application of the IQI and histogram to detect differences in rates of phenological cycles of discrimination agricultural crops, natural vegetation and soils without vegetation. Indexes that showed the lowest performances were CTVI, followed by TTVI and AVI. The application of these vegetation indices enabled the monitoring of land use in the study area over the three years, without the need for continuous trips to the field. Although the spatial resolution is 30 meters, which is considered moderate for the case study, the images from Landsat 5 TM and Landsat 7 ETM were appropriate for this study.

Keywords: Vegetation Indices. Orbital images. Digital Image Processing.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Etapas do Método Sistemático	20
Tabela 2 – Elementos de Interpretação de Imagens.....	20
Tabela 3 – Regiões do espectro mais adequadas ao estudo de propriedades físico-químicas de solos	35
Tabela 4 – Bandas temáticas no satélite Landsat 5 TM (GONZALEZ e WOODS, 2009).....	36
Tabela 5 – Equações utilizadas pelos índices de vegetação	53
Tabela 6 – Componentes do IQI	54
Tabela 7 – Valores estatísticos dos índices para o ano de 2001.	89
Tabela 8 - Valores estatísticos dos índices para o ano de 2004.	90
Tabela 9 - Valores estatísticos dos índices para o ano de 2009.	90
Tabela 10- Valores do IQI entre os índices para o ano de 2001.	91
Tabela 11 - Valores do IQI entre os índices para o ano de 2004.	92
Tabela 12 – Valores do IQI entre os índices para o ano de 2009.	92

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Diferenças de Resolução e Profundidade de Imagens Digitais.....	15
Figura 2 – Representação tridimensional do modelo RGB (Gonzalez e Woods, 2009).....	17
Figura 3 – Imagem monocromática “Goldhill” com destaque para uma região de 17x17 pixels	18
Figura 4 – Imagem digital (a) com área em zoom de grupo de pixels em valores de cinza (b) e correspondentes valores digitais (c).	19
Figura 5 – Fotografia aérea infravermelha na escala 1:20.000 do município de Tapera-RS.....	21
Figura 6 – Quatro tipos básicos de imagem e seus histogramas.....	26
Figura 7 – Exemplo de Composição Colorida. Fonte: Adaptado de Florenzano, 2007	27
Figura 8 – Esquema do espectro eletromagnético.....	29
Figura 9 – Configuração esquemática do mecanismo de imageamento pixel a pixel de um sensor multiespectral de varredura mecânica. Fonte: Meneses e Almeida, 2012.	32
Figura 10 – Linha do tempo da série de satélites Landsat. Fonte: NASA, 2012.	33
Figura 11 – Reflectância espectral de alvos naturais. Fonte: Moreira, 2005.....	34
Figura 12 – Base fisiológica para o desenvolvimento de índices de Vegetação. Fonte: Jensen, 2009	37
Figura 13 – Distribuição de Pixels no Espaço Espectral Vermelho e Infravermelho Próximo.....	39
Figura 14 – Valores NDVI de uma planta saudável e de uma doente.....	40
Figura 15 – Formato típico do gráfico “tasseled cap” com a localização espectral de algumas classes de alvos. Os pontos (a) solo exposto, (b) desenvolvimento do dossel, (c) ápice do dossel e (d) senescência, descrevem a trajetória temporal dos pixels de uma cena agrícola. Fonte: Adaptada de Crist e Cicone (1984, p.259).....	42
Figura 16 – Área de estudo no Município de Ponta Grossa (PR).....	45
Figura 17 - Detalhe da área de estudo no Município de Ponta Grossa (PR). Fonte: Google Earth.	45
Figura 18 – Diagrama de blocos relacionado à metodologia utilizada	47
Figura 19 – Interface do repositório de imagens orbitais da NASA.	48
Figura 20 – Interface do Catálogo de Imagens do INPE	48
Figura 21 – Detalhe da Ortoimagem utilizada para Transformação Geométrica.....	50
Figura 22 – Histograma da banda do infravermelho próximo de 2001.....	51
Figura 23 – Correção do pixel escuro no Envi 4.7.....	52
Figura 24 – Banda Azul, Verde e Vermelho do ano de 2009.	56
Figura 25 – Banda do Infravermelho Próximo e Médio do ano de 2009	57
Figura 26 – Composição colorida “verdadeira falsa cor” e “verdadeira cor” do ano de 2001.....	59
Figura 27 – Composições coloridas para o ano de 2004	60
Figura 28 – Composições coloridas para o ano de 2009	61
Figura 29 – Histograma da banda do vermelho do ano de 2001.....	62
Figura 30 – Histograma da banda do infravermelho próximo do ano de 2001.....	62
Figura 31 – Histograma da banda do vermelho do ano de 2004.....	63
Figura 32 – Histograma da banda do infravermelho próximo do ano de 2004.....	63

Figura 33 – Histograma da banda do vermelho do ano de 2009.....	64
Figura 34 – Histograma da banda do infravermelho próximo do ano de 2009	64
Figura 35 – Composição colorida falsa-cor- 5R4G3B do ano de 2001	65
Figura 36 – NDVI (a), NRVI (b) e imagem diferença do ano de 2001	66
Figura 37 - Histogramas do NDVI e NRVI do ano de 2001.....	67
Figura 38 - NDVI (a), CTVI (b) e imagem diferença do ano de 2001	68
Figura 39 - Histogramas do NDVI e CTVI para o ano de 2001	69
Figura 40 - NDVI (a), SAVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2001	69
Figura 41 - Histogramas do NDVI e SAVI do ano de 2001.	70
Figura 42– NDVI (a), MSAVI2 (b) e imagem diferença (c) do ano de 2001.	71
Figura 43 – Histograma do NDVI (a) e do MSAVI2(b) do ano de 2001.....	72
Figura 44 - NDVI (a), AVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2001.....	72
Figura 45 – Histogramas dos índices NDVI (a) e do AVI de 2001 (b).	73
Figura 46 – NDVI(a), TTVI (b) e imagem diferença(c) para o ano de 2001.....	73
Figura 47 – Histograma do NDVI (a) e do TTVI(c) do ano de 2001.	74
Figura 48 –NDVI (a), NRVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2004.	75
Figura 49 –Histograma do NDVI (a) e do NRVI(c) do ano de 2004.....	75
Figura 50 –NDVI (a), CTVI (b) e imagem diferença do ano de 2004.....	76
Figura 51 – Histogramas do NDVI e CTVI de 2004.....	77
Figura 52 – NDVI (a), SAVI (b) e a imagem diferença (c) do ano de 2004	77
Figura 53 – Histogramas do NDVI (a) e SAVI (b) do ano de 2004.	78
Figura 54 – NDVI (a), MSAVI2 (b) e imagem diferença do ano de 2004.....	78
Figura 55 – Histograma do NDVI (a) e MSAVI2 (b) do ano de 2004	79
Figura 56 – NDVI (a), AVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2004.....	79
Figura 57 – Histograma do NDVI (a) e AVI (b) do ano de 2004	80
Figura 58 – Resultados do NDVI, TTVI e a imagem diferença para o ano de 2004. .	80
Figura 59 – Histograma do NDVI (a) e TTVI (b) do ano de 2004	81
Figura 60 – NDVI (a), NRVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.....	81
Figura 61 –Histograma do NDVI (a) e NRVI (b) do ano de 2009	82
Figura 62 – NDVI (a), CTVI (b) e a imagem diferença para o ano de 2009	83
Figura 63 – Histogramas dos índices NDVI (a) e CTVI (b) para o ano de 2009.....	83
Figura 64 – NDVI (a), SAVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.	84
Figura 65 – Histogramas do NDVI (a) e SAVI (b) para 2009.....	85
Figura 66 – NDVI (a), MSAVI2 (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009. ...	86
Figura 67 – Histogramas do NDVI (a) e MSAVI2 (b) para 2009.....	86
Figura 68 – NDVI (a), AVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.....	87
Figura 69 – Histogramas do NDVI (a) e AVI (b) para 2009.....	88
Figura 70 – NDVI (a), TTVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.....	88
Figura 71 – Histogramas do NDVI (a) e TTVI (b) para 2009.	89
Figura 72 – Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o NRVI de 2001.	93
Figura 73 – Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o CTVI (b) de 2001.	94
Figura 74 – Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o SAVI (b) de 2001	95
Figura 75 – Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o MSAVI2 (b) de 2001	96
Figura 76 – Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o AVI (b) de 2001	97
Figura 77- Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o TTVI (b) de 2001	98

LISTA DE SIGLAS

AIRS - Atmospheric Infrared Soudar
CTVI – Corrected Transformed Vegetation Index
DVI – Difference Vegetation Index
ETM – Enhanced Thematic Mapper
IAF – Índice de Área Foliar
INPE – Instituto Nacional de Pesquisa Espacial
IQI – Índice de Qualidade de Imagem
IR – MSS – Câmera de varredura no infravermelho
IV – Índices de Vegetação
LANDSAT – Land Remote Sensing Satellite
MSAVI – Modified Soil Ajusted Vegetation Index
NASA – National Aerospace and Space Administration
NDVI – Normalized Difference Vegetation Index
REM – Radiação Eletromagnética
NIR – Near InfraRed
RGB – Sistema de Cores Red, Green and Blue – Vermelho, Verde e Azul
NRVI – Normalized Ratio Vegetation Index
RVI – Ratio Vegetation Index
SAVI – Soil Ajusted Vegetation Index
TSAVI – Transformed Soil Ajusted Vegetation Index
TTVI – Thiam's transformed vegetation index
TVI – Tranformed Vegetation Index
UTM - Universal Transverse Mercator (Sistema Universal Transverso de Mercator)

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	11
1.1. Objetivos	11
1.2 Justificativa	12
1.3. Estrutura do Trabalho	12
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	14
2.1 Imagens Digitais	14
2.1.1 Resolução e Profundidade	14
2.1.2. Brilho, Contraste e Cores	16
2.1.3. Classificação de Imagens Digitais.....	17
2.1.4. Análise Visual de Imagens	19
2.2. Processamento Digital de Imagens	23
2.2.1. Pré-Processamento de Imagens Digitais	23
2.2.2. Composições Coloridas	26
2.3. Sensoriamento Remoto	28
2.3.1. Sensores e Imagens Orbitais	29
2.3.2. Série de Satélites Landsat	31
2.3.3. Reflectância dos Alvos	34
2.4. Índices de Vegetação	36
2.4.1. Índices de Vegetação baseados em Razão	40
2.4.2. Índices de Vegetação e a Linha do Solo	41
2.5. Medidas de Avaliação	43
3. MATERIAL E MÉTODOS	45
3.2.1 Sistemática para Obtenção dos Dados.....	47
3.2.2 Pré- Processamento	49
3.2.3 Processamento dos Índices de Vegetação e Erro Quadrático	52
3.2.4 Processamento do IQI.....	53
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	56
4.1 Composições Coloridas	58
4.2. Histogramas	61
4.3 Medidas Estatísticas – Verificação	65
REFERÊNCIAS.....	102

1. INTRODUÇÃO

A agricultura é uma das principais atividades da economia brasileira. O estado do Paraná é um dos maiores produtores de grãos do Brasil. Culturas agrícolas como a mandioca, soja, milho, trigo e feijão se destacam no cenário paranaense. Todavia, assim como acontece com outras atividades econômicas, surgem desafios e problemas que precisam ser superados.

O sensoriamento remoto apresenta técnicas e tecnologias com grande potencial para uso na agricultura. Os satélites foram construídos para adquirir imagens da superfície terrestre, para então obter informações relacionadas às áreas ocupadas por florestas, de culturas agrícolas, de preservação ambiental, e com ocorrências de queimadas e desmatamentos.

Os satélites que orbitam ao redor da Terra passam periodicamente em um mesmo ponto da superfície terrestre. Devido a isso, é possível coletar dados são obtidos várias vezes, durante o ciclo de desenvolvimento da cultura, podendo-se criar um banco de dados com informações multitemporais (MOREIRA *et al*, 2004).

Em relação ao estudo da vegetação, há vários anos pesquisadores desenvolveram índices para auxiliar o processo de análise e interpretação de imagens em atividades como discriminação de solos com ou sem cobertura vegetal, realce de áreas com tipos de culturas diferentes, ocorrência de pragas e eventos meteorológicos, entre outras.

Partindo desse pressuposto, o presente trabalho analisa o desempenho da aplicação de seis índices de vegetação em imagens de satélites da Série Landsat para a mesma região em três diferentes anos (2001, 2004 e 2009).

1.1. Objetivos

O objetivo geral desta dissertação é avaliar o desempenho de índices de vegetação em imagens orbitais do município de Ponta Grossa (PR). Como objetivos específicos, destacam-se (i) realizar análises temporais com sensoriamento remoto; (ii) testar a aplicação dos índices de vegetação; (iii) comparar a aplicação de diferentes índices de vegetação em imagens orbitais em uma área de estudo; e (iv) validar os resultados obtidos por meio de técnicas estatísticas.

1.2 Justificativa

Os satélites utilizados no sensoriamento remoto, como o Landsat, têm como principal função a aquisição sistemática de imagens da superfície terrestre. Desse modo, as imagens de uma mesma área em períodos diferentes possibilitam identificar variações na cobertura da Terra por meio de técnicas de detecção de mudança (AGUIAR, 2007). Entre essas técnicas, destacam-se os índices de vegetação e análise por componentes principais (MAS, 1999).

As resoluções dos satélites são importantes no Sensoriamento Remoto. A resolução espacial demonstra a capacidade que o sensor do satélite possui em separar espacialmente os elementos na superfície terrestre. Desse modo, quanto maior a resolução espacial, maior o nível de detalhamento dos alvos observados. Já a resolução temporal, demonstra o período de tempo de revisita do sensor para um mesmo ponto da superfície terrestre (CENTENO, 2009).

Apesar de existirem diversos satélites em órbita, é difícil obter gratuitamente imagens com alta resolução temporal e espacial. Em geral, quanto maior a resolução espacial, maior o custo financeiro de aquisição da imagem. Dessa maneira, quanto maior a resolução espacial, maior será o tempo que o satélite demora a retornar a mesma área em função da órbita de imageamento (MOREIRA, 2005). A resolução radiométrica está relacionada com a qualidade da imagem, ou seja, com a quantidade de níveis digitais presentes na imagem.

Tendo em vista o elevado custo financeiro das imagens de satélites com resolução espacial alta, a presente pesquisa usa imagens orbitais com resolução espacial de 30 metros, resolução espectral de 7 bandas¹, resolução radiométrica de 8 bits e resolução temporal de 16 dias do Sensor Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+, com a finalidade de avaliar o uso das mesmas para o monitoramento de áreas agrícolas.

1.3. Estrutura do Trabalho

Este trabalho está estruturado como segue. Além deste capítulo introdutório, existem mais quatro capítulos. No Capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica de imagens orbitais e monitoramento da vegetação, com a abordagem dos principais índices de vegetação. Já no Capítulo 3, é apresentada a metodologia

¹ Bandas espectrais são faixas do espectro eletromagnético.

a ser utilizada para a avaliação de desempenho de índices de vegetação em imagens orbitais. No Capítulo 4 são abordados os resultados e as discussões. Por fim, no Capítulo 5 são abordadas as conclusões e apresentadas as perspectivas de pesquisas futuras.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo descreve a fundamentação teórica de imagens digitais, técnicas de processamento de imagem digital e conceitos relacionados ao sensoriamento remoto.

2.1 Imagens Digitais

O termo imagem monocromática, ou simplesmente imagem, refere-se a função bidimensional de intensidade de luz $f(x,y)$, onde x e y denotam as coordenadas espaciais e o valor de f em qualquer ponto (x,y) é proporcional ao brilho da imagem naquele ponto (GONZALEZ e WOODS, 2009).

Imagens são definidas por um plano limitado, onde cada posição finita e discreta nesse plano contém a informação de cor, ou seja, a imagem digital é um sinal de cor discreto e finito de duas dimensões, onde o domínio é o plano e o contradomínio é o espaço de cor (MARQUES FILHO & VIEIRA NETO, 1999).

O *pixel* é o elemento mínimo em uma imagem, sendo que a sua forma é retangular ou quadrada. Geralmente, imagens digitais são matrizes de pixels organizadas na forma de um tabuleiro de xadrez. Essa organização, com simetria quadrada, se deve a facilidade de implementação eletrônica, tanto dos sistemas de aquisição quanto dos sistemas de visualização de imagens (ALBUQUERQUE, 2001).

A imagem fotográfica é adquirida por meio de câmeras ou sensores, que captam luz. Os sensores podem ser do tipo *CCD – Charge-Coupled-Device* ou *CMOS - Complementary Metal Oxide Semiconductor*. Quando a luz refletida pela imagem incide no sensor, cada elemento da matriz de células semicondutoras fotosensíveis é carregado eletricamente e emite um sinal elétrico proporcional à intensidade da iluminação (SCURI, 2003).

2.1.1 Resolução e Profundidade

A resolução radiométrica de uma imagem consiste no número máximo de níveis de intensidade que esta imagem pode apresentar. A Figura 1 apresenta quatro fotografias da Lena, imagem popularmente utilizada na literatura de processamento de imagem digital. Podem ser observadas variações de

profundidade entre as Figuras 1(a) e 1(c) e as Figuras 1(b) e 1(d). A Figura 1(a) e a Figura 1(c) possuem resolução radiométrica maior, sendo de 512x512 pixels, ou seja, 256 níveis digitais de intensidade, enquanto que a Figura 1(b) e a Figura 1(d) possuem resolução de 128x128 pixels e 16 níveis digitais de intensidade. Dessa forma, havendo menor resolução radiométrica, fica evidente a degradação da imagem, pela menor capacidade em definir detalhes. entre as imagens de cima e baixo podem ser notadas variações de profundidade, a Figura 1(c) e a Figura 1(d) apresentam profundidade de 256 tons de cinza, enquanto a Figura 1(a) e a Figura 1(b) possuem apenas quatro tons de cinza (GONZALEZ e WOODS, 2009).

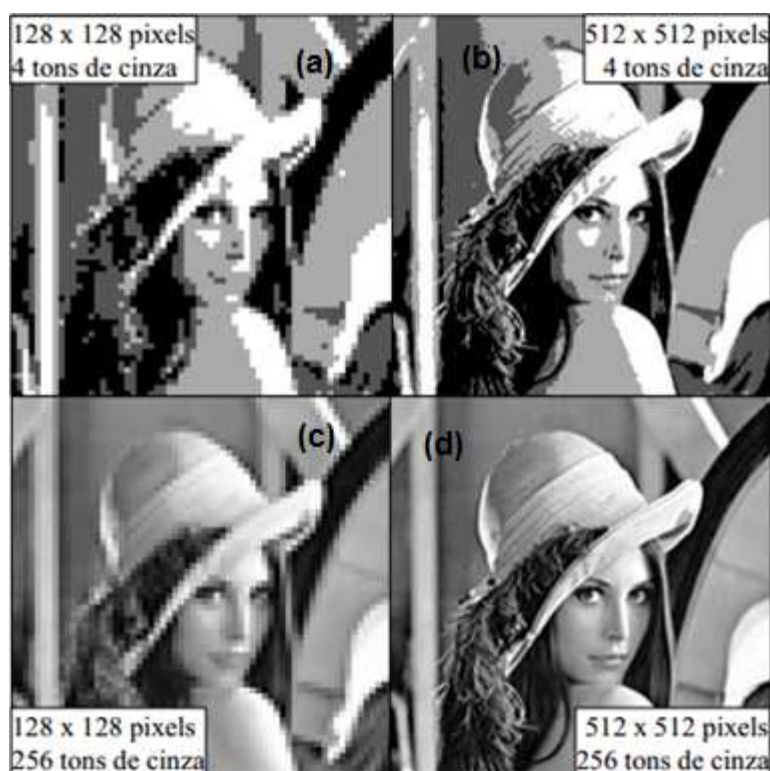


Figura 1 – Diferenças de Resolução Radiométrica e Profundidade de Imagens Digitais.

Fonte: Adaptado de Gonzalez e Woods, 2009.

Geralmente, as imagens coloridas do Sistema de Cores RGB apresentam resolução de 24 bits, formadas por adição de três cores primárias com 256 níveis de intensidade, ou seja, 8 bits, para cada cor primária. Por meio de técnicas de processamento digital de imagens, essas imagens podem ser tratadas separadamente como três imagens de 256 níveis digitais.

2.1.2. Brilho, Contraste e Cores

Duas das características mais importantes para a análise e o processamento de imagens são o brilho e o contraste. Quando a imagem é formada predominantemente por pixels com valores de níveis digitais de intensidade próximos ao zero, é percebida como uma imagem escura, ou seja, com baixo brilho. Já uma imagem com tons próximos do valor 255, a mesma é considerada clara, com alto brilho.

O contraste de uma imagem pode ser definido como o desvio padrão dos níveis digitais de todos os pixels da imagem (WEEKS, 1996).

Já as cores percebidas pelos seres humanos são determinadas pela natureza da luz refletida pelos objetos. Um fato importante é que o olho humano é mais sensível às variações de cores do que às variações de tons de cinza. Devido à estrutura do olho humano, todas as cores são percebidas como combinações variáveis de três cores primárias: (Sistema de Cores RGB): vermelho (R- *red*), verde (G *green*) e azul (B - *blue*) (FLORENZANO, 2002). .

Neste sistema de cores, toda cor associada a um pixel é representada pela adição dos valores primários (vermelho, verde e azul), mas estas três cores não devem ser confundidas com cores primárias usadas no mundo das artes. De acordo com Calixto (2005), os três valores são fortemente correlacionados entre si, de modo que uma variação no brilho, sem alterar a cor, implica em uma variação não-linear em todos eles.

A representação do Sistema RGB é feita por meio de um cubo em três dimensões, conforme ilustra a Figura 2 (GONZALES e WOODS, 2009).

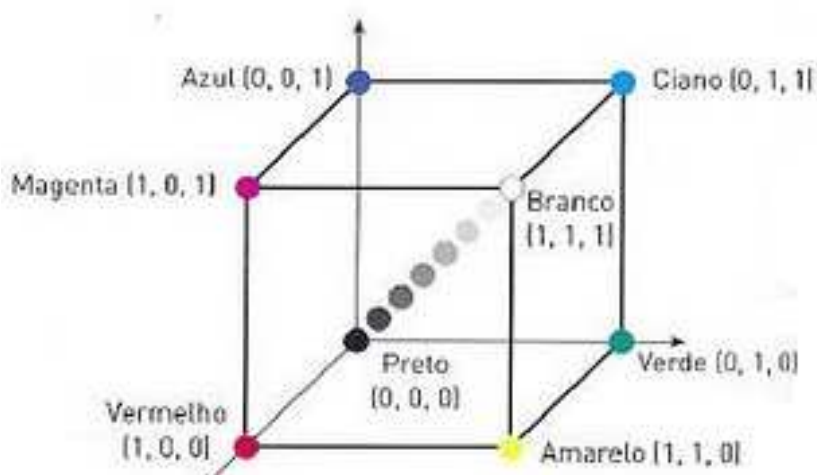


Figura 2 – Representação tridimensional do sistema RGB

Fonte: Adaptado de Gonzalez e Woods, 2009.

De acordo com a mudança dos valores atribuídos aos três canais, novas cores são formadas, como pode ser visualizado na Figura 2. Se os três valores forem 0 nesse sistema, será formada a cor preta, se todos os valores estiverem no máximo, será formada a cor branca e assim por diante.

2.1.3. Classificação de Imagens Digitais

Imagens digitais podem ser utilizadas para diversas finalidades, como medicina, biologia, artes, automação industrial e sensoriamento remoto. Existem tipos de imagens digitais diferentes como: binárias, monocromáticas e multiespectrais. Em imagens monocromáticas, cada pixel é associado a um valor escalar que representa a intensidade. Já nas imagens binárias, cada pixel apresenta valor 0 ou 1. As imagens multiespectrais associam a cada pixel um vetor de dimensão, sendo que no caso de imagens coloridas, o vetor tem três dimensões, associadas ao espaço de cor adotado. Existem diversos espaços de cor como o RGB, IHS, CYM, XYZ, entre outros (mais detalhes podem ser estudados em GONZALEZ e WOODS, 2009).

A Figura 3 apresenta uma imagem digital monocromática com destaque para uma região de pixels, mostrando o contraste existente entre os níveis digitais.

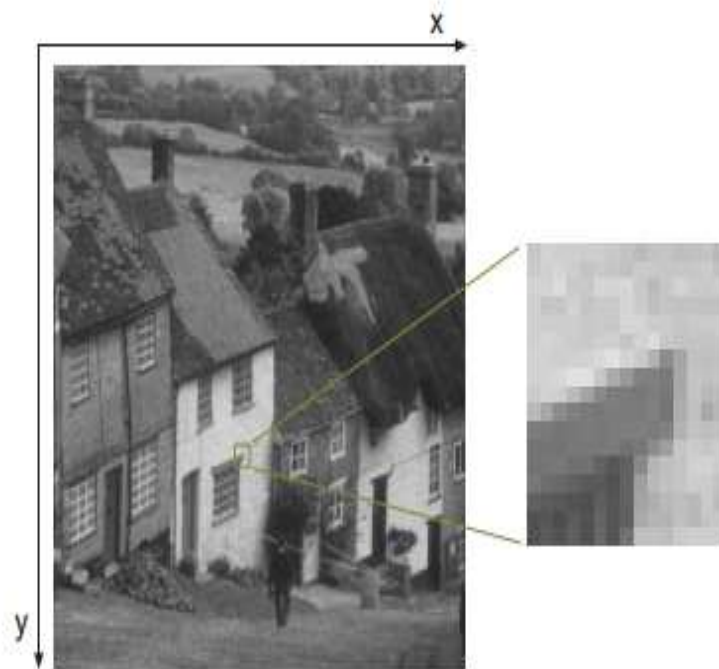


Figura 3 - Imagem monocromática “Goldhill” com destaque para uma região de 17x17 pixels.
Fonte: Calixto, 2005.

Conforme Gonzalez e Woods (2009), o processamento de imagens coloridas é dividido em duas áreas principais: processamento de cores verdadeiras e de pseudo-cores. Na primeira categoria, as imagens são adquiridas com um sensor de cores reais, como uma câmera de TV colorida. Já na segunda categoria, o problema é a atribuição de uma cor a uma intensidade monocromática particular ou a uma variação de intensidades.

A imagem orbital considera a aquisição de dados de sensoriamento remoto por meio de equipamentos sensores coletores a bordo de satélites artificiais (IBGE, 2012). A Figura 4 mostra como uma imagem orbital é representada no sensoriamento remoto, em relação a pixels e números digitais.

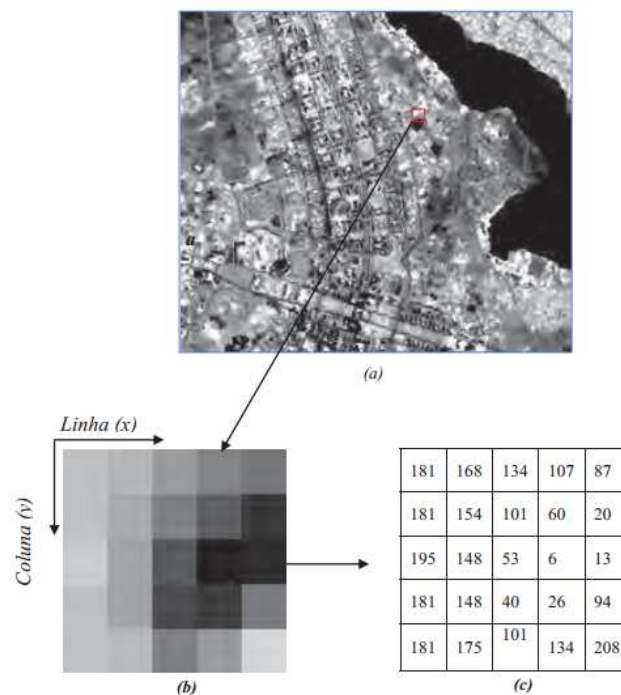


Figura 4- Imagem digital (a) com área em zoom de grupo de pixels em valores de cinza (b) e correspondentes valores digitais (c).

Fonte: Meneses e Almeida, 2012.

A Figura 4(a) mostra como é visualizada a cena orbital no sensoriamento remoto. A Figura 4(b) ilustra a discretização espacial da imagem por meio dos pixels. Já a Figura 4(c) apresenta a intensidade associada a cada pixel como os dados, de modo que os valores são armazenados em forma de uma matriz. Os valores digitais normalmente são armazenados em uma escala de oito bits com valores variando de 0 a 255.

2.1.4. Análise Visual de Imagens

A análise visual, mais conhecida como fotointerpretação ou classificação qualitativa, é o processo de extração de informações de alvos da superfície terrestre, com base em suas respostas espectrais, quando observados nas imagens (MOREIRA et al, 2004). Na fotointerpretação pode ser utilizado o método comparativo ou o método sistemático. O método comparativo consiste de interpretação dos dados realizada com base em uma chave de interpretação. Essa chave é elaborada em função dos diferentes elementos (cores, tonalidade, formas e texturas) observados na imagem.

Já o método sistemático consiste em aplicar uma metodologia em uma sequência lógica de etapas de fotointerpretação que é dividida em três fases: fotoleitura, fotoanálise e fotointerpretação. Essas fases são descritas na Tabela 1.

Tabela 1 – Etapas do Método Sistemático.

Fotoleitura	Análise de fotografias aéreas de uma maneira superficial objetivando reconhecer as diferentes feições da cena.
Fotoanálise	Avaliação e ordenação das partes que compõem a imagem
Fotointerpretação	Processo em que o intérprete utiliza um raciocínio lógico indutivo e dedutível para entender e explicar o comportamento de cada objeto contido na foto.

Fonte: Baseado em Moreira, 2005.

A Tabela 2 apresenta os elementos básicos (chamados de chaves de fotointerpretação) utilizados no processo de análise visual de imagens.

Tabela 2 – Elementos de Interpretação de Imagens.

Elemento	Descrição
Cor/Tonalidade	Representação visual do comportamento espectral dos alvos.
Textura	Variação da tonalidade, cor ou matiz de cor, dentro de um mesmo alvo.
Tamanho	Indica as dimensões do alvo. Geralmente analisado em conjunto com o elemento Forma.
Forma	Pode ser definida geometricamente ou não.
Limites	São regulares ou irregulares.
Padrão	Também conhecido como arranjo, refere-se à organização/repetição dos alvos em uma cena.
Sombras	Referem-se à presença de nuvens nas imagens ou a feições do relevo.
Contexto	Análise de aspectos normalmente associados a determinados alvos, fornecendo indicações sobre os mesmos.

Fonte: Adaptado de JENSEN, 2009.

A cor é usada na interpretação de fotografias ou imagens orbitais coloridas, nas quais as variações da cena são representadas por diferentes cores. A cor do objeto vai depender da quantidade de energia que ele refletir, da mistura de cores e da cor que for associada às imagens originais em preto e branco (FLORENZANO, 2002). Em relação à tonalidade, em imagens em preto e branco, quanto mais energia um objeto refletir, mais sua representação na fotografia vai tender ao branco.

A textura refere-se ao aspecto liso ou rugoso dos objetos em uma imagem, assim, contém informações quanto às variações dos níveis digitais da imagem. Florenzano (2002) destaca que a textura também é importante na identificação de relevos. A textura lisa corresponde às áreas de relevo plano, enquanto a textura rugosa corresponde às áreas de relevos acidentados e dissecados pela drenagem.

A Figura 5 apresenta uma imagem com diferentes tipos de cobertura vegetal.



Figura 5 - Fotografia aérea infravermelha na escala 1:20.000 do município de Tapera-RS
Fonte: Florenzano, 2002.

Na Figura 5(a) é possível observar que o solo exposto, em verde, é diferenciado pela cor das áreas com cultivos de trigo, em vermelho, enquanto as áreas de mata e reflorestamento, ambas em vermelho, diferenciam-se das demais classes principalmente pela textura. A textura da mata é mais rugosa que a do reflorestamento, que, por sua vez, é mais rugosa que as das culturas de trigo (FLORENZANO, 2002). A Figura 5(b) apresenta o solo exposto (em primeiro plano), o reflorestamento de eucalipto (ao fundo). A Figura 5(c) apresenta a área de cultura de trigo.

As “chaves de interpretação” são confeccionadas com base nos elementos que se deseja estudar que estão contidos na imagem. Elas consistem na descrição do conjunto de elementos de fotointerpretação que caracterizam um determinado objeto (alvo) da superfície terrestre e tem como objetivo a discriminação de alvos da superfície terrestre de forma mais objetiva. Assim, o uso de chaves de interpretação por meio de procedimentos sistematizados tem como objetivo obter o mesmo resultado com diferentes intérpretes, utilizando o mesmo produto de sensoriamento remoto (FLORENZANO, 2002).

Um dos tipos de chave de interpretação mais utilizados é o que apresenta uma descrição dos objetos conforme sua aparência e ocorrência no terreno, seguido de uma descrição de como são percebidos nas fotografias aéreas. No entanto, as chaves variam conforme o produto de sensoriamento remoto utilizado, uma vez que, em função da resolução espacial, espectral e radiométrica do sistema sensor utilizado, diferentes fatores chaves são gerados para auxiliar o fotointérprete (PEREIRA *et al.*, 1989).

No sensoriamento remoto, técnicas de análise visual são empregadas em diversas atividades operacionais, frequentemente envolvendo processos tradicionais de inspeção e interpretação de imagens. Na análise visual de imagens é fundamental a percepção de entes e feições, insinuados por meio de características denominadas elementos de análise de imagens. A interpretação visual foi muito utilizada no início da consolidação do sensoriamento remoto para recursos naturais, nas décadas de 1970 e 1980. Naquela época, eram utilizadas imagens no formato analógico (JENSEN, 2009).

2.2. Processamento Digital de Imagens

Com o avanço da tecnologia, principalmente dos sistemas computacionais, houve aumentos significativos da quantidade de imagens geradas e utilizadas por diversas áreas do conhecimento humano, como medicina, astronomia e o sensoriamento remoto.

Com o constante desenvolvimento de hardware e software, o processamento digital permite obter informações precisas dos dados registrados na imagem. Desse modo, a principal função do processamento digital de imagens é fornecer técnicas e ferramentas para facilitar a extração de informações contidas em imagens, para posterior interpretação (GONZALEZ e WOODS, 2009).

A identificação de objetos em imagens produzidas por sensores remotos pode ser feita mediante interpretação visual. Entretanto, é necessário considerar que as imagens são compostas por quantidade grande de pixels, sendo que a visão humana permite a extração de informações de conjuntos de *pixel* e não dos *pixels* de forma isolada (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009). Dessa forma, o uso do computador para tratamento digital das imagens possibilita a análise de inúmeras faixas do espectro eletromagnético e de tantos pixels quanto forem necessários.

No processamento digital de imagens estão incluídas técnicas de pré-processamento de imagens, técnicas para o realce visual e também as de classificação digital.

2.2.1. Pré-Processamento de Imagens Digitais

As técnicas utilizadas na etapa de pré-processamento de imagens orbitais visam a melhoria dos dados para interpretação visual humana, bem como para o processamento dos dados via software. O principal objetivo nesse processo é melhorar a imagem de forma a aumentar as chances para o sucesso dos processamentos seguintes (GONZALEZ e WOODS, 2009).

De acordo com Fonseca (2000), as imagens orbitais apresentam distorções que devem ser corrigidas antes de serem utilizadas nas aplicações. O processo de correção dessas distorções é considerado um dos pré-processamentos mais importantes.

A correção atmosférica é uma técnica utilizada para eliminação dos efeitos de interferências da atmosfera, sobre os níveis digitais, tornando possível aproximar os

dados das imagens orbitais de características biofísicas dos alvos em superfície (JENSEN, 2009). O método de correção atmosférica é realizado por meio de uma metodologia proposta por Chávez (1988), a qual é conhecida como Correção Atmosférica pelo Pixel Escuro. Segundo esse método, em toda e qualquer cena e em qualquer banda espectral, existem pixels que deveriam assumir o valor “0”, uma vez que estes poderiam não receber radiação incidente (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009).

De acordo com Chávez (1988), esse método considera que existem “pixels”, em geral sombras ou nuvens, que não poderiam refletir radiação ou poderiam estar relacionados à absorção de radiação. Dessa forma, apresenta valores muito baixos. Devido ao ruído do próprio sensor, que não recebe radiação, é retornado um sinal como resposta, o valor do “pixel” mais escuro encontrado na imagem superior a esse valor. Para a correção do ruído são utilizados parâmetros de engenharia, fornecidos periodicamente. Já a correção dos efeitos da atmosfera pode ser realizada por meio da subtração do pixel escuro.

Para a aplicação do método de Correção Atmosférica pelo Pixel Escuro é necessário, inicialmente, o valor do pixel escuro da banda de menor comprimento de onda, podendo ser extraído do histograma de frequência (GÜRTLER *et al*, 2003). Por meio do valor desse pixel escuro é identificada a condição atmosférica no momento da obtenção da imagem, classificada de muito limpa até opaca. Assim, a partir do modelo de espalhamento relativo, é calculado o espalhamento em cada banda espectral (CHAVEZ, 1988).

Além das correções apresentadas, é necessário realizar a correção dos dados geométricos da imagem por meio de técnicas como a transformação geométrica (CENTENO, 2009). Esse método é um conjunto de operações de processamento de imagens cujo principal efeito é a alteração da posição espacial dos pixels que a compõem, redefinindo a relação espacial dos pontos de uma imagem.

De acordo com Centeno (2009), a transformação geométrica por pontos de controle consiste em realizar ajustes a partir das coordenadas dos pontos na imagem e no terreno e aplicar esta transformação a todos os pontos na imagem, de maneira a obter uma imagem livre de erros.

Na imagem original são identificados pontos de controle e suas coordenadas obtidas no sistema de imagem. Os mesmos pontos são identificados no mapa, cujas

coordenadas estão em um sistema de referência. O modelo é ajustado a partir destes pontos e a transformação é aplicada a toda imagem, resultando em uma nova imagem corrigida, no mesmo sistema de referência.

Conforme Lopes (1999), o histograma é um gráfico de colunas utilizado na estatística, que representa a tabela de frequências com perda de informações (valores agrupados por classes) de um conjunto de valores. Na escala horizontal, marcam-se os intervalos de classes, e cada intervalo corresponde a base de cada retângulo ou barra; na escala vertical, marcam-se as alturas dos retângulos ou barras, que são as respectivas frequências absolutas das classes.

O histograma de uma imagem diz respeito à quantidade de pixels por nível digital da imagem (GONZALEZ e WOODS, 2009). Uma imagem com resolução radiométrica de oito bits é formada por pixels distribuídos em linhas e colunas com valores, situados entre 0 e 255. Cada banda espectral corresponderá a uma imagem em tons de cinza com variações de níveis digitais de 0 a 255.

A análise de histogramas fornece informações sobre aspectos de brilho e contraste da imagem. A manipulação do histograma permite contrastar e melhorar a qualidade visual por critérios subjetivos ao olho humano (RICHARDS, 1997). Esse processo não aumenta a quantidade de informação contida na imagem, porém torna mais fácil a sua percepção.

A Figura 6 demonstra os quatro casos clássicos de histograma. De acordo com a intensidade, o brilho e contraste de cada uma das figuras, a disposição do histograma muda.

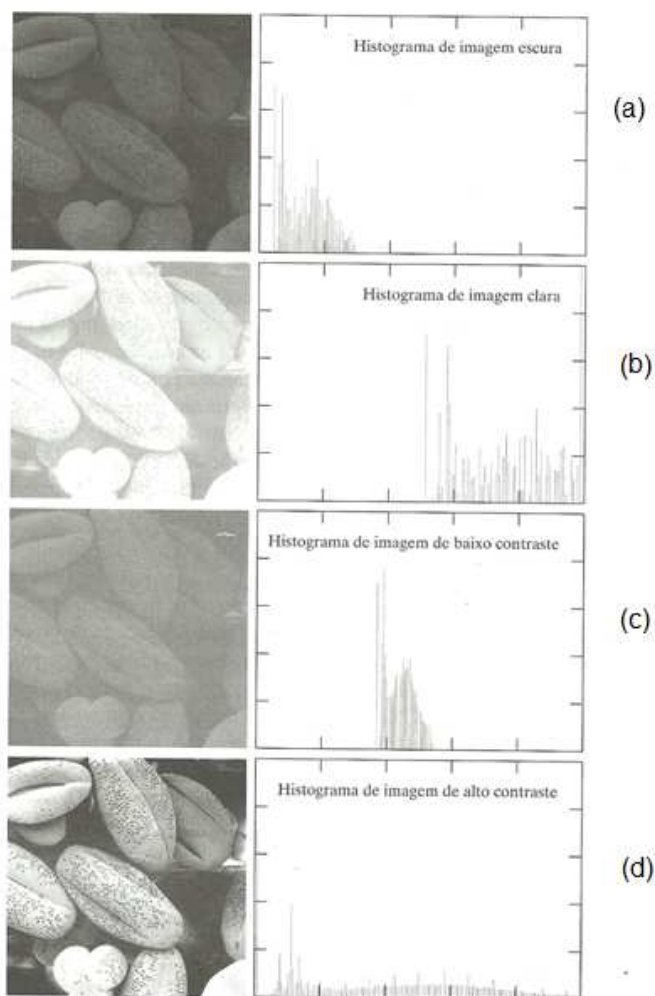


Figura 6 – Quatro tipos básicos de imagem e seus histogramas

Fonte: Gonzalez e Woods, 2009

A Figura 6(a) apresenta uma imagem visualmente escura. Verifica-se que os níveis digitais de intensidade estão concentrados próximo ao eixo de origem, ou seja, os níveis digitais de intensidade são mais próximos de zero. Já em imagens claras, caso apresentado na Figura 6(b), os componentes do histograma, além de se encontrarem distribuídos, apresentam valores próximos à cor branca. Em relação ao contraste, analisando as Figuras 6(c) e 6(d), é possível concluir que quando há distribuição dos pixels ao longo de toda a faixa de níveis digitais (0 a 255), há alto contraste. Já quando a maioria de ocorrências concentra-se em um pequeno intervalo, a imagem apresenta baixo contraste.

2.2.2. Composições Coloridas

As imagens orbitais são multiespectrais e cada banda espectral é composta por níveis digitais e comprimentos de ondas diferentes. Quanto mais baixa a intensidade apresentada, mais escura é a imagem e quanto mais alta for a

intensidade, mais clara a imagem. Para facilitar a interpretação visual das imagens, são realizadas operações para ampliar o contraste das imagens e criação de composições coloridas (FLORENZANO, 2007).

A utilização de composições coloridas é fundamentada pelo fato de que o olho humano é capaz de discriminar mais facilmente cores do que tons de cinza. Sendo assim, para cada banda espectral, associa-se uma cor denominada primária (vermelho, verde ou azul) e, a partir da combinação destas, podem ser produzidas as cores secundárias, tais como: magenta (vermelho + azul), ciano (verde + azul) e amarelo (vermelho + verde). Conforme a associação das cores primárias às bandas, os alvos serão representados por uma ou outra cor secundária, gerando diferentes composições coloridas (MOREIRA, 2005).

A Figura 7 apresenta um exemplo de composição colorida utilizando uma banda do visível e duas bandas do infravermelho. Essa composição é denominada de verdadeira falsa cor. Verifica-se que existem diferenças em relação ao brilho e ao contraste das imagens, sendo que na imagem da banda espectral do vermelho, a área urbana tem tonalidade próxima ao branco, de modo que nas outras duas imagens a mesma área aparece com tons de cinza. As setas coloridas indicam a ordem da composição colorida, conforme apresentada na paleta de cores da imagem.

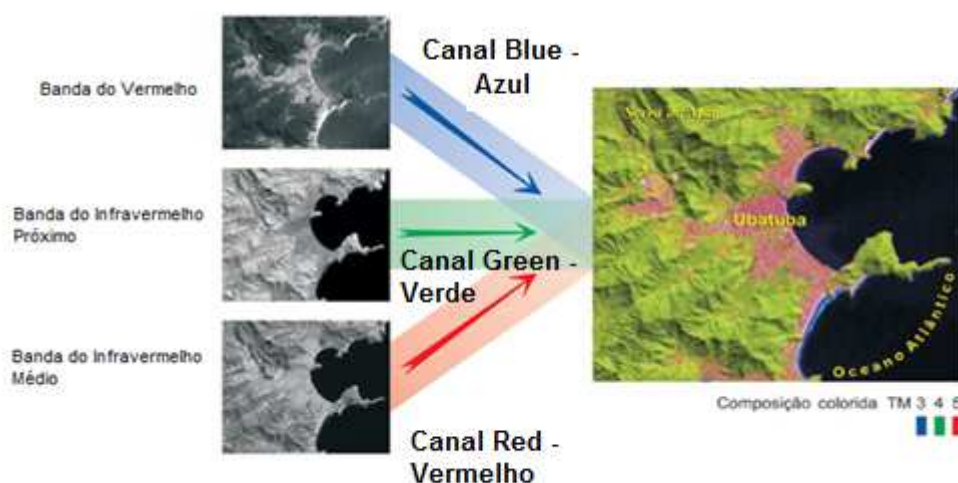


Figura 7 – Exemplo de Composição Colorida.

Fonte: Adaptado de Florenzano, 2002.

Conforme pode ser visualizado, ainda na Figura 7, na imagem da banda do vermelho percebe-se claramente a diferença da vegetação com a área urbana, existindo um contraste de cores. Assim, quando é feita a composição colorida,

devem ser utilizadas bandas que diferem entre si, para que diferentes feições possam ser destacadas.

De acordo com Novo (1992), quando se seleciona a melhor combinação de canais para uma composição colorida, é preciso conhecer o comportamento espectral do alvo de interesse. Sem o conhecer, corre-se o risco de desprezar faixas espectrais de grande significância na sua discriminação. E para extrair informações a partir de dados de sensoriamento remoto, é necessário o conhecimento do comportamento espectral dos objetos da superfície terrestre e dos fatores que interferem nesse comportamento.

2.3. Sensoriamento Remoto

O Sensoriamento Remoto permite obter informações de objetos físicos da superfície terrestre à distância. Isso é feito pela correlação dos dados radiométricos com parâmetros biofísicos da vegetação, por meio da quantificação e análise da energia eletromagnética refletida, absorvida, transmitida ou emitida pelos objetos físicos da superfície terrestre.

A principal fonte de energia para as imagens de sensoriamento remoto passivo é a energia solar. Ondas eletromagnéticas são consideradas ondas senoidais que propagam energia na velocidade da luz (GONZALEZ e WOODS, 2009). Considerando a onda como um fluxo de partículas sem massa, cada partícula contém uma quantidade de energia denominada fóton. A Figura 8 apresenta o espectro eletromagnético, que contém regiões agrupadas por nível de energia. Como visualizado, os raios com mais energia são os raios gama e as ondas menos energéticas são as de rádio, que se encontram no outro extremo do espectro. Em geral, as bandas são expressas em comprimentos de onda, sendo que $1\mu\text{m}$ equivale a 10^{-6}m .

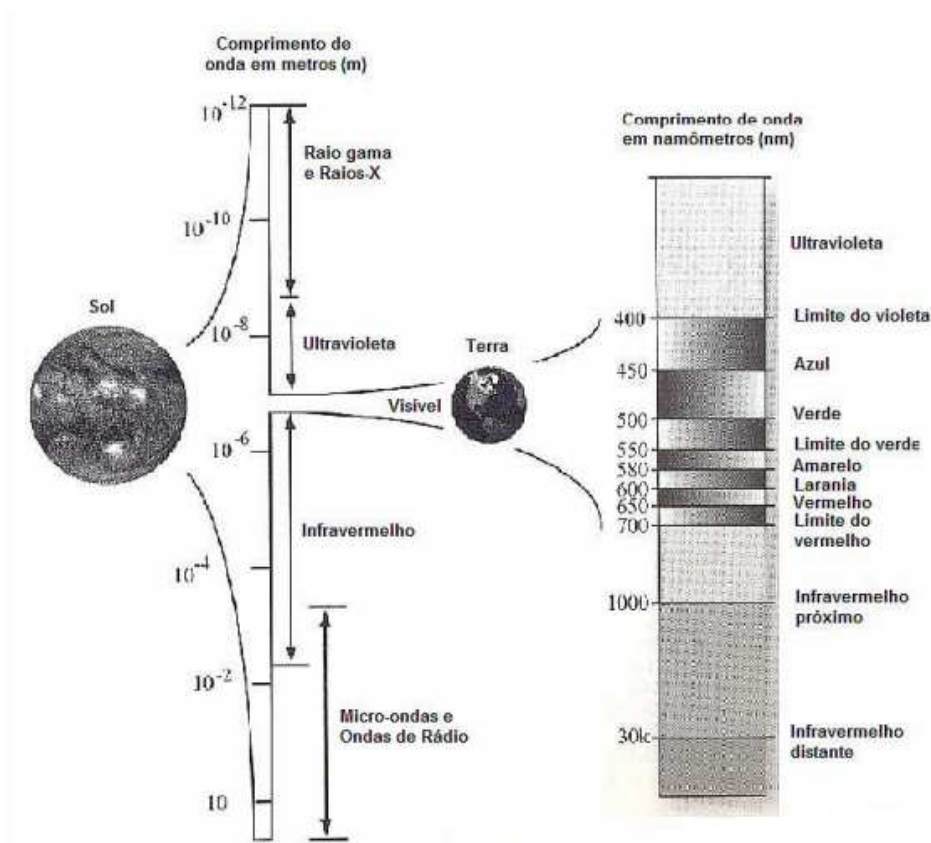


Figura 8 – Esquema do espectro eletromagnético.

Fonte: Adaptada de Jensen, 2009.

Segundo Ponzoni e Shimabukuro (2009), o uso de sensoriamento remoto no estudo da vegetação, no Brasil, teve início na década de 40 com mapeamentos temáticos, realizados por meio de fotografias aéreas. Os autores acreditam que o marco foi o Projeto RADAMBRASIL, que representou espacialmente classes fisionômicas da cobertura vegetal, assim como aspectos fundamentais ao meio ambiente, recursos naturais e o uso de solos. Entretanto, apenas 40 anos depois teve início aos mapeamentos extensivos da vegetação, incluindo as culturas agrícolas de feijão e cana-de-açúcar, inventários florestais, mapeamento de nascentes da Mata Atlântica, estimativas do desmatamento da Floresta Amazônica, entre outros. Conforme os mesmos autores, as imagens orbitais são base para identificação de áreas a serem amostradas em campo e para quantificação de superfícies.

2.3.1. Sensores e Imagens Orbitais

Os sensores, de uma maneira genérica, são dispositivos capazes de transformar energia refletida ou emitida por uma superfície qualquer em um sinal

passível de ser convertido em informação na forma de dados digitais diversos (NOVO,1992).

A maioria das imagens que são utilizadas é gerada pela combinação de uma fonte de iluminação e a reflexão ou absorção da energia dos elementos de uma cena, cuja imagem está sendo gerada. Na prática, a energia que entra no sensor é transformada em tensão, pela combinação da eletricidade com o material do sensor. De acordo com o nível de tensão obtido, um valor digital correspondente é gerado por meio da digitalização realizada pelo circuito interno do sensor (GONZALEZ e WOODS, 2009). Cada tipo de sensor detecta uma região específica do espectro eletromagnético.

As imagens orbitais são obtidas por satélites ao redor da Terra. Devido a problemas, tais como efeitos de rotação e esfericidade da Terra, altitude e velocidade do satélite, as imagens orbitais precisam ser transformadas geometricamente (RUDORFF *et al*, 2005).

De acordo com as especificações de cada satélite, as resoluções são diferentes (Tabela 2):

Tabela 2 – Resoluções e suas descrições

Resolução	Descrição
Resolução temporal	Número de dias que o satélite leva para visitar um mesmo ponto da superfície terrestre.
Resolução espacial	Área real abrangida no terreno em cada pixel correspondente na imagem
Resolução espectral	Quantidade e largura das faixas do espectro eletromagnético que o sensor é sensível
Resolução radiométrica	Está vinculada com a qualidade da imagem, quanto maiores forem os níveis digitais de intensidade, tanto maior será a resolução radiométrica

Fonte: Adaptado de Novo, 1992.

As resoluções são aspectos para a definição das imagens a serem utilizadas para monitoramento de alvos na superfície terrestre. Conforme a Tabela 2, a resolução temporal está relacionada ao tempo que o sensor leva para obter novamente a cena imageada. Existem satélites que demoram 16 dias para adquirir a imagem da mesma área novamente, como é o caso do Landsat 5 TM.

Conforme Novo (1992), a resolução espacial mede a menor separação linear entre dois objetos na mesma cena. Sendo assim, quando um sensor possui uma resolução espacial de 30 metros, isto significa que objetos ou áreas menores que 30

metros não serão discriminados pelo sensor. Quanto melhor a resolução espacial de um sensor, maior o nível de detalhes visualizados nas imagens.

A resolução espectral está relacionada ao número de faixas espectrais e suas larguras, isto é, relaciona-se à sensibilidade do sensor em distinguir entre dois níveis de energia do sinal, conforme a Tabela 2. Por exemplo, um sistema que opera na faixa de 0,4 a 0,5 μm possui uma resolução espectral maior que um sensor que opera na faixa de 0,4 a 0,6 μm . Desse modo, o primeiro sensor será capaz de registrar pequenas variações no comportamento espectral em regiões mais estreitas do espectro eletromagnético (NOVO, 1992). Portanto, verifica-se que uma imagem pancromática 0,4 a 0,9 μm possui menor resolução espectral se comparada a uma imagem multiespectral 0,4 a 0,5 μm / 0,5 a 0,6 μm e 0,6 a 0,7 μm . Portanto, devido à existência das faixas espectrais, encontram-se disponíveis imagens orbitais monocromáticas, pancromática, multi e hiperespectrais.

A importância da resolução espectral deve-se ao fato que os índices de vegetação são cálculos realizados utilizando bandas espectrais diferentes. Portanto, a resolução espectral permite aos intérpretes utilizar técnicas importantes para o estudo dos diferentes alvos da superfície terrestre.

2.3.2. Série de Satélites Landsat

Os satélites mais utilizados no Brasil e mundialmente para a obtenção gratuita de imagens são os satélites da série Landsat (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009). Essa série foi iniciada pela NASA - *National Aerospace and Space Administration* e fornece imagens para avaliação dos recursos terrestres.

Em relação ao sistema de imageamento, o Sensor TM – *Thematic Mapper* possui um sistema eletro-óptico do tipo de varredura mecânica. Os detectores do TM estão arranjados em forma matricial de 16 X 6 fotodetectores de silício (Bandas 1, 2, 3, e 4) e de antimoneto de índio (Bandas 5 e 7) e ainda 4 detectores termais de telureto de mercúrio-cádmio (HgCdTe) para a banda 6 (MARQUES, 2009).

O Landsat 5 TM possui órbita polar e circular heliossíncrona, encontrado a uma altitude de 705 Km, possui um sistema de funcionamento por meio da utilização da energia solar, captada por painéis solares. Também, detém dispositivos de auto correção de órbita e posicionamento, a fim de garantir produtos geometricamente constantes. Tem um período de 98,9 minutos, dando 14 voltas diariamente ao redor da Terra. A área de imageamento corresponde a uma faixa de 185 km, recortada em

cenos de 185 km x 185 km, sendo cada uma composta por 6000 linhas e 6600 colunas. Ele possui dois subsistemas: o satélite (aquisição de dados) e o apoio terrestre (processamento dos dados) (NOVO,1992).

A Figura 9 apresenta o esquema de varredura mecânica do satélite Landsat 5 TM.

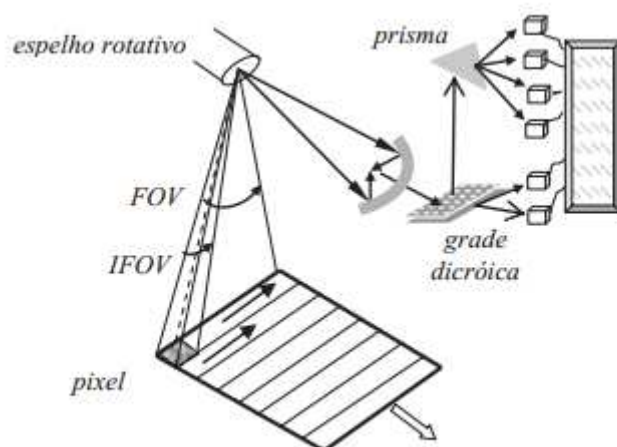


Figura 9 - Configuração esquemática do mecanismo de imageamento pixel a pixel de um sensor multiespectral Landsat 5 TM de varredura mecânica.

Fonte: Meneses e Almeida, 2012.

A principal característica deste tipo de sensor é o imageamento do terreno pixel a pixel ao longo de uma linha de várias dezenas ou centenas de quilômetros de extensão. O sensor possui um espelho rotativo. Por meio do movimento oscilante do espelho, o sensor varre o terreno em linhas perpendiculares a direção de voo. Este movimento oscilatório permite que o “scanner” realize a medida da radiação refletida de um lado a outro da faixa do terreno, ao longo da órbita da plataforma.

O ângulo de oscilação do espelho plano é denominado de *FOV* (*Field of View* – campo de visão), determinando a largura da faixa imageada no terreno. A medida que a plataforma avança, linhas sucessivas são varridas, até compor uma imagem. Para que possa ser construída uma imagem pixel a pixel da superfície do terreno, ao longo de cada linha imageada o espelho rotativo se detém por milésimos de segundo e “enxerga”, pela óptica do telescópio, a radiância que deixa o pixel na direção definida por um ângulo cônico de visada β , chamado de *IFOV* (*Instantaneous Field of View* – campo de visão instantânea). Como β é um ângulo pequeno em relação à altitude, milhares de pixels individuais são observados

sucessivamente a cada incremento de rotação do espelho, ao longo de uma linha de imageamento. Em resumo, os ângulos *FOV* e *IFOV* são responsáveis pela varredura da área imageada e pela direção da órbita do satélite. Desse modo, conclui-se que nos imageadores mecânicos a taxa de amostragem é feita pixel a pixel ao longo de uma linha (MENESES e ALMEIDA, 2012).

A primeira geração da série Landsat é composta por três satélites. Os principais sensores foram o *MSS - Multispectral Scanner System* e o *RBV - Return Beam Vidicon*, sendo que devido a sua superioridade técnica, o MSS foi mais utilizado. A segunda geração foi composta por outro sensor, o *TM - Thematic Mapper*, sendo mantido o MSS com algumas modificações, até ser desligado em 1995 (ZARATTINI, 1989).

A Figura 10 apresenta a linha do tempo da Série Landsat, começando com seu lançamento na década de 70.

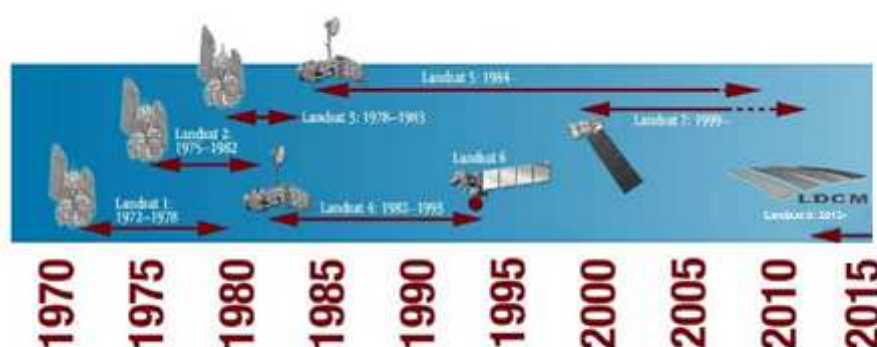


Figura 10 – Linha do tempo da série de satélites Landsat.

Fonte: NASA, 2012.

Ao analisar a linha cronológica, pode-se visualizar que os Satélites 5 e 7 permanecem em órbita. O lançamento do oitavo satélite da série, o LDCM, foi realizado com sucesso no mês de fevereiro de 2013.

A adição de uma banda espectral pancromática, ou seja, uma banda mais larga incorporando as faixas espectrais mais estreitas e as melhorias nas características geométricas e radiométricas, “permitem qualificar o *Landsat 7 ETM+ - Enhanced Thematic Mapper*, como o satélite adequado para a geração de imagens pancromáticas com aplicações diretas até a escala 1:150.000, em áreas rurais.” (LIU, 2006).

2.3.3. Reflectância dos Alvos

Segundo Ponzoni e Shimabukuro (2009), a reflectância é uma propriedade de um determinado objeto em refletir a radiação eletromagnética sobre ele incidente e é expressa pelos chamados Fatores de Reflectância. Esses fatores são calculados utilizando a intensidade da radiação refletida por um objeto com a intensidade de radiação incidente em uma dada região espectral.

Os objetos da superfície terrestre interagem de maneira diferenciada com a eletromagnética incidente, devido à presença de diferentes propriedades físico-químicas e biológicas. De acordo com Florenzano (2002), essas diferentes interações possibilitam a distinção e o reconhecimento dos diversos alvos naturais, devido à variação da porcentagem de energia refletida em cada comprimento de onda.

Os espectros de reflectância de objetos frequentes nas imagens de sensoriamento remoto como, água, solo, areia, vegetação e nuvens são apresentados na Figura 11.

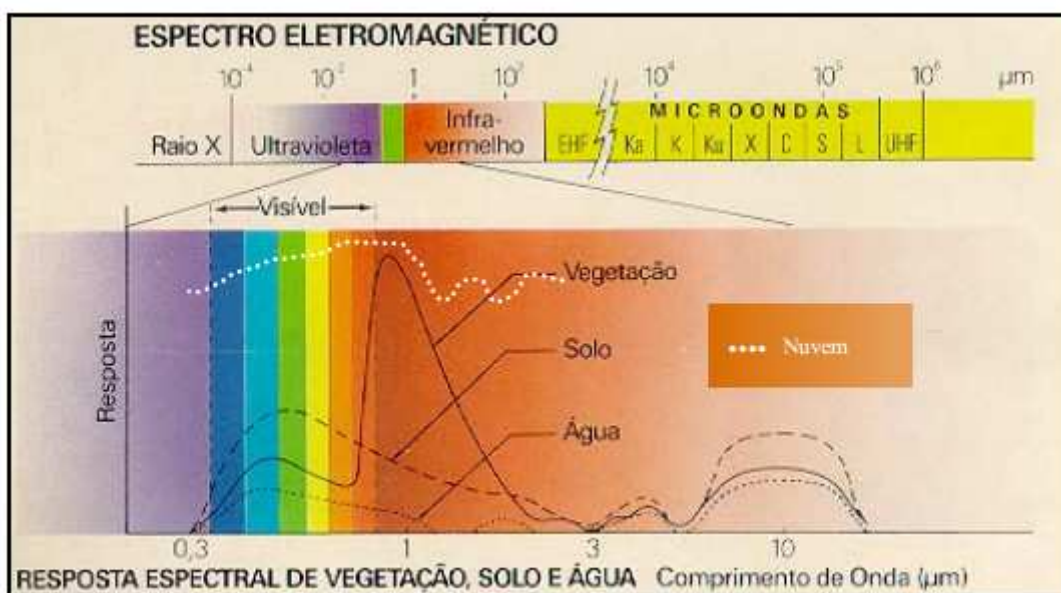


Figura 11 – Reflectância espectral de alvos naturais.

Fonte: Moreira, 2005

As características básicas observadas no comportamento espectral destes objetos (Figura 11) são as que seguem (MOREIRA, 2005):

A vegetação sadia apresenta reflectância normalmente baixa, na faixa do vermelho, e elevada na faixa do infravermelho próximo. Na faixa do visível, a clorofila da planta absorve a radiação solar para o processo de fotossíntese. Já na faixa do infravermelho próximo, o tecido foliar reflete essa radiação, sendo essa a explicação para o aumento de reflexão na reflectância da vegetação (Figura 11).

O comportamento espectral do solo depende da absorção de seus constituintes, sendo que os principais fatores são a constituição mineral, a matéria orgânica, a umidade, a textura e a estrutura do mesmo. Cada região espectral é indicada para o monitoramento de um tipo de solo, conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 – Regiões do espectro mais adequadas ao estudo de propriedades físico-químicas de solos

Regiões Espectrais	Banda	Propriedades
0,57 μm	Vermelho	Monitoramento de matéria orgânica em solos sem cobertura vegetal
0,7 μm e 0,9 μm	Infravermelho Próximo	Monitoramento do conteúdo de compostos de ferro férrico
1,00 μm	Infravermelho Médio	Monitoramento do conteúdo de compostos de ferro ferroso
2,2 μm	Infravermelho Médio	Monitoramento de umidade do solo

Fonte: Novo, 1992.

As nuvens apresentam reflectância em torno de 70%. Na faixa entre 0,3 e 1,2 μm , a água se apresenta na natureza em três estados físicos, os quais apresentam comportamento espectral totalmente distinto (NOVO, 1992). Na fase líquida, a água apresenta baixa reflectância, na faixa de 0,38 a 0,7 μm . Acima de 0,7 μm , no infravermelho próximo, a água absorve toda a radiação.

Os números digitais existentes nas imagens orbitais são proporcionais aos valores de reflectância que foram medidos por cada um dos detectores, em cada banda que o sensor atuou. Desse modo, um objeto que ofereça valores elevados de reflectância, em uma determinada banda, apresenta também níveis digitais de

intensidade igualmente elevados em uma imagem, isto é, tem um padrão “claro” na imagem.

2.4. Índices de Vegetação

As bandas do visível do espectro eletromagnético são as mais utilizadas e apresentam diversos tipos de aplicação. Na composição de imagens é comum o uso das bandas azul, verde e vermelha em conjunto com a banda infravermelha. As áreas que mais utilizam essas bandas são microscopia ótica, astronomia, indústria, policiamento e sensoriamento remoto (GONZALEZ e WOODS, 2009).

A Tabela 4 apresenta as bandas temáticas do Satélite Landsat 5 TM da NASA.

Tabela 4 – Bandas temáticas no satélite Landsat 5 TM (GONZALEZ e WOODS, 2009)

Número da banda	Nome	Comprimento de onda (μm)	Utilizações
1	Azul visível	0,45-0,52	Máxima penetração na água
2	Verde visível	0,52-0,60	Bom para mensuração do vigor de plantas
3	Azul visível	0,60-0,69	Discriminação de vegetação
4	Infravermelho próximo	0,76-0,90	Mapeamento de biomassa e linha costeira
5	Infravermelho médio	1,55-1,75	Conteúdo de umidade do solo e vegetação
6	Infravermelho termal	10,4-12,5	Umidade do solo, mapeamento térmico
7	Infravermelho médio	2,08-2,35	Mapeamento mineral

Conforme indicado na Tabela 4, as bandas do visível e do infravermelho próximo e médio são utilizadas para análise e monitoramento da vegetação. Já a banda do azul visível é utilizada para o monitoramento da água, devido à máxima penetração da radiação eletromagnética na água nessa faixa espectral. O infravermelho termal e o médio são mais adequados para o estudo da reflectância de solos e rochas.

Desde a década de 60, pesquisadores vêm estudando e modelando diversos parâmetros biofísicos da vegetação por meio de técnicas de sensoriamento Remoto, e grande parte deste esforço envolve o uso de índices de vegetação. Os índices são medidas radiométricas adimensionais, que indicam a abundância relativa e a atividade da vegetação verde, incluindo índice de área foliar, porcentagem de cobertura verde, teor de clorofila, biomassa verde, radiação fotossinteticamente ativa absorvida, entre outros (mais detalhes sobre os índices supracitados podem ser vistos em JENSEN, 2009).

Os índices de vegetação são operações entre bandas para realce de feições. As bandas mais utilizadas para operações de realce são a banda do vermelho e a banda do infravermelho próximo. Desse modo, o emprego de Índices de Vegetação para o monitoramento pode distinguir diferentes tipos de vegetação e detectar problemas de crescimento (LIU, 2006).

A base fisiológica utilizada para o desenvolvimento dos índices de vegetação é apresentada na Figura 12.

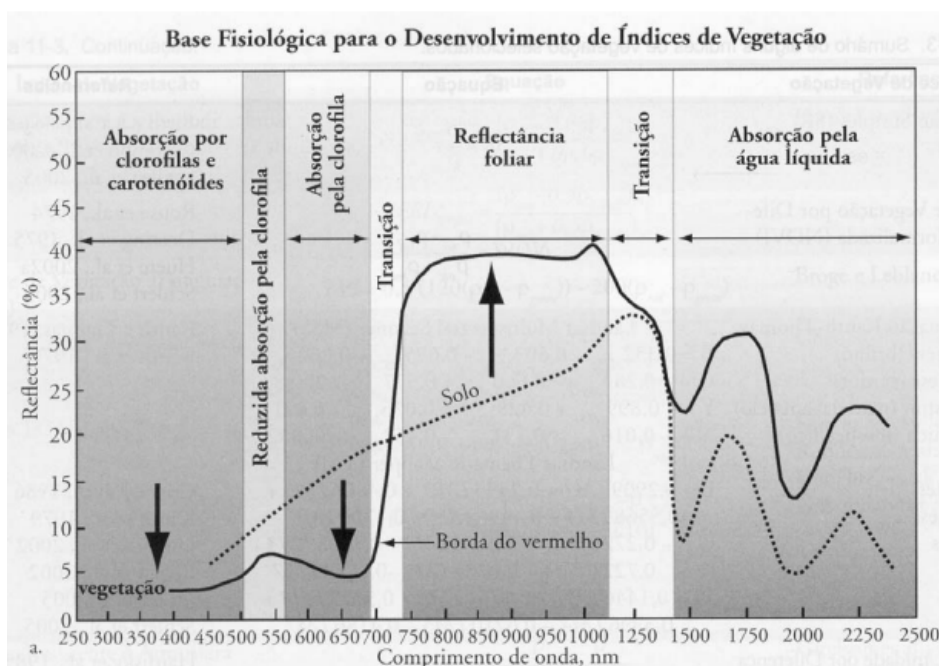


Figura 12- Base fisiológica para o desenvolvimento de índices de Vegetação. Fonte: Jensen, 2009

De acordo com a curva de reflectância em cada faixa do espectro eletromagnético, podem ser diferenciados os alvos da superfície terrestre, como a vegetação e o solo. Analisando a curva da vegetação, nota-se que a reflectância começa com valor baixo, devido a absorção de energia para a fotossíntese, indicado

pela primeira seta da Figura 12. Após a segunda seta, nota-se que existe a faixa de transição, onde há crescimento da reflectância na faixa do infravermelho próximo. Após a terceira seta, existe o momento de transição da curva, e então reduz-se novamente a reflexão devido à absorção da radiação pela água líquida contida na vegetação.

Já a curva do solo é mais uniforme em comparação a curva da vegetação, sendo que a reflectância do solo inicial é maior se comparada a da vegetação. Entretanto, entre as regiões de transição, nota-se que a curva da vegetação possui reflectância maior que aquelas do solo. Desse modo, é possível afirmar que devido a essa grande diferença da curva, torna a região do infravermelho próximo ideal para a distinção desses dois alvos.

Entre as muitas aplicações existentes dos índices de vegetação, as principais são as que seguem (ELVIDGE & CHEN,1995; LIU, 2006):

- Discriminar o que é e o que não é vegetação;
- Realce de feições;
- Avaliar as condições de crescimento das culturas;
- Avaliar ocorrência de doenças, pragas, secas e geadas; e
- Monitorar eventos catastróficos meteorológicos.

Os índices são divididos, basicamente, em dois grupos (OLIVEIRA *et al*, 2007): de razão e ortogonais. Os índices de razão são baseados no contraste entre a resposta da vegetação na banda do vermelho e do infravermelho próximo. Já os índices ortogonais utilizam o padrão de respostas das duas bandas e fazem uso do conceito de linha do solo, com o objetivo de calcular a distância entre a linha do solo e da vegetação.

A linha do solo é a equação linear que descreve a relação entre valores de refletância no canal do vermelho e do infravermelho para pixels de solo exposto. Essa linha é produzida por uma regressão linear simples entre o canal do infravermelho próximo e o vermelho de uma amostra de pixels de solo exposto (ROSENDO, 2005). Uma vez conhecida essa relação, todos os pixels desconhecidos de uma imagem que possuam a mesma relação nos valores de refletância no vermelho e infravermelho são assumidos como solo exposto. Os pixels desconhecidos que se distanciam da linha de solo por terem valores de refletância mais elevados no infravermelho são assumidos como vegetação baseados no padrão de resposta espectral da vegetação em que as refletâncias no

infravermelho são elevadas em relação ao vermelho. Os pixels que se distanciam da linha de solo porque as suas refletâncias no vermelho são altas são frequentemente assumidos como água, baseado nas características da água, que tomam valores de reflexão elevados para o vermelho em relação ao infravermelho. A linha do solo pode ser visualizada na Figura 13.

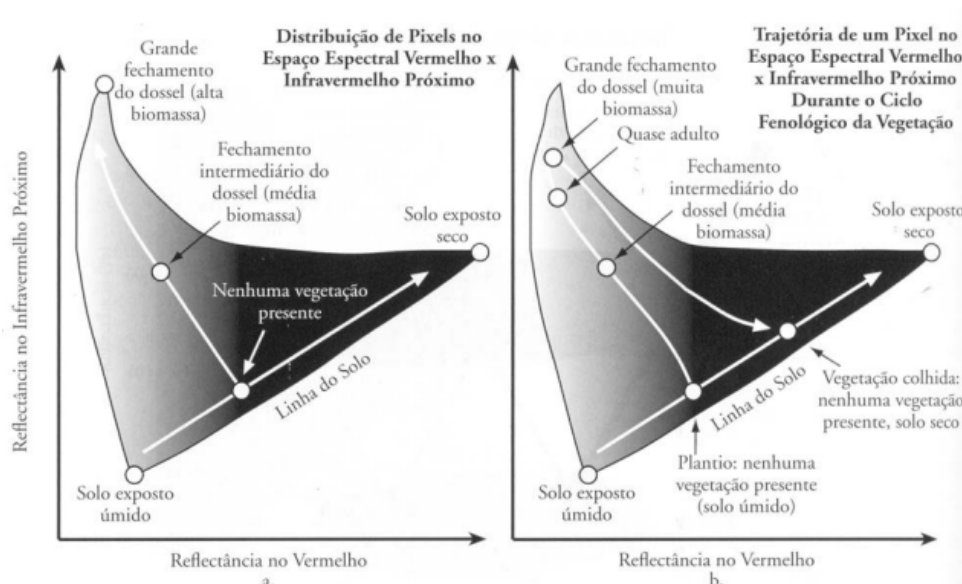


Figura 13 – Distribuição de Pixels no Espaço Espectral Vermelho e Infravermelho Próximo(a) e Trajetória de um Pixel no Espaço Espectral Vermelho x Infravermelho Próximo durante o Ciclo Fenológico da Vegetação(b)

Fonte: Jensen, 2009.

A Figura 13(a) apresenta a distribuição na área sombreada de todos os pixels no espaço multispectral do vermelho versus infravermelho próximo. Áreas de solos expostos úmidos ou molhados localizam-se ao longo da linha do solo. Quanto maior a biomassa e/ou fechamento do dossel², maior o valor de refletância no infravermelho próximo e menor no vermelho.

Já a Figura 13(b) apresenta a migração de um pixel de vegetação agrícola no espaço vermelho versus infravermelho próximo ao longo do ciclo fenológico. Jensen (2009) afirma que após a emergência das plantas, há um afastamento da linha do solo até atingir o completo fechamento do dossel. Após a colheita, o pixel será encontrado sobre a linha do solo novamente, mas num local correspondente às condições mais secas.

² Dossel - A floresta pode ser dividida em extratos. O extrato superior é chamado de dossel, que é composto pelas árvores mais altas, adultas, que recebem toda a intensidade da luz solar que chega na superfície do planeta (CARLESSO, 1995)

2.4.1. Índices de Vegetação baseados em Razão

Os índices de vegetação baseados em razão mais conhecidos são o RVI - *Ratio Vegetation Index* e o NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index* (PEARSON e MILLER, 1972). O RVI foi formulado com a divisão da reflectância da banda do infravermelho próximo pela reflectância da banda do vermelho. Anos depois, surge o índice de vegetação da diferença normalizada – NDVI, o qual utiliza a diferença da reflectância entre a faixa do infravermelho próximo e a reflectância da faixa de visível.

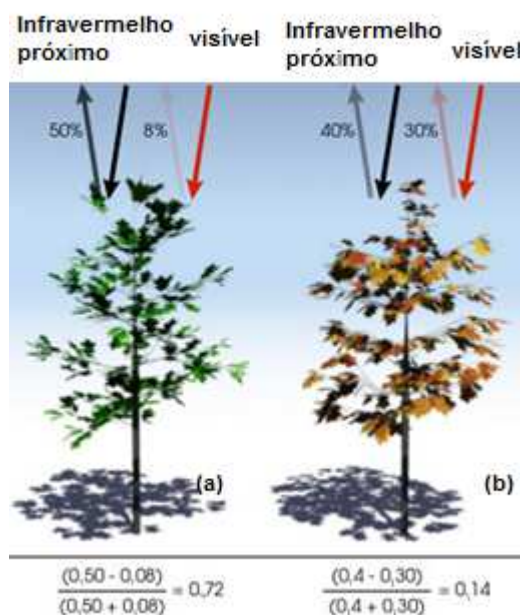


Figura 14– Valores NDVI de uma planta saudável e de uma doente.

Fonte: Earth Observatory, 2011

A Figura 14(a) apresenta a diferença de reflectância da vegetação saudável e da vegetação doente (Figura 14b). A vegetação saudável absorve a maior parte da luz visível e reflete grande parte da luz infravermelha. Analisando a Figura 14a, a planta saudável reflete 50% da radiação na faixa do infravermelho próximo e apenas 8% na faixa do visível, devido à intensa atividade da fotossíntese. Na parte inferior da figura, visualiza-se que o valor resultante da fórmula do NDVI é alto, acima de 0,70. Isso acontece devido a grande diferença entre os valores das duas bandas. Já em relação à planta doente, visualiza-se na Figura 14(b), que o valor refletido na

banda do visível diminui 10%, enquanto o valor da banda do infravermelho próximo aumenta consideravelmente. Isto ocorre porque a vegetação doente absorve menos energia, onde o processo de fotossíntese é menor ou quase inexistente. Analisando o valor final do NDVI da planta doente, o valor é menor, devido à pequena diferença entre as reflectâncias utilizadas na soma e na diferença.

O Índice NRVI (*Normalized Ratio Vegetation Index*) é um índice de vegetação que visa a redução dos efeitos de iluminação topográfica, efeitos atmosféricos e criando uma distribuição normal estatisticamente desejável. Utilizando os valores de reflectância da banda espectral do vermelho e do infravermelho próximo mostrados na Figura 14, para o índice NRVI tem-se:

$$NRVI = \frac{\left(\frac{0,08}{0,5}\right) - 1}{\left(\frac{0,08}{0,5}\right) + 1} = -0,72$$

$$NRVI = \frac{\left(\frac{0,3}{0,4}\right) - 1}{\left(\frac{0,3}{0,4}\right) + 1} = -0,14$$

Desse modo, verifica-se que os valores resultantes do índice NRVI foram os mesmos que o do índice NDVI, porém, o NRVI resultou em valores negativos.

2.4.2. Índices de Vegetação e a Linha do Solo

Uma das técnicas clássicas de realce de feições é a “Tasseled Cap”, conhecida como “KT” ou “TCAP” (KAUTH & THOMAS, 1976). Esse realce descreve a trajetória espectro-temporal dos pixels de uma cena agrícola resultando num desenho semelhante a um capuz, daí o nome. O primeiro estudo dos autores utilizava dados do sensor MSS, que tinha uma banda na região do verde, uma na região do vermelho e duas bandas na região do infravermelho próximo. Os componentes gerados foram denominados de “*brighthness*”, “*greenness*”, “*yellowness*” e “*non-such*”.

Com o lançamento do Landsat 4 e a inclusão do sensor com 6 bandas espectrais refletivas, Crist e Cicone (1984) relataram novos componentes no espaço

hexadimensional, dos quais os três primeiros, “*brightness*” (BR), “*greenness*” (GR) e “*wetness*” (WT) tinham significado prático, enquanto que as três componentes restantes, denominadas simplesmente de quarto, quinto e sexto, não (GLERIANI *et al*, 2003). A Figura 15 ilustra o formato bidimensional típico da transformação espectral KT.



Figura 15 - Formato típico do gráfico “tasseled cap” com a localização espectral de algumas classes de alvos.

Fonte: Adaptada de Crist e Cicone (1984, p.259).

Conforme a Figura 15 mostra os pontos (a) solo exposto, (b) desenvolvimento do dossel, (c) ápice do dossel e (d) senescência, descrevem a trajetória temporal dos pixels de uma cena agrícola.

Após o estudo de Crist e Cicone (1984), Huete (1988) observou que os valores da reflectância de um dossel sobre diferentes solos de fundo não eram corretamente descritos pelo NDVI. Para minimizar os efeitos da interferência da presença de solo na caracterização do dossel das plantas, o autor desenvolveu o Índice de Vegetação Ajustado para o Solo, o SAVI – *Soil-Adjusted Vegetation Index*. A linha do solo é uma única linha onde as reflectâncias do vermelho e do infravermelho estão diretamente relacionadas.

A adição de uma constante de 0,5 e extração da raiz quadrada do NDVI deu origem ao índice denominado de TVI – *Transformed Vegetation Index* (DEERING *et al*, 1975). Conforme Santos *et al*. (2010), a constante de 0,5 foi adicionada para transformar os resultados obtidos por esse índice em valores positivos, de modo que a extração da raiz quadrada é realizada para introduzir uma distribuição normal aos valores resultantes.

Em 1978 o Índice AVI (*Ashburn Vegetation Index*) indicou que bastava multiplicar 2 ao valor espectral do infravermelho próximo para eliminar o efeito do solo (ASHBURN, 1978). Esse índice é o antecessor do SAVI.

Já em 1984 foi apresentado por Perry e Lautenshlager o CTVI (*Corrected Transformed Vegetation Index*). Esse índice superestima a vegetação verde, sendo mais indicado para regiões com baixa cobertura vegetal (MATSUMOTO & BITTENCOURT, 2001).

Alguns anos depois, Thiam (1997) simplificou o CTVI e apresentou o TTVI (*Thiam's Transformed Vegetation Index*) (MROZ e SOBIERAJ, 2004). Esse índice faz uso do valor absoluto do NDVI. Valores resultantes menores que 0,71 estão relacionados a áreas não vegetadas e valores acima de 0,71, às áreas com cobertura vegetal.

Alterações do SAVI foram propostas, como o MSAVI2 (THENKABAIL et al, 2000). Esse índice foi desenvolvido para corrigir uma limitação do SAVI selecionado em à resposta da vegetação ao afastamento da linha do solo.

Nessa Dissertação são usados os índices AVI, NDVI, NRVI, SAVI, MSAVI2, TTVI e CTVI.

2.5. Medidas de Avaliação

De acordo com Centeno (2009), a partir dos valores de cada banda podem ser calculadas diversas medidas estatísticas nas imagens digitais descrevendo a variação dos valores presentes como: valor médio, valor mínimo, valor máximo, mediana, variância e desvio padrão.

Outra medida bastante utilizada no processamento digital de imagens é a correlação entre as imagens. A correlação descreve o grau de similaridade entre os valores de um mesmo pixel em ambas as imagens. Para isso são utilizados os valores da variância das imagens. Quando duas imagens são muito parecidas, a correlação calculada será alta. Por outro lado, imagens diferentes resultam em valores baixos de correlação. Além da correlação, os resultados dos índices serão avaliados por análise de histograma, erro quadrático, erro médio quadrático e mediante o índice IQI - *Image Quality Index* (WANG e BOVIK, 2002).

No cálculo do IQI é possível confrontar os resultados obtidos, por meio da comparação das imagens da mesma área, em três anos distintos. Para tanto é utilizada a combinação de três fatores entre as imagens a serem testadas: perda da correlação, distorção da luminosidade e distorção do contraste, sendo que o resultado final é o produto destes três fatores.

Conforme Wang e Bovik (2002), o IQI difere de outras técnicas de avaliação da qualidade porque não emprega o sistema de visão humano, mas sim critérios matemáticos. No trabalho desses autores, os resultados demonstraram que o IQI teve desempenho melhor que o erro quadrático médio. As principais vantagens do uso desse índice são a facilidade de cálculo e a baixa complexidade computacional. Além disso, embora condições de visualização sejam importantes, os índices definidos matematicamente não são afetados por observadores individuais, de modo que quanto maior o número de condições visuais, maior é o número de resultados diferentes para a mesma imagem. Desse modo, índices independentes de condições visuais bem estabelecidas apresentam valores que qualificam quanto é boa uma imagem.

Wang e Bovik (2002) definiram o IQI como universal porque o mesmo pode ser utilizado em diversos tipos de aplicações de processamento de imagem e provê comparações significativas entre diferentes tipos de distorção de imagem.

3. MATERIAL E MÉTODOS

Esta pesquisa foi desenvolvida no Município de Ponta Grossa, Paraná, localizado no segundo planalto paranaense, na Região dos Campos Gerais, com coordenadas $25^{\circ}12'16''\text{S}$ e $49^{\circ}57'47''\text{W}$. A Figura 16 apresenta a localização do Município de Ponta Grossa, no Estado do Paraná e a área de pesquisa.



Figura 16 – Área de estudo no Município de Ponta Grossa (PR)

As imagens orbitais aplicadas nesta pesquisa são do Sensor Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+, apresentando resolução espacial de 30 m e radiométrica de 8 bits. Essas imagens foram obtidas, gratuitamente, de repositórios disponíveis na Internet, vinculados a NASA (NASA, 2012) e ao INPE – Instituto Nacional de Pesquisa Espacial (INPE, 2012).

A área de pesquisa foi escolhida de acordo com o mapa topográfico SG-22-X-C-II-2, com área em destaque na Figura 17 de cultivo de soja, uma das culturas agrícolas importantes na economia paranaense e brasileira.



Figura 17 – Detalhe da área de estudo no Município de Ponta Grossa (PR). Fonte: Google Earth.

A metodologia aplicada para desenvolvimento da pesquisa envolveu as atividades que seguem:

1. Levantamento dos índices de vegetação para análise de desempenho;
2. Definição de uma área e período de tempo para o estudo de caso;
3. Aquisição das imagens orbitais, dos Sensores Landsat 5 e Landsat 7, para área de estudo e época definida;
4. Análise das imagens orbitais segundo os índices de vegetação;
5. Definição das ferramentas e técnicas estatísticas para validação do estudo; e
6. Análise comparativa entre os índices utilizados.

A partir da metodologia definida, elaborou-se o diagrama de blocos, Figura 18, com as etapas realizadas para o desenvolvimento da pesquisa, desde a aquisição das imagens referentes ao mês de janeiro dos anos de 2001, 2004, 2009, os pré-processamentos, os índices de vegetação aplicados e, finalmente, as validações mediante histograma, estatística, Índice de Qualidade Universal da Imagem, Erro Médio e Erro Médio Quadrático.

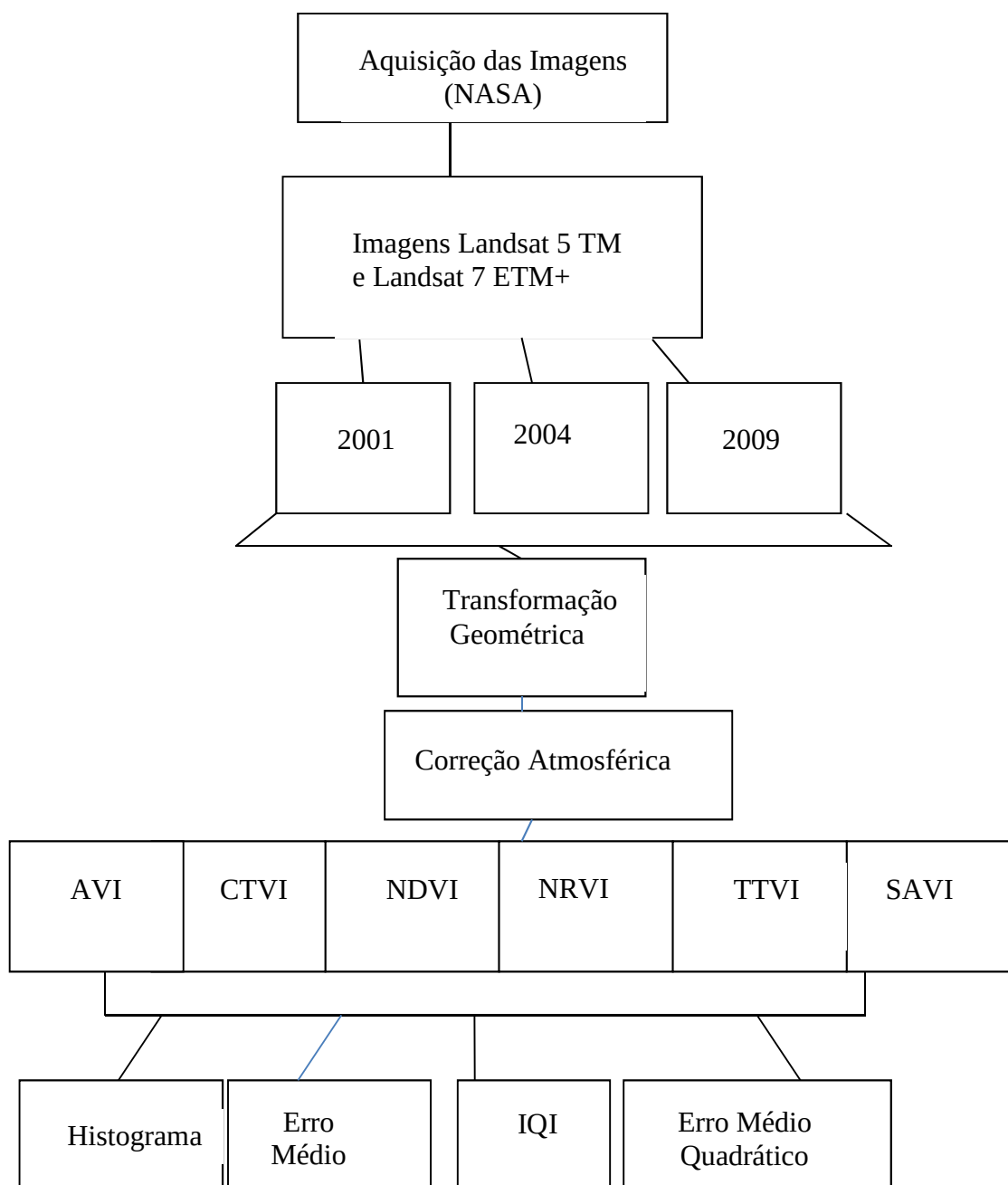


Figura 18- Diagrama de blocos relacionado à metodologia utilizada

Desse diagrama de blocos, obteve-se então produtos e subprodutos usados no processamento e análise das imagens orbitais.

3.2.1 Sistemática para Obtenção dos Dados

As imagens Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+ foram obtidas por meio do portal disponibilizado pela NASA (2012). A Figura 19 apresenta a página de resultados de imagens encontradas no catálogo, onde o usuário pode selecionar imagens por localidade, coordenadas e determinar o período de tempo e por satélite.

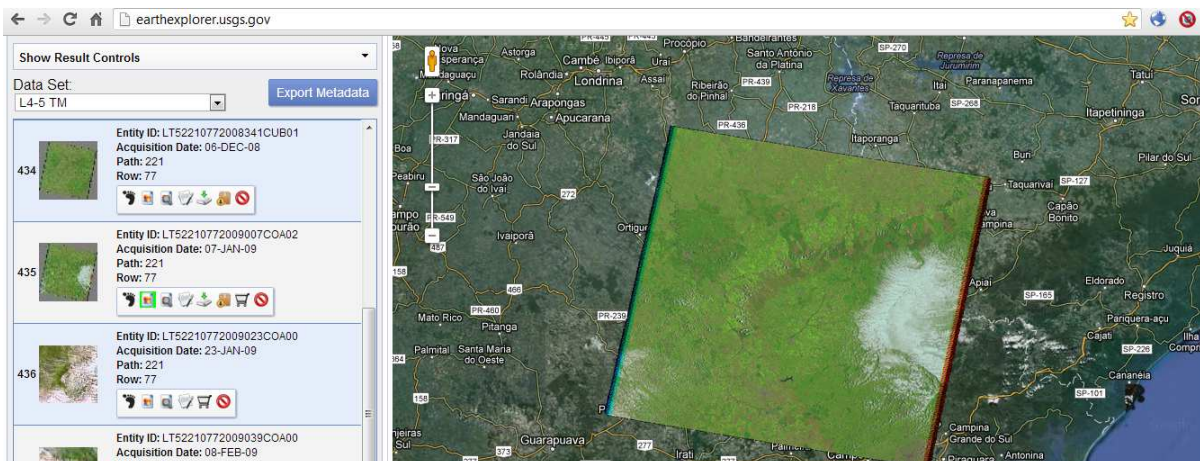


Figura 19 – Interface do repositório de imagens orbitais da NASA.

Como pode ser visualizado na Figura 19, na área esquerda da tela são apresentadas as imagens resultantes da pesquisa. A maior parte da tela disponibiliza uma imagem do país selecionado, assim como a localização da imagem escolhida dentro da mesma (quadrado verde). Foram adquiridas duas imagens Landsat 5 TM e uma imagem Landsat 7 ETM+ para os anos de 2001, 2004 e 2009, na órbita 221, ponto 77.

Além do portal da NASA, o INPE também disponibiliza seu catálogo de imagens de satélite para *download*, o qual também foi consultado, apresentado na Figura 20. A interface de busca permite ao usuário maior agilidade e facilidade, em comparação ao site da NASA.

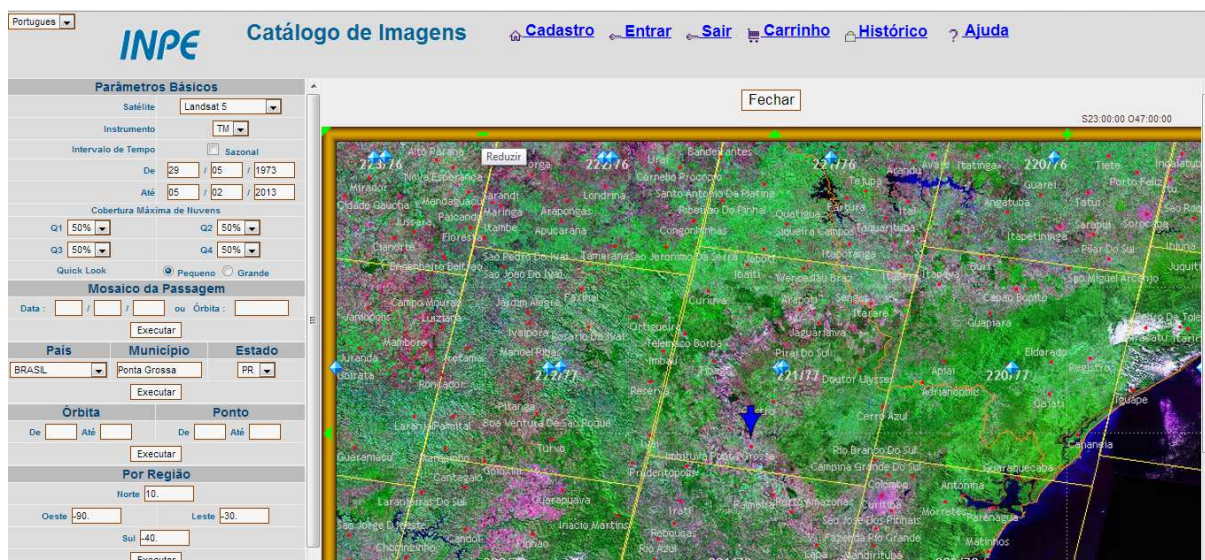


Figura 20 – Interface do Catálogo de Imagens do INPE

A área esquerda da interface do INPE possui diversos filtros para a seleção de imagens disponíveis. A imagem central permite ao usuário visualizar as imagens

da localidade pesquisada e suas áreas vizinhas. Os ícones azuis claros, em formas de cristais, significam que estão disponíveis imagens do Satélite Landsat 5 TM e 7 ETM+ para aquele ponto e órbita. Em cada quadrado, que representa uma determinada órbita, podem ser visualizados símbolos de diamantes azuis. Cada diamante representa uma imagem Landsat disponível para aquela região. Assim, determinadas localidades podem ter imagens em mais de um ponto e órbita, dependendo de sua localização na cena.

Os portais permitem o *download* gratuito de imagens, apenas sujeito a cadastro do usuário. A NASA apresenta vantagem porque as imagens podem ser obtidas imediatamente. Já o INPE, encaminha para o usuário os endereços eletrônicos para o download através de e-mail, tornando o processo mais demorado. Além disso, a quantidade de imagens disponíveis no repositório da NASA é superior a do INPE.

3.2.2 Pré- Processamento

O procedimento inicial realizado sobre as imagens consistiu no processo da correção atmosférica e geométrica. Para esse procedimento foi utilizada a ortoimagem, a qual é uma imagem retificada e corrigida dos deslocamentos de relevo, altitude do satélite, rotação e altitude da Terra, combinando a representação representadas de imagem com a geometria proporcionada pela carta (WOLF *et al*, 2008).

Para a correção geométrica, foram realizados os seguintes processamentos digitais:

- Foram selecionadas sete bandas espectrais, correspondentes respectivamente ao vermelho, infravermelho próximo, azul, verde e as três últimas bandas ao infravermelho médio;
- Foi adotado o sistema de Projeção UTM, o Datum SAD 69 e a Zona 22 do Hemisfério Sul; e
- Foi utilizada uma ortoimagem para realizar a transformação geométrica, onde foram coletados 20 pontos de controle³ e ao final a imagem foi rotacionada, transladada e corrigida geometricamente. Os pontos de controle podem ser observados na Figura 21.

³ Pontos de controle são pontos notáveis visíveis na imagem base (Ortoimagem) e na imagem a ser corrigida (Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+)



Figura 21 – Detalhe da Ortoimagem utilizada para Transformação Geométrica.

A correção atmosférica foi realizada para atenuar os efeitos causados pelo espalhamento atmosférico. O método utilizado foi da simples subtração do pixel escuro, conforme descrito por Chavez (1988).

Para correção foram utilizados os histogramas das bandas espectrais das imagens. A Figura 22 exibe o histograma da banda do infravermelho próximo da imagem do ano de 2001 antes da correção.

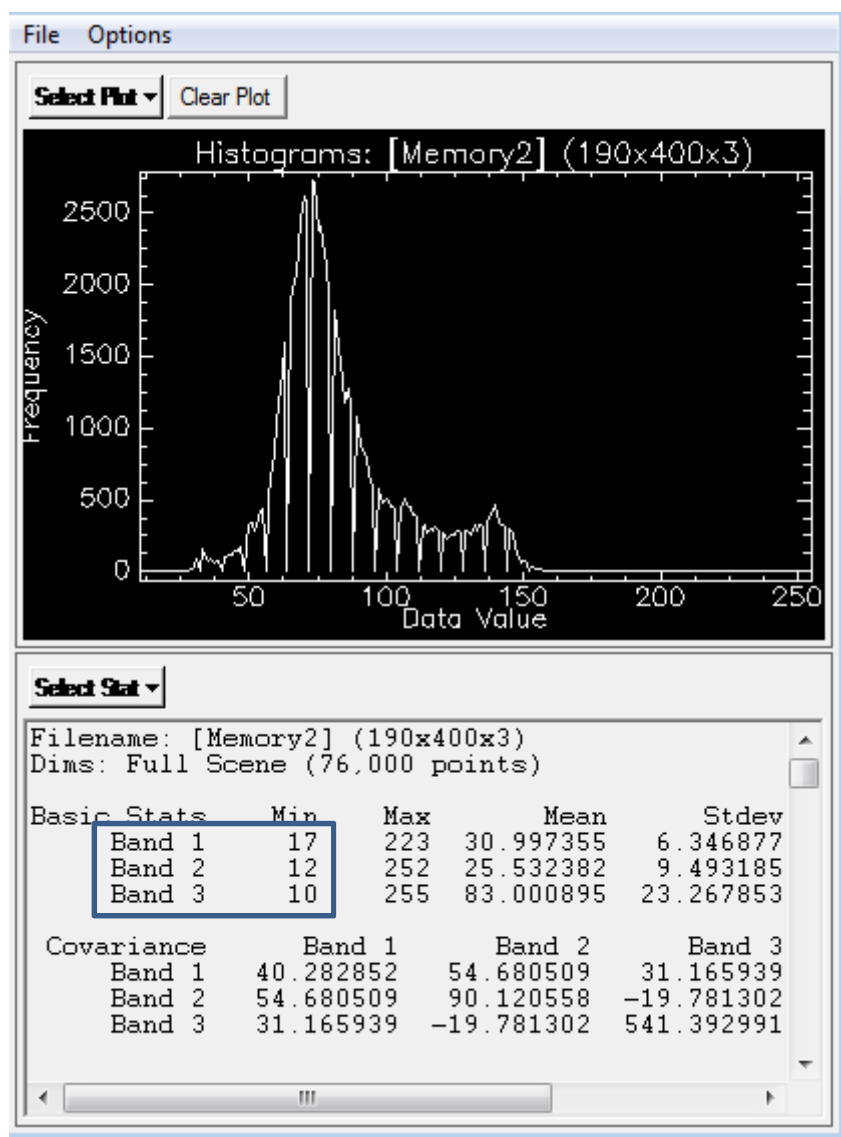


Figura 22 – Histograma da banda do infravermelho próximo de 2001.

Os histogramas foram utilizados para verificação de “quebras”, ou seja, valores de pixels em que após variação irregular do número digital, foi iniciada a variação coerente, depois de um incremento relativamente brusco no número de pixels. Os valores dos pixels de cada banda (destacados pelo retângulo azul na Figura 22), após a quebra do histograma, são registrados e informados na interface do programa ENVI 4.7 para a aplicação da correção atmosférica, etapa exibida na Figura 23.

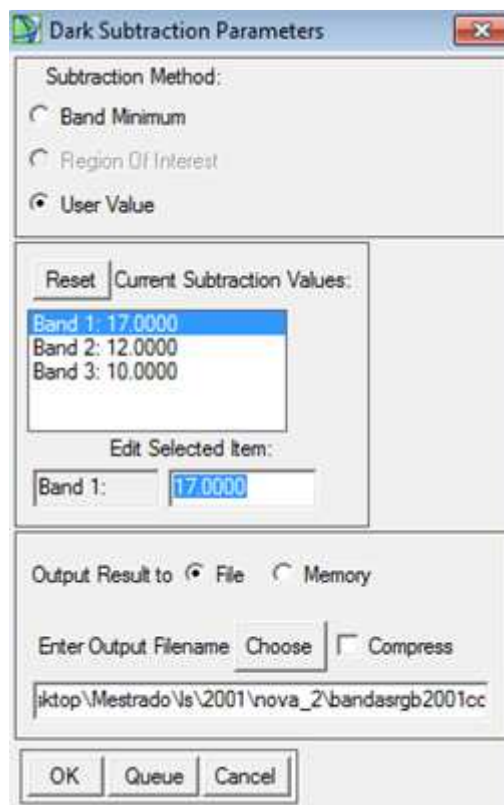


Figura 23 – Correção do pixel escuro no Envi 4.7.

A interface apresentada na Figura 23 permite ao usuário configurar parâmetros do método de correção do Pixel Escuro. Pode ser escolhido o método de Subtração: opções de valor mínimo da banda espectral ou valores inseridos pelo usuário, essa opção está selecionada na interface (Figura 23). Na parte central da interface são inseridos os valores obtidos por meio do histograma, ou seja, valores apresentados na Figura 22.

Após as correções supracitadas, as intensidades das bandas espectrais (Vermelho, Verde, Infravermelho Próximo e Médio) foram combinadas mediante o Sistema de Cores RGB, gerando assim as composições coloridas verdadeira cor (R3G2B1) e verdadeira falsa cor (R5G4B3). A próxima etapa realizada foi o processamento dos índices de vegetação utilizando o Software IDRISI Selva (EASTMAN, 2006).

3.2.3 Processamento dos Índices de Vegetação e Erro Quadrático

Os índices foram calculados por meio do Software IDRISI Selva, mostrados na Tabela 5.

Tabela 5 – Equações utilizadas pelos índices de vegetação

Índice de Vegetação	Nome	Formulação
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$
NRVI	<i>Normalized Ratio Vegetation Index</i>	$NRVI = \frac{\frac{RED}{NIR} - 1}{\frac{RED}{NIR} + 1}$
CTVI	<i>Corrected Transformed Vegetation Index</i>	$CTVI = \frac{(NDVI + 0,5)}{ABS(NDVI + 0,5)} \times \sqrt{ABS(NDVI + 0,5)}$
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$SAVI = \left(\frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} \right) \times (1 + L)$
TTVI	<i>Thiam's transformed vegetation index</i>	$TTVI = \sqrt{ABS(NDVI + 0,5)}$

Onde :

RED é o valor da reflectância na banda do vermelho visível;

NIR é o valor da reflectância na banda do infravermelho próximo;

L representa o nível de cobertura vegetal do solo (geralmente utiliza-se o valor 0,5).

Foram utilizadas as bandas espectrais do vermelho e do infravermelho próximo das imagens corrigidas atmosférica e geometricamente, para a aplicação dos índices de vegetação descritos na Tabela 5.

Posteriormente, foi realizada a comparação de índices entre as imagens dos índices utilizando o Erro Quadrático, que resultou em imagens das diferenças dos mesmos para os três anos do estudo. A formulação do Erro Quadrático é apresentada na Equação 1:

$$EQ = \sqrt{\sum x^2 \ln} \quad (1)$$

Onde x_j são os valores dos pixels de entrada da imagem.

3.2.4 Processamento do IQI

Para avaliação dos resultados foram utilizadas medidas estatísticas de dispersão como a média, a variância e o desvio padrão. Por exemplo, a média de uma imagem de n linhas e m colunas é apresentada na Equação 2.

$$média = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{i,j}}{n*m} \quad (2)$$

Onde a variância é dada pela fórmula apresentada na Equação 3:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^M (x_{i,j} - m)^2}{N*M-1} \quad (3)$$

Outra medida utilizada foi a correlação cuja fórmula é apresentada na Equação 4. A correlação é aplicada entre as imagens dos índices.

$$r(x, y) = \frac{\sigma(x, y)}{\sqrt{\sigma^2(x) * \sigma^2(y)}} \quad (4)$$

Onde $\sigma^2(x, y)$ representa a covariância entre as imagens (x e y) e σ^2 a variância de uma imagem.

As medidas estatísticas citadas e o IQI - Índice de Qualidade Universal de Imagem foram desenvolvidos no Software Matlab versão 7.12 (MATSUMOTO, 2002). A formulação do IQI é apresentada na Equação 5 e seus componentes são exibidos na Tabela 6 :

$$Q = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \cdot \frac{2\bar{x} \cdot \bar{y}}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} \cdot \frac{2\sigma_x \cdot \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (5)$$

Tabela 6 – Componentes do IQI

$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad e \quad \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$	Distorção de Luminosidade
---	---------------------------

$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$ e $\sigma_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$	Distorção de Contraste
$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})$	Perda de Correlação

Os valores gerados pelo IQI se encontram no intervalo [-1, 1]. Conforme apresentado na Tabela 6, o primeiro componente da equação é o coeficiente de perda de correlação entre as imagens analisadas, medindo o grau de correlação linear entre a imagem x e a imagem y. Mesmo que as imagens sejam correlacionadas linearmente, ainda existem distorções, as quais são analisadas no segundo e no terceiro componente da equação. O segundo componente mede a relação da luminosidade entre as imagens. O terceiro e último componente estima a variação do contraste entre as imagens comparadas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

No presente capítulo, primeiramente, são apresentadas imagens originais do ano de 2009. A seguir, são apresentadas as composições coloridas realizadas para os anos de 2001, 2004 e 2009. Após a interpretação das composições coloridas, são apresentadas as imagens artificiais geradas a partir da aplicação dos índices e seus respectivos histogramas.

A Figura 24 exibe as imagens das bandas do visível do ano de 2009 para a região. Analisando as imagens do espectro visível, nota-se que as mesmas têm baixo contraste. A banda azul é utilizada para monitoramento da água, enquanto as bandas do vermelho e do verde são utilizadas para monitoramento da vegetação, devido à absorção da radiação eletromagnética.

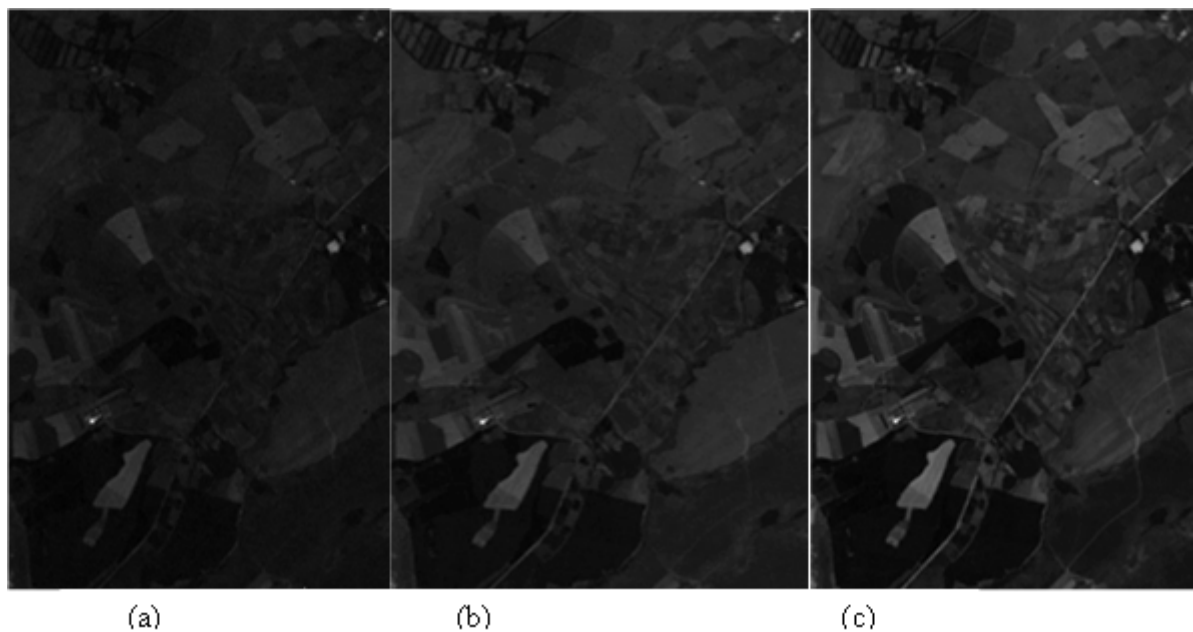


Figura 24 – Banda Azul, Verde e Vermelho do ano da imagem Landsat 7 ETM+ de 2009.

A Figura 25 exibe as imagens das bandas do Infravermelho Próximo e Médio do ano de 2009.

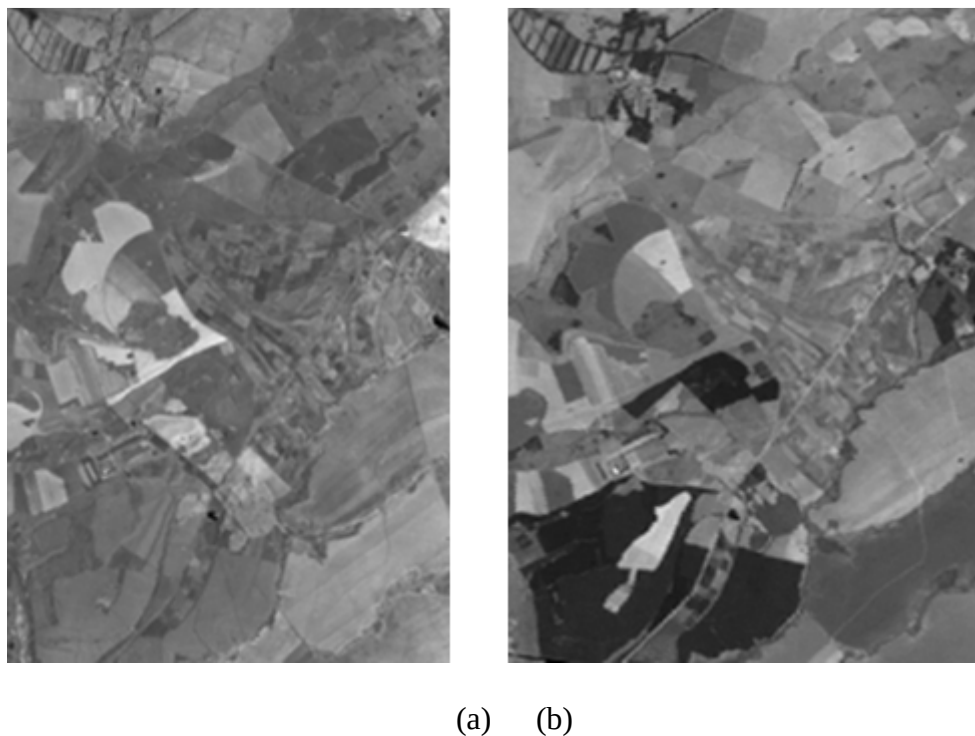


Figura 25 – Banda do Infravermelho Próximo e Médio da imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2009

Mediante análise da Figura 25, é possível constatar que as imagens da banda do infravermelho próximo e médio apresentam mais brilho do que as imagens das bandas do espectro visível, apresentadas na Figura 24.

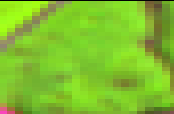
Desse modo, quando são realizadas operações matemáticas entre a banda verde do visível e a do infravermelho próximo, principalmente a razão, a imagem resultante apresenta grande contraste entre as mesmas, permitindo melhor visualização das diferenças entre os alvos por parte do intérprete.

4.1 Chave de Interpretação

Como mencionado anteriormente, chaves de interpretação consistem na descrição do conjunto de elementos visuais que caracterizam um determinado objeto da superfície terrestre. No presente trabalho foram estabelecidos elementos para auxiliar a análise visual das composições coloridas e das imagens dos índices de vegetação aplicados.

A Tabela 7 apresenta as tonalidades e texturas definidas, bem como as feições as mesmas representam.

Tabela 7 - Elementos da Chave de Interpretação estabelecida

Alvo	Descrição	Imagem Landsat 5 TM e 7 ETM+
Vegetação Natural	Cor verde escuro; textura rugosa; forma irregular.	
Solo Exposto	Cor magenta e suas nuances	
Cultura em estágio inicial	Verde claro, textura lisa	
Cultura sadia e madura	Verde claro, como tonalidade mais forte, textura lisa, forma regular/ geométrica	

Os elementos apresentados na Tabela 7 foram estabelecidos utilizando como base a Composição Colorida Verdadeira Falsa Cor (R5G4B3), a qual será apresentada na próxima subseção. Alguns objetos da superfície terrestre como área urbana, estradas e corpos d'água não foram utilizados devido a não existirem nos recortes das imagens ou não corresponderem ao contexto da análise da região estudada.

Portanto, mediante auxílio dos elementos descritos na Tabela 7, como texturas e formas, alvos podem ser identificados nas imagens dos índices de vegetação, de modo que a utilização de paletas de cores diferentes não prejudica a identificação dos objetos contidos nas cenas.

4.2 Composições Coloridas

A interpretação das imagens de satélite é facilitada pela possibilidade de agrupar as diferentes faixas espectrais dos sensores.

A composição colorida RGB (3,2,1), é uma composição que coincide com os comprimentos de onda da radiação do visível, equivalente às cores que podem ser percebidas pelo olho humano, e que é chamada de “verdadeira cor”. Outras composições coloridas, do tipo “falsa cor”, RGB (5,4,3), RGB (4,5,2), RGB (4,7,2), RGB (7,4,2), permitem que a vegetação verde seja destacada (CRÓSTA,1992).

As composições coloridas realizadas são exibidas com realce linear de 2%, as quais foram geradas para facilitar a interpretação dos dados.

A Figura 26 (a) apresenta a composição colorida “verdadeira falsa cor” e a Figura 26(b) exhibe a composição colorida “verdadeira cor” para o ano de 2001, da cena do Satélite Landsat 5 TM.

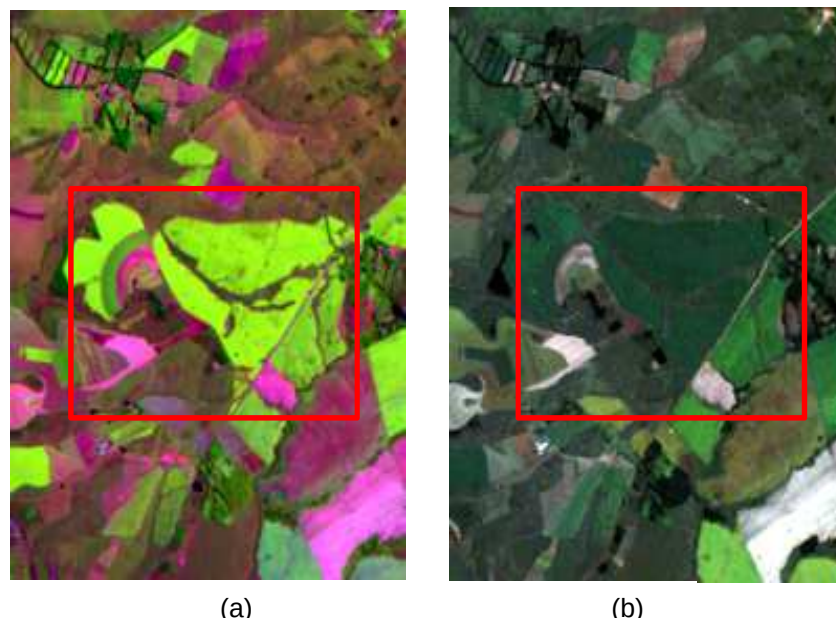


Figura 26 – Composições coloridas da imagem Landsat 5 TM para o ano de 2001: R5G4B3(a) e R3G2B1 (b).

Analizando a composição da Figura 26(a), visualiza-se que a vegetação apresenta cor verde com diferentes tonalidades e o solo exposto apresenta cor magenta e suas nuances. Esse tipo de composição colorida é indicado, principalmente, para identificação de vegetação e culturas agrícolas, porque as diferenças entre os tipos de vegetação são realçadas pelas tonalidades do verde. Já na composição colorida “verdadeira cor”, apresentada na Figura 26(b), a diferenciação da vegetação é difícil, como pode ser visualizada na área em destaque (retângulo vermelho). Essa composição não realça se uma determinada área agrícola está em um ciclo de desenvolvimento diferente de outra, não destaca se a área é de vegetação natural ou cultura agrícola, entre outra.

A Figura 27 apresenta as composições coloridas verdadeira falsa cor, Figura 27(a), e verdadeira cor, Figura 27(b), para o ano de 2004.



Figura 27 - Composições coloridas da imagem Landsat 5 TM para o ano de 2004 : R5G4B3(a) e R3G2B1 (b).

Em relação à vegetação, o retângulo amarelo (Figura 27(a)) demonstra claramente como a composição “verdadeira falsa cor” é mais adequada para análise da mesma. Na área em destaque, é possível visualizar que a área possui diferentes tons de verde, enquanto na Figura 27(b) a diferença de tonalidade é sutil e escura para a toda a área. Por meio das áreas destacadas por retângulos vermelhos, é possível perceber a diferenciação de solos sem cobertura vegetal com cores próximas ao branco.

A Figura 28 (a) apresenta a composição colorida verdadeira falsa cor e a Figura 28(b), a verdadeira cor para a cena do Satélite Landsat 7 ETM+ do ano de 2009.

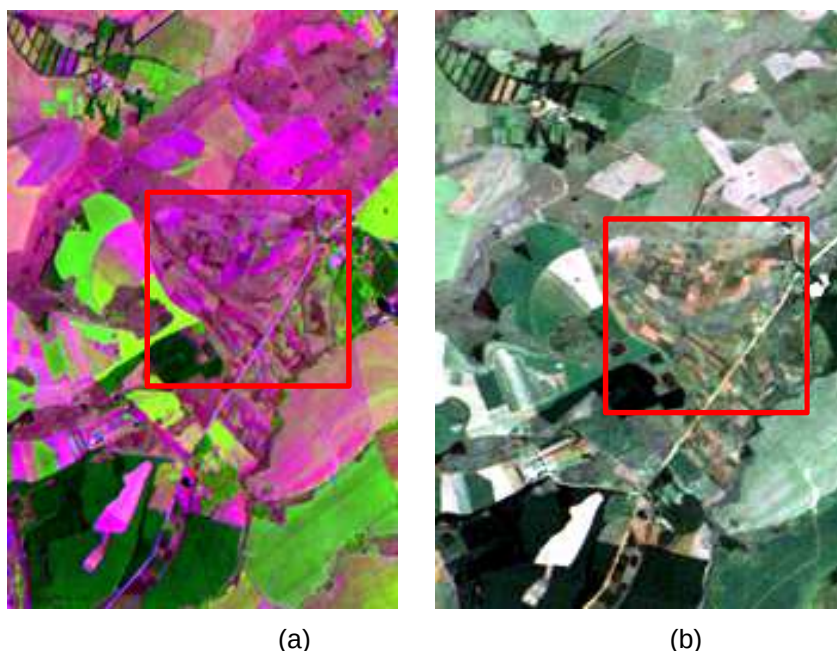


Figura 28 - Composições coloridas R5G4B3(a) e R3G2B1 (b) da imagem Landsat 7 TM+ para o ano de 2004

Analisando visualmente as composições do ano de 2009, verifica-se que as mesmas são as que mais apresentaram diferenças em relação ao destaque dos diferentes usos do solo. A Figura 28 permite ao intérprete visualizar diferenças existentes em relação ao uso de solo, como solo preparado para cultura agrícola, campos, pastagens, entre outras formas de uso, mediante as diferentes tonalidades de verde e marrom na Figura 28b.

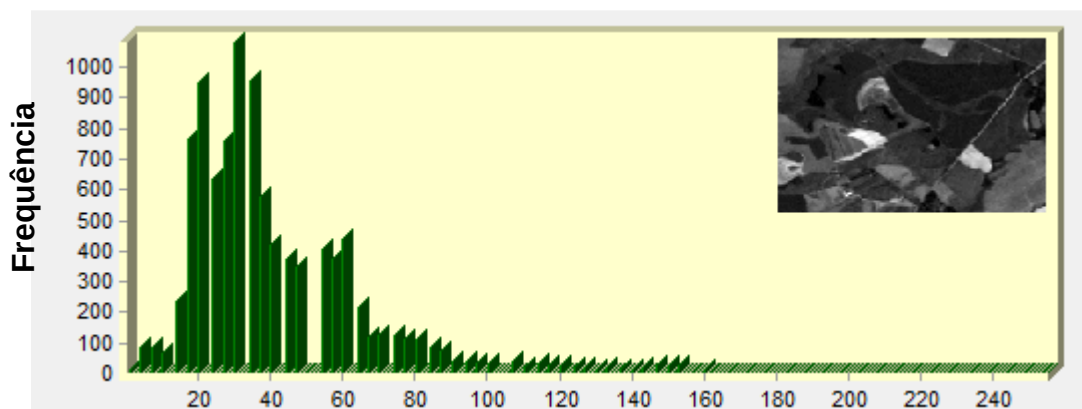
Portanto, dependendo do alvo de interesse do estudo, podem ser criadas diferentes composições coloridas com base no comportamento espectral da vegetação, do solo, de rochas, da água, entre outros alvos da superfície terrestre.

4.2. Histogramas

Como já mencionado anteriormente, o Histograma é a representação gráfica das frequências dos níveis digitais existentes na imagem. Esses valores, na escala utilizada no presente trabalho, variam de 0 a 255, em cada píxel, são mostrados no eixo horizontal da figura e a sua frequência de ocorrência, encontra-se plotada no eixo vertical.

A Figura 29 apresenta o histograma da banda do vermelho do ano de 2001 e ainda o detalhe da cena monocromática, utilizando-se a escala de 0 a 255, ou seja,

oito bits, corresponde à resolução radiométrica das imagens do Satélite Landsat 5 e 7 do Sensor TM e ETM+.

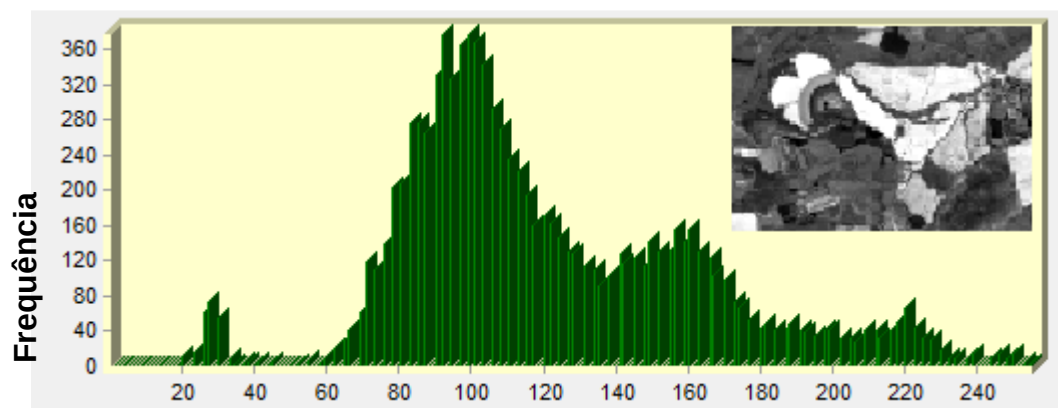


Níveis Digitais de Intensidade

Figura 29 – Histograma do canal vermelho da imagem Lansat 5 TM do ano de 2001

Ao analisar o histograma, percebe-se que a maioria das colunas, que representam as frequências dos níveis digitais de intensidade, está concentrada na faixa de valores próximos a 40. Isso significa que a maioria dos pixels da imagem apresentam valores baixos numericamente, tornando a imagem escura e com pouco contraste. O detalhe na Figura 29 comprova que a imagem é realmente escura.

A Figura 30 apresenta o histograma da banda do infravermelho próximo para o ano de 2001.



Níveis Digitais de Intensidade

Figura 30 - Histograma do canal do infravermelho próximo da imagem Lansat 5 TM do ano de 2001

Ao analisar o histograma apresentado na Figura 30, são notórias as diferenças em relação ao histograma da banda do vermelho, apresentado na Figura 29. A ocorrência dos níveis digitais de intensidades está distribuída ao longo do eixo horizontal do histograma, diferentemente da banda do vermelho. Quando existe uma distribuição uniforme dos valores no histograma, é dito que a imagem apresenta alto

contraste. Além disso, nota-se que os níveis digitais apresentam valores próximos a média, tornando a imagem mais clara, como pode ser visualizado no detalhe.

A Figura 31 apresenta o histograma da banda do infravermelho próximo para o ano de 2004.

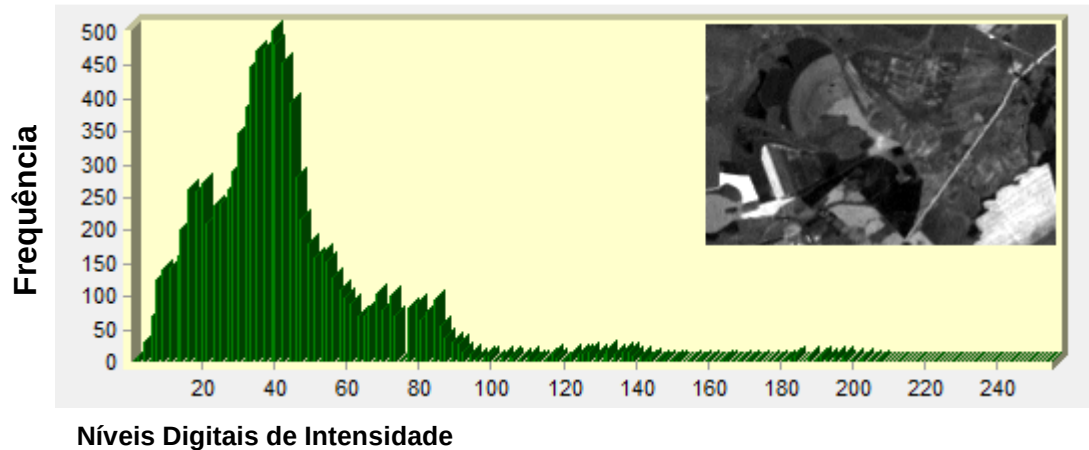


Figura 31 - Histograma do canal do vermelho da imagem Landsat 5 TM do ano de 2004

Do mesmo modo que aconteceu com o histograma da banda do vermelho do ano de 2001 (Figura 29), a maior parte dos níveis digitais está concentrada próxima ao eixo da origem, tornando a imagem escura. Como não existe distribuição dos pixels ao longo dos 256 níveis digitais, pode ser concluído que a imagem não apresenta alto contraste. Entretanto, ao visualizar a miniatura da imagem no canto superior, percebe-se que a mesma é menos escura que a imagem do ano de 2001, podendo ser vistas feições que não apareciam na imagem anterior.

A Figura 32 apresenta o histograma da banda do infravermelho próximo para o ano de 2004.

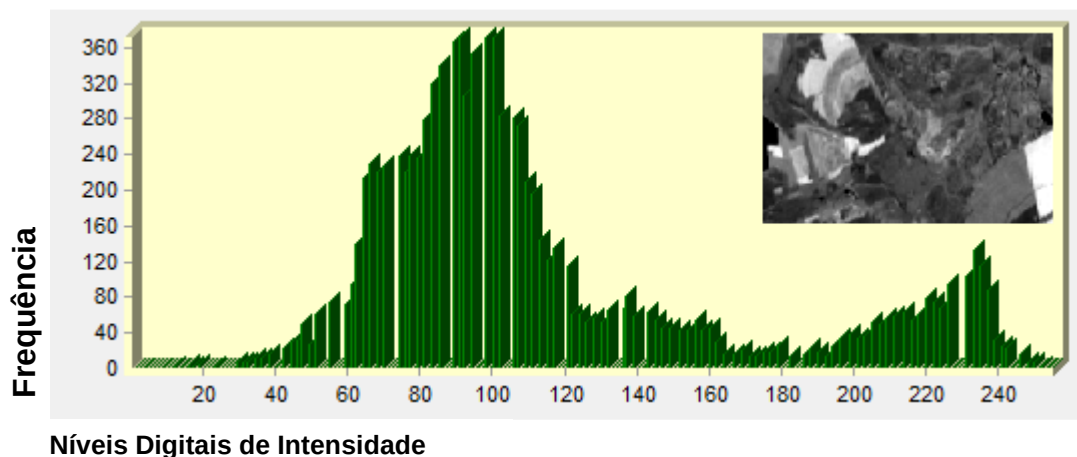


Figura 32 - Histograma do canal do infravermelho próximo da imagem Landsat 5 TM do ano de 2004

É visível que os valores dos níveis digitais de intensidade estão bem distribuídos ao longo do histograma, diferentemente da banda do vermelho. Devido à distribuição uniforme dos valores no histograma e observando a imagem em miniatura, tem-se que uma imagem com mais contraste que a da Figura 31.

A Figura 33 apresenta o histograma da banda do vermelho para o ano de 2009.

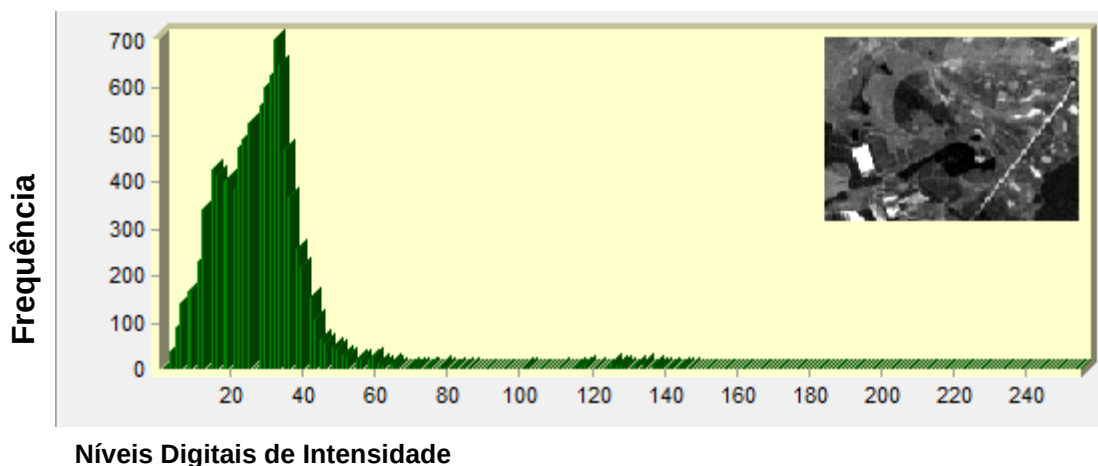


Figura 33 - Histograma do canal do vermelho da imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2009

O histograma do ano de 2009 (Figura 33) é o que mais apresentou diferenças em relação aos outros anos. Como pode ser visualizado no eixo vertical, o valor mais alto é o de 700, sendo que nos anos anteriores o mais alto tinha sido 500. A frequência de ocorrência nos níveis digitais de valores entre 20 e 40, torna a imagem mais escura que as outras. Além da tonalidade, a partir do histograma e da concentração das colunas no eixo horizontal, tem-se uma imagem com baixo contraste.

A Figura 34 apresenta o histograma da banda do infravermelho próximo para o ano de 2009.

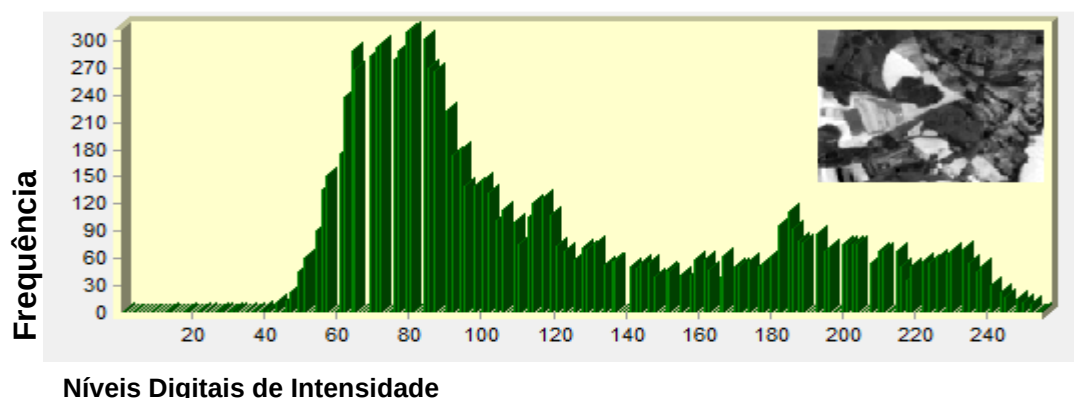


Figura 34- Histograma canal do infravermelho próximo da imagem Landsat 7 ETM+ do ano de 2009

O histograma da imagem da banda do infravermelho próximo do ano de 2009, apresentado na Figura 34, assim como os outros histogramas da mesma banda, mas de outros anos, apresenta distribuição da ocorrência dos valores de intensidade praticamente em todo o eixo horizontal. Devido a essa distribuição dos valores, a imagem possui alto contraste. Visualizando a imagem original da banda do infravermelho próximo em destaque, pode-se afirmar que a imagem é mais clara que a do ano de 2004. Portanto, além das diferenças percebidas mediante análise visual das imagens das bandas espectrais do vermelho e do infravermelho próximo, o uso do histograma auxilia na análise da reflectância das bandas.

4.3 Medidas Estatísticas – Verificação

Os índices de vegetação são operações entre bandas para realce de feições. Embora os valores obtidos pelo Índice NDVI fiquem entre -1 e 1, com o objetivo de comparar os resultados obtidos pela aplicação dos índices de vegetação, foram utilizados valores na escala de cores de 0 a 255.

Os índices de vegetação foram comparados por meio de interpretação visual, comparação de histogramas, medidas estatísticas (média, variância, desvio padrão e correlação) e pelo Índice de Qualidade Universal da Imagem. Por meio de análise das diferenças visuais, principalmente do contraste das imagens, é possível concluir qual índice de vegetação é mais apropriado para discriminação de alvos específicos.

A Figura 35 apresenta a imagem orbital do Sensor Landsat 5 TM, órbita 221, ponto 77 da área de estudo de janeiro de 2001 em uma composição colorida falsa-cor, 5R4G3B.



Figura 35 - Composição colorida falsa-cor- 5R4G3B da imagem do Landat 5 TM do ano de 2001

Nessa imagem existem áreas de solo exposto, com cores próximas ao magenta e suas nuances, tons de rosa e marrom e áreas de vegetação, com cores verdes. Conforme Jensen (2009), quanto mais claro o tom de verde, mais avançado está o ciclo fenológico da cultura. Ou seja, mudanças nos tons de verde com as do centro superior da imagem em destaque, representam diferentes ciclos fenológicos de uma cultura. De acordo com o Mapa Topográfico SG-22-X-C-II-2, foi definido que a área com tom de verde mais claro é de cultivo de soja.

A Figura 36 apresenta a imagem do NDVI, Figura 36(a), imagem do índice NRVI, Figura 36(b) e a imagem diferença entre os índices, Figura 36(c), para o ano de 2001.

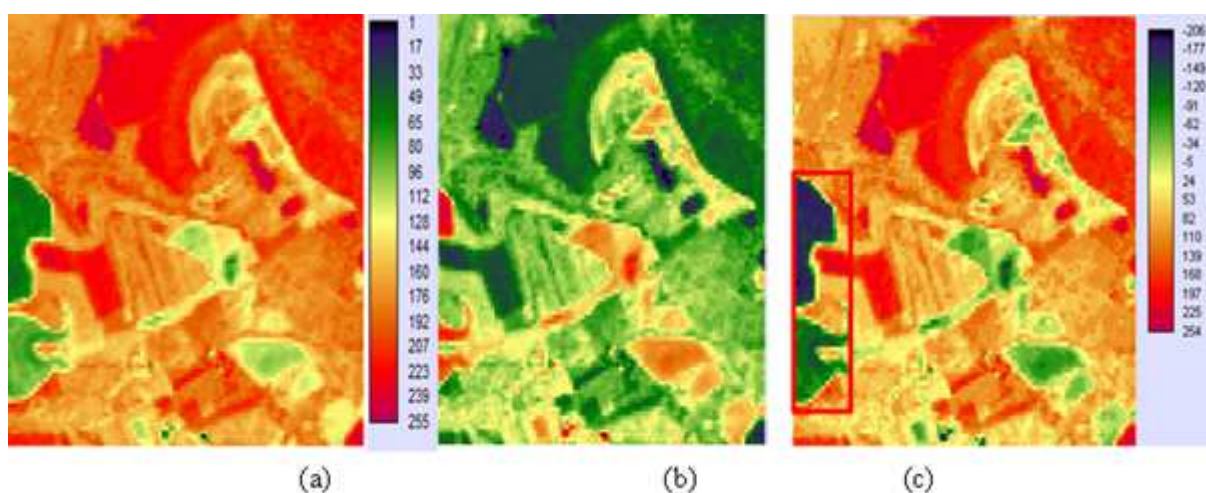


Figura 36 – Imagens dos índices NDVI (a), NRVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2001.

Ao analisar os resultados dos índices NDVI e NRVI, Figura 36, considerando a paleta de cores na imagem, é visível que o realce apresentado, para a mesma área e mesmo ano, apresenta diferença na sua coloração. A maioria das tonalidades utilizadas na Figura 36(a) encontram-se entre a faixa de valores 160 a 223, enquanto na Figura 36(b), os valores dos níveis digitais de intensidade encontram-se entre 49 e 144.

A Figura 36(c) exibe a imagem da diferença entre os índices de vegetação. Quanto mais próximo de tonalidades do verde e azul, maior é a diferença entre as duas imagens comparadas, enquanto cores próximas do marrom são de áreas de realce semelhantes entre as imagens. O realce de solo exposto (sem cobertura vegetal), pelo Índice NDVI, Figura 36(a) resultou a cor verde escura. Já o Índice NRVI, Figura 36(b) realçou com cor próxima a magenta. A inversão, também,

acontece para as áreas de soja com maior desenvolvimento fenológico. Enquanto, o NDVI discriminou com a cor vermelha, o NRVI atribuiu a cor verde escura.

As áreas de vegetação natural foram realçadas pelo NDVI com cor magenta, já na imagem do NRVI apresentam a cor de azul escuro. Apesar da inversão do uso da paleta de cores entre os índices, os resultados foram equivalentes em relação ao número de classes diferentes encontradas.

A Figura 36(c), a qual exibe a imagem resultante da operação de subtração entre a imagem do índice NDVI e a imagem do NRVI, indica as diferenças entre as imagens. Quanto mais próximo aos tons de marrom, mais semelhantes são as imagens resultantes dos cálculos dos índices. Quanto mais próximo do verde e do azul, maior é a diferença entre as mesmas. Sendo assim, por meio da imagem diferença conclui-se que a alteração mais significativa foi a discriminação do solo exposto, marrom na Figura 35 e verde na Figura 36(c).

Os histogramas do NDVI e do NRVI do ano de 2001 são apresentados na Figura 37.

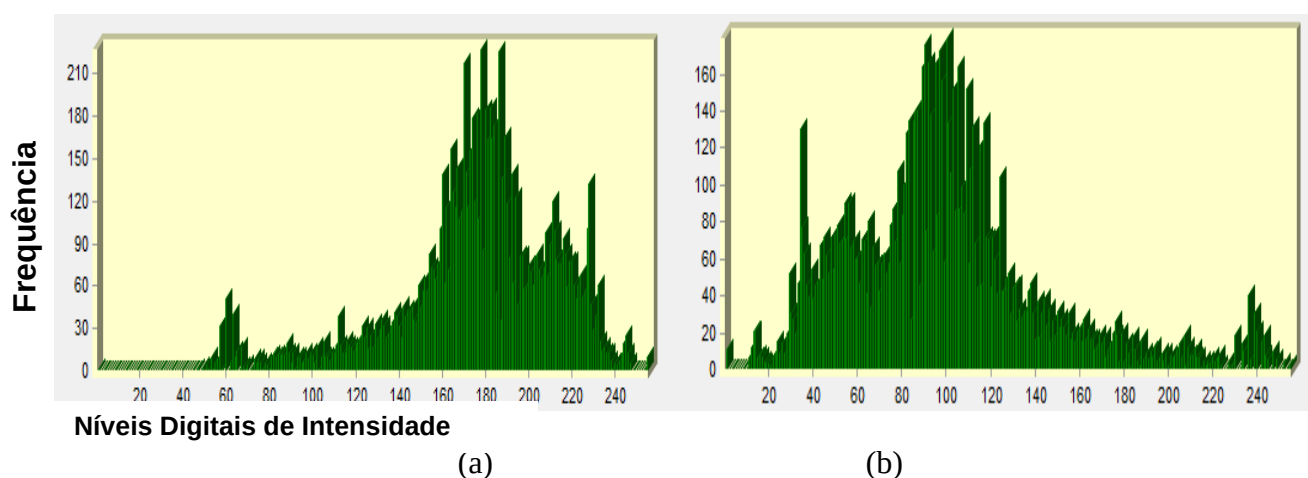


Figura 37 - Histogramas das imagens do NDVI (a) e NRVI (b) do ano de 2001.

Analisando o histograma do NDVI, Figura 37(a), é possível concluir que a maioria dos componentes está distribuída ao longo do histograma, tornando a imagem com alto contraste. A maioria das colunas possuem valores entre 160 e 220, ou seja, valores entre a média e o branco.

O histograma do NRVI, Figura 37(b) possui a maioria dos componentes distribuída ao longo do histograma, tornando a imagem com alto contraste. A maioria das ocorrências de níveis digitais de intensidade possuem valores entre 80 e 120, ou

seja, os valores estão entre a cor cinza e o preto, desse modo verifica-se que a imagem possui brilho intermediário.

Devido a grande popularidade e uso do índice NDVI, o mesmo servirá como base para comparação visual com os índices aplicados: NRVI, CTVI, SAVI e MSAVI2.

A comparação entre NDVI e o CTVI, para o ano de 2001, é visualizada na Figura 38. Como mencionado anteriormente, o CTVI é indicado para regiões com baixa cobertura vegetal, porque superestima essa baixa cobertura (OLIVEIRA *et al*, 2007).

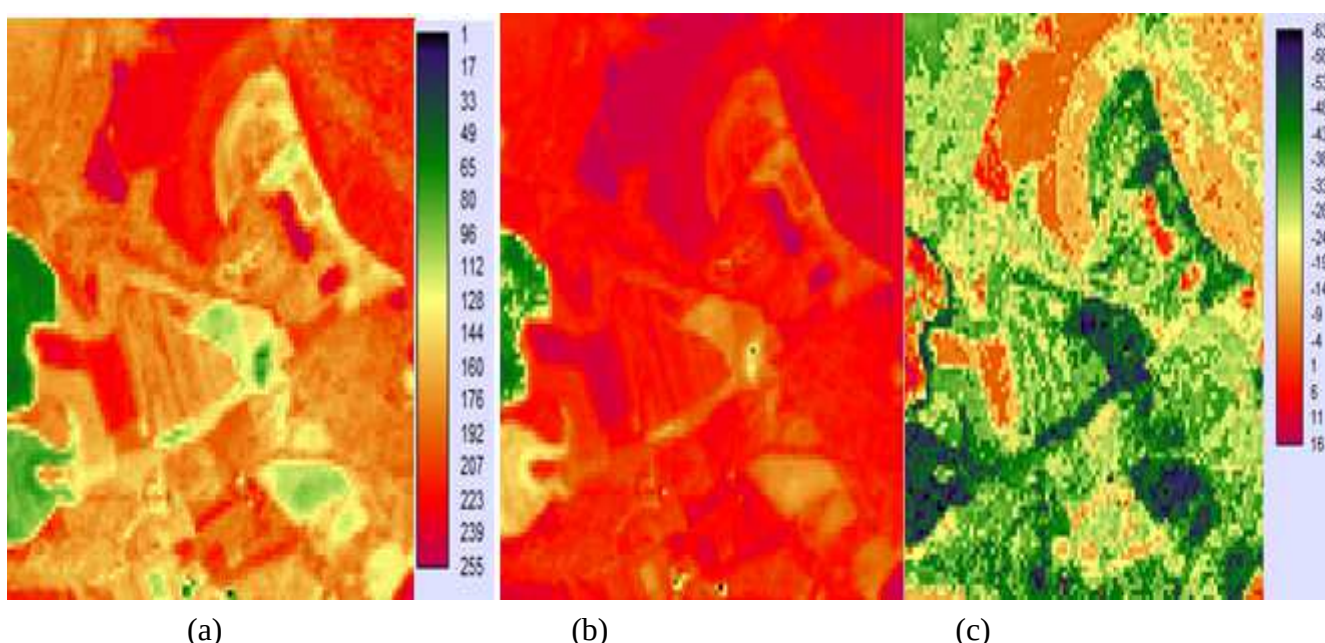


Figura 38 - Imagens do NDVI (a), CTVI (b) e imagem diferença do ano de 2001

Na Figura 38(a), com aplicação do Índice NDVI, a maior parte da imagem apresenta cores próximas ao marrom, enquanto na Figura 38(b), a cor predominante é o vermelho. Desse modo, as áreas onde o NDVI realçou como solo com pouca cobertura vegetal, magento ou marrom na Figura 35 e verde na Figura 36(a), o CTVI utilizou tonalidades de vermelho, ou seja, destacou a área como região de presença significativa de fotossíntese. Além disso, por meio da análise visual verifica-se que o CTVI não diferencia se a vegetação é natural ou cultura agrícola, assim como só realçou como solo exposto a região onde realmente não existia nenhuma vegetação, verde na Figura 38(a). Analisando a imagem diferença entre os índices, Figura 38(c), devido à predominância de tons de azul e verde, estima-se que as imagens dos índices diferem muito entre si, principalmente em relação à discriminação de solo exposto (sem cobertura vegetal).

A Figura 39 apresenta os histogramas das imagens do NDVI e CTVI para o ano de 2001.

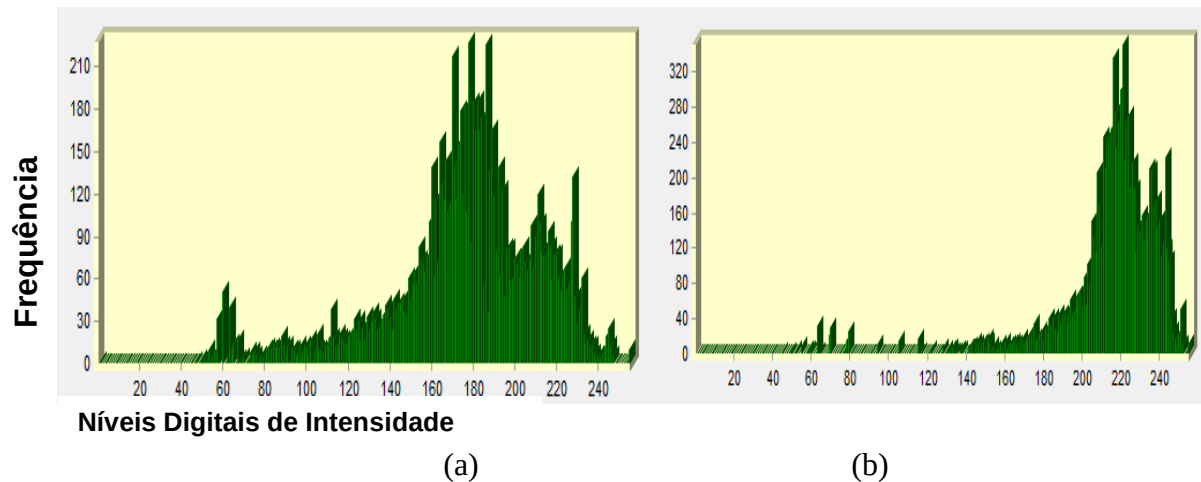


Figura 39 - Histogramas das imagens do NDVI (a) e CTVI (b) para o ano de 2001

Esses histogramas apresentaram uma diferença significativa na distribuição das componentes ao longo dos valores digitais de intensidade. A concentração do CTVI, Figura 39(b), no final do eixo horizontal indica que a imagem possui baixo contraste e predominância de tons brancos, ou seja, possui baixo desempenho em discriminar alvos diferentes. Por outro lado, pelo histograma da imagem do NDVI, Figura 39(a), verifica-se que esse índice apresenta melhor desempenho para discriminação de tipos de vegetação e solos, devido ao contraste, sendo que o CTVI superestima a presença da vegetação na cena.

A Figura 40 apresenta as imagens dos índices NDVI e SAVI para o ano de 2001.

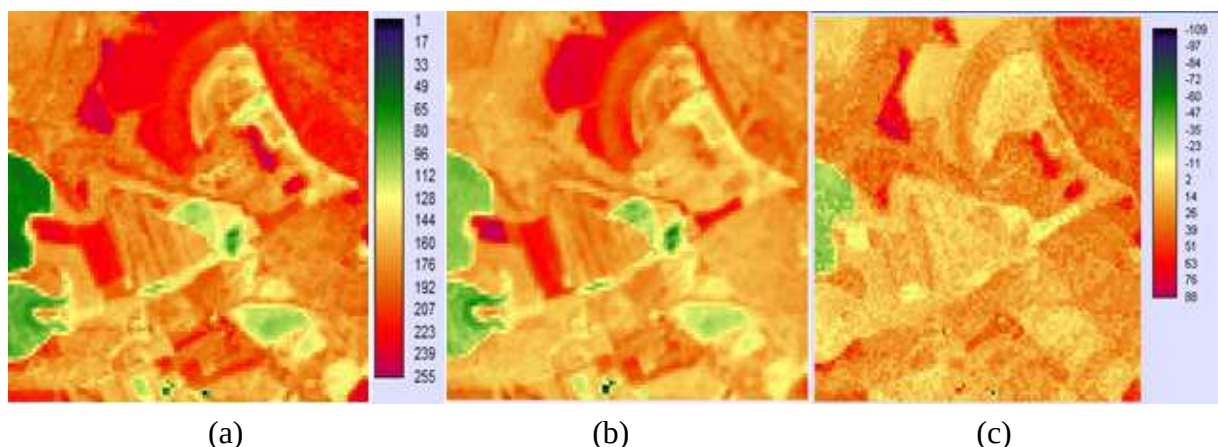


Figura 40 – Imagens do NDVI (a), SAVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2001

Houve diferenças entre os resultados do NDVI, Figura 40(a) e do SAVI, Figura 40(b). Primeiramente, ao se buscar áreas de solos expostos, que aparecem com cores próximas do verde em imagens do NDVI, elas também ocorreram nesta cor

para o índice SAVI, ou seja, os resultados foram equivalentes. Os valores dos tons verdes nas Figuras 40(a) e 40(b) encontram-se entre 49 e 112. Quando é realizada a operação da subtração entre as imagens, diferenças pequenas resultam em diferenças de níveis digitais entre 2 e 14, ou seja, tons de marrom, como pode ser visualizado na paleta da Figura 40(c).

Já em relação à vegetação, no caso da cultura de soja, vermelha na imagem do NDVI, o SAVI apresentou melhor desempenho para diferenciar cultura em diferentes estádios fenológicos. Por outro lado, tratando-se de vegetação natural, o índice NDVI apresentou melhores resultados se comparado ao SAVI, porque o segundo utilizou apenas tonalidades de marrom para essas áreas. Pode ser observado na Figura 40a, que as áreas de vegetação natural foram representadas com a cor magenta pelo NDVI. Já o SAVI não foi capaz de distinguir a vegetação natural em várias áreas, sendo que diferença pode ser vista na Figura 40(c)

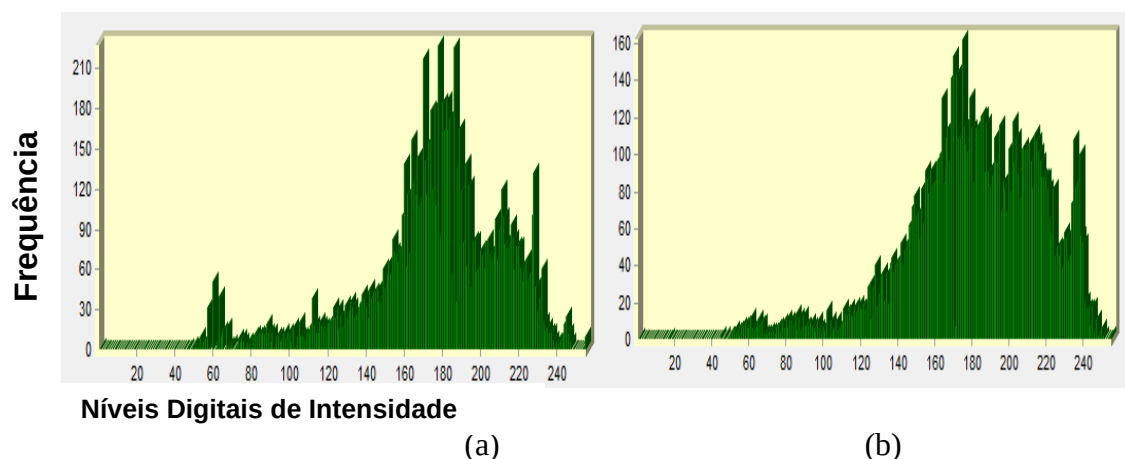


Figura 41 - Histogramas das imagens do NDVI e SAVI do ano de 2001.

Comparando os histogramas da imagem do índice NDVI com o histograma da imagem do SAVI, verifica-se que no do NDVI os componentes estão concentrados entre os valores 160 a 220 e no do SAVI, entre 150 e 240. É interessante que nesse caso, embora haja maior contraste na imagem do SAVI, nem sempre este índice foi o melhor para destacar feições.

Os resultados para os índices NDVI e MSAVI2 são apresentados na Figura 42.

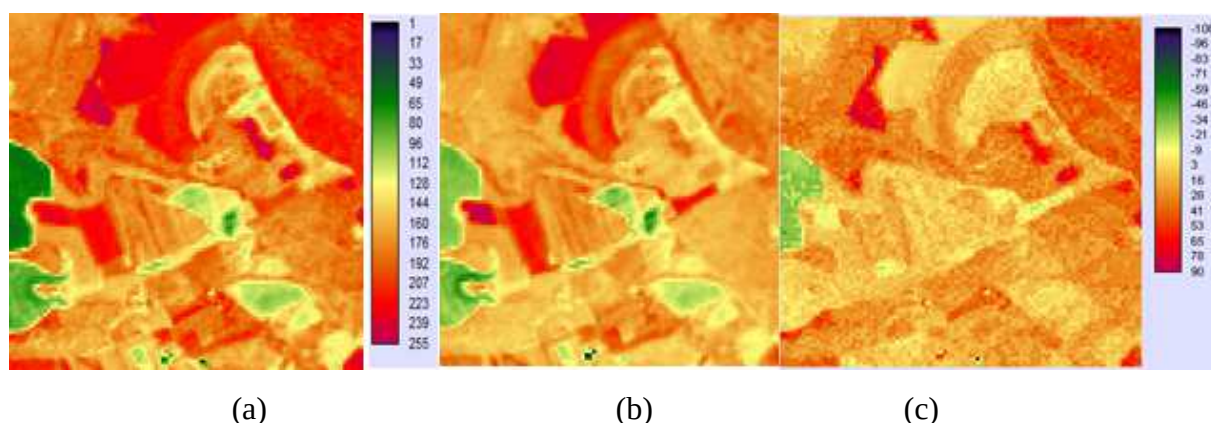


Figura 42 - Imagens do NDVI (a), MSAVI2 (b) e imagem diferença (c) do ano de 2001.

As Figuras 42(a) e 42(b), a princípio, possuem bastantes similaridades. De fato, durante o processo da análise e comparação visual de imagens, é possível que o intérprete considere duas imagens idênticas ou muito semelhantes baseando-se nas tonalidades de cores utilizadas pelas mesmas. Entretanto, ao analisar as imagens por meio de técnicas de processamento, como o histograma, é possível extrair diferenças, mesmo que mínimas.

Comparando o NDVI com o MSAVI2, em relação aos resultados da discriminação de solos expostos, que aparecem com cores próximas do verde nas imagens resultantes da aplicação dos índices, é possível afirmar que os resultados de ambos foram equivalentes. Já em relação à vegetação, o MSAVI2 apresentou melhor desempenho para diferenciar cultura em diferentes estádios fenológicos, a partir de mudanças de tons no centro superior da imagem. Por outro lado, tratando-se de vegetação natural, o índice NDVI apresentou melhores resultados se comparado ao MSAVI2. As diferenças entre os mesmos podem ser verificadas na Figura 42c nas áreas que apresentam tonalidade verde, vermelha ou magenta.

Os histogramas do NDVI e do MSAVI2 do ano de 2001 são apresentados na Figura 43.

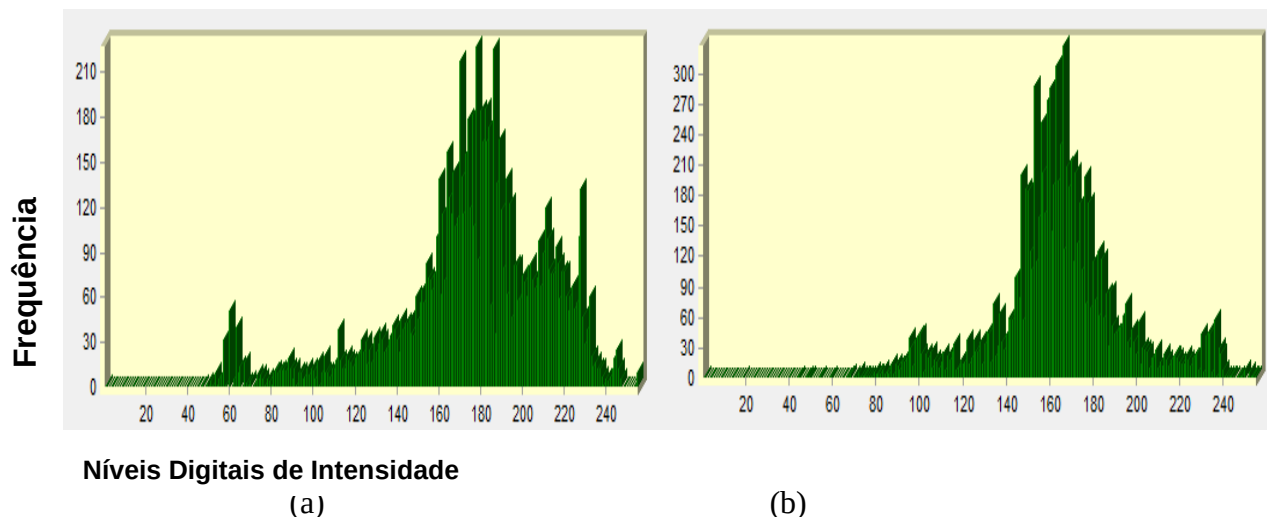


Figura 43 – Histograma das imagens do NDVI (a) e do MSAVI2(b) do ano de 2001.

Como comentado anteriormente, por meio da interpretação visual pode-se concluir que as imagens do NDVI e do MSAVI2 apresentavam significativa semelhança. Entretanto, ao se comparar o histograma do NDVI, Figura 43(a) e do MSAVI2, Figura 43(b), é possível verificar diferenças na distribuição dos índices. Em relação ao NDVI, a distribuição ao longo do histograma é melhor que a do MSAVI2, resultando em melhor discriminação de alvos .

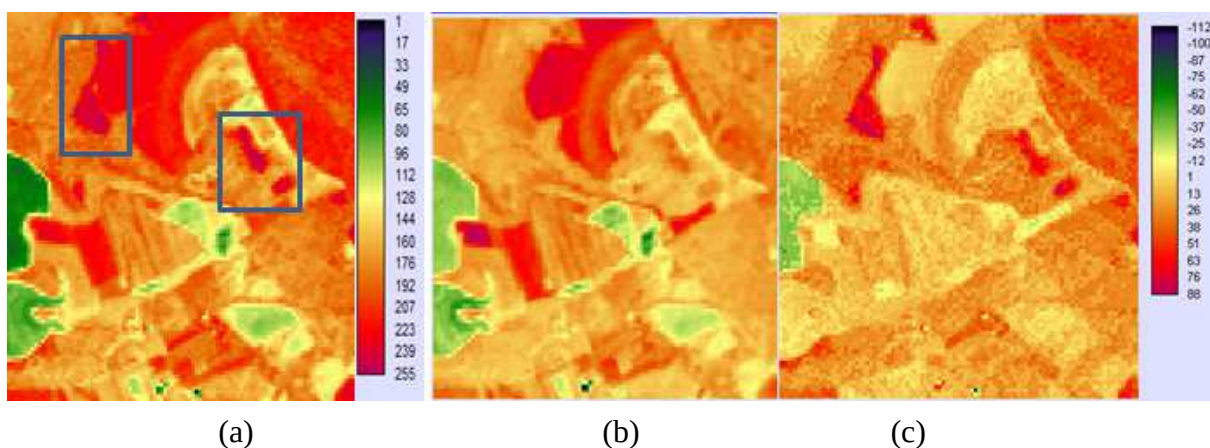


Figura 44 - Imagens do NDVI (a), AVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2001.

A Figura 44 apresenta os resultados da aplicação dos índice AVI e NDVI para o ano de 2001. Em comparação ao NDVI, o AVI apresentou classificações semelhantes em relação a detecção de solo exposto (áreas com cor verde), sendo que a tonalidade utilizada pelo NDVI foi mais forte para esse alvo. Por outro lado, as áreas destacadas na Figura 44(a) demonstram diferenças relacionadas a vegetação natural, sendo que o NDVI a realçou com a cor magenta e o AVI destacou menos as mesmas áreas, Figura 44(b). A diferença entre o relace da vegetação natural pode ser observada pela tonalidade vermelha/magenta na imagem Figura 44(c).

Ao comparar os histogramas das imagens dos índices NDVI e AVI, Figuras 45(a) e 45(b), respectivamente, verifica-se O histograma do AVI possui concentração de seus componentes próximo ao final do eixo horizontal.

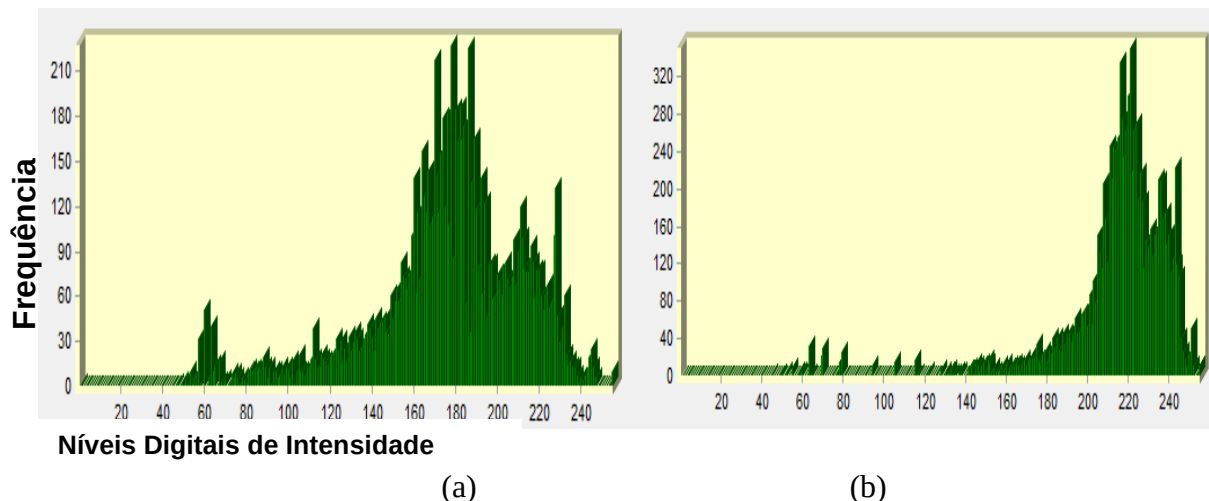


Figura 45 – Histogramas das imagens dos índices NDVI (a) e do AVI de 2001 (b).

Consequentemente, essa menor distribuição de índices de ocorrências indica que a imagem possui pouco contraste, portanto, menor discriminação de alvos e maior superestimação dos mesmos, em comparação ao NDVI.

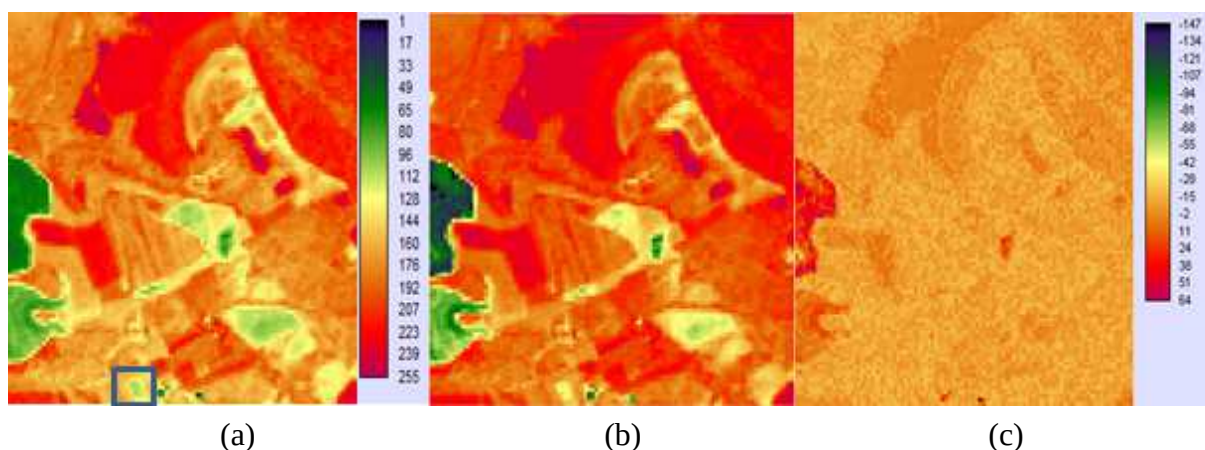


Figura 46– Imagens do NDVI (a), TTVI (b) e imagem diferença (c) para o ano de 2001

Ao se calcular o índice TTVI e comparar com a imagem gerada por este índice com aquela do NDVI, Figura 46(a), é possível afirmar que o relace das feições dos dois índices apresentou algumas divergências. As áreas em destaque na Figura 46a apresentam locais onde havia solo sem cobertura vegetal (solo exposto), de modo que o TTVI não as diferenciou com cores diferentes. Observando a imagem do TTVI, Figura 46(b) em geral, percebe-se que certas áreas de vegetação foram superestimadas. Assim, o NDVI teve melhores resultados em diferenciar cultura

agrícola com diferentes ciclos fenológicos das áreas de vegetação natural (magenta ou vermelho escuro). Entretanto, ao analisar a Figura 46(c), a diferença mais significativa exibida entre as duas imagens (pela tonalidade vermelha), foi a parte do solo exposto.

Os histogramas das imagens dos índices NDVI e TTVI , para o ano de 2001, respectivamente, são apresentados na Figura 47.

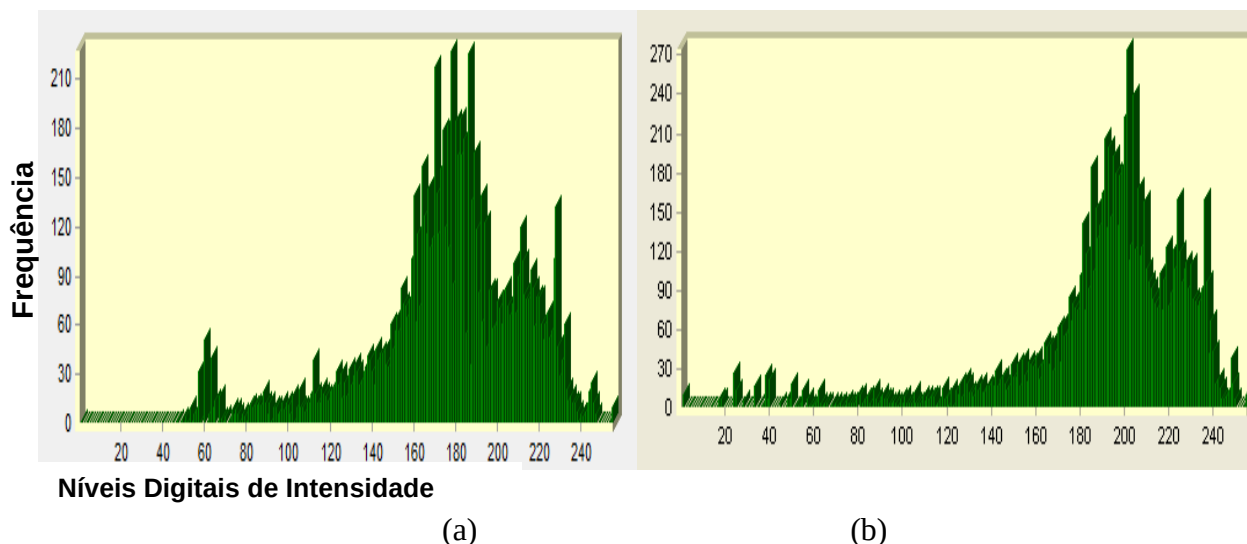


Figura 47 - Histograma das imagens do NDVI (a) e do TTVI(c) do ano de 2001.

Comparando-se os histogramas dos índices NDVI , Figura 47(a) e TTVI, Figura 47(b), pode-se averiguar que o primeiro apresentou maior distribuição em relação ao segundo. Logo, o contraste da imagem do NDVI é maior que o da imagem do TTVI, resultando em melhor desempenho na discriminação de alvos por parte do primeiro índice. Todavia, mediante comparação do contraste apresentado no histograma do TTVI é possível ressaltar que o mesmo apresentou resultados melhores que o CTVI (Figura 39 (b)), sendo que ambos superestimam a vegetação.

A Figura 48 apresenta as imagens dos índices NDVI e NRVI para o ano de 2004. A composição colorida falsa-cor -5R4G3B da imagem do Landsat 5 TM do ano de 2004 está na Figura 27(a).

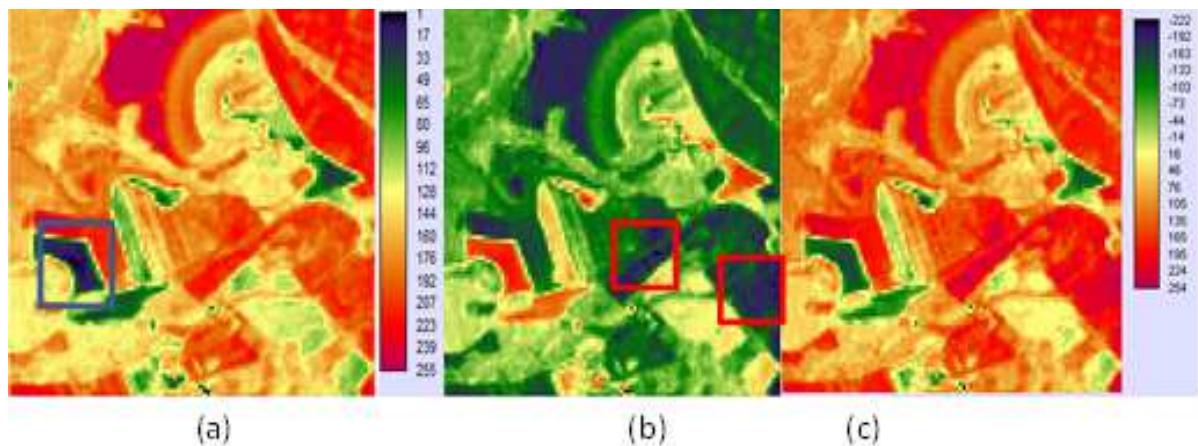


Figura 48 – Imagens do NDVI (a), NRVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2004.

Os resultados para o ano de 2004 reproduzem o ocorrido no ano de 2001: a inversão da paleta de cores. Porém, podem ser verificadas diferenças entre a sensibilidade dos índices de vegetação. Na área em destaque da Figura 48(a), o índice NDVI apresentou pontos mais escuros que os demais (azuis), relacionados a solos expostos. Entretanto, o NRVI destacou *pixels* relacionados a diferenças na vegetação que o NDVI não diferenciou, conforme as áreas em destaque na Figura 48(b). Por meio da imagem diferença, Figura 48(c), pode ser verificada a quantidade de destaques entre as imagens, sendo que as mesmas são representadas pelas cores verde, vermelha, vermelha escura e magenta (valores de níveis digitais entre 195 e 254).

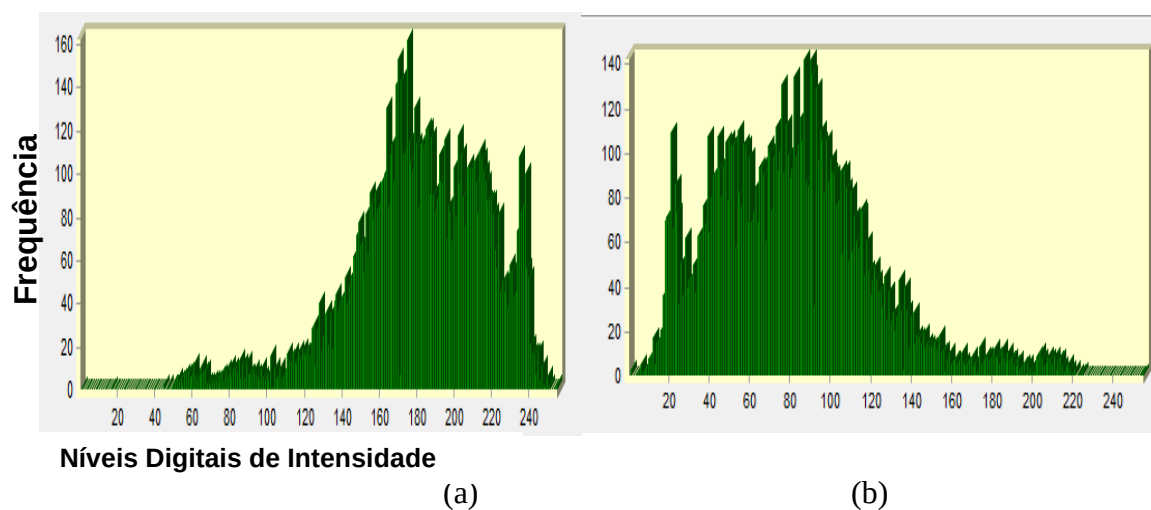


Figura 49 – Histogramas das imagens do NDVI (a) e do NRVI(c) do ano de 2004.

Para os índices NDVI e NRVI do ano de 2004, a análise do histograma permite perceber as diferenças mais facilmente que por meio de análise visual. Como foi interpretado anteriormente, houve a inversão da paleta de cores utilizada pelos índices para a discriminação dos alvos, o que pode ser confirmado nos histogramas da Figura 49. Além disso, por meio dos histogramas verifica-se que o índice NRVI apresenta imagens com maior contraste que aquelas do índice NDVI. Desse modo, por meio do histograma verifica-se que o índice NRVI apresenta melhor desempenho que o NDVI.

Os resultados dos índices NDVI e CTVI para o ano de 2004 são apresentados na Figura 50.

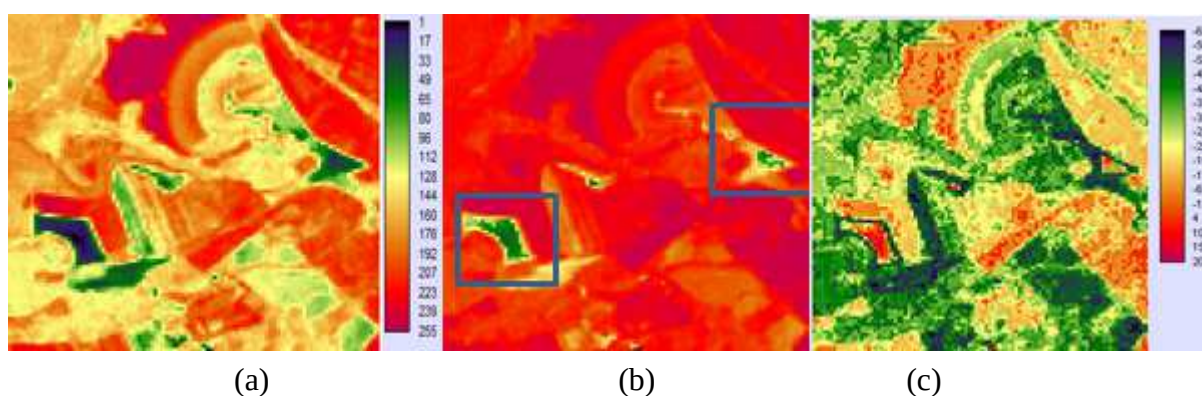


Figura 50 – Imagens do NDVI (a), CTVI (b) e imagem diferença do ano de 2004.

Conforme mencionado na Seção 2.4, o CTVI é um índice que superestima a presença da vegetação. Da mesma maneira que os resultados para o ano de 2001 comprovaram esse aspecto, o mesmo aconteceu para o ano de 2004. As áreas da imagem que apresentaram cores diferentes do vermelho e do magenta, Figura 50(b), apresentaram cor verde, indicando presença de solo exposto. Assim, o NDVI apresentou melhores resultados para a diferenciação da vegetação (culturas agrícolas, vegetação natural, campos) e para detecção de solos expostos ou com pouca cobertura vegetal do que o CTVI.

Os histogramas das imagens dos índices NDVI e CTVI, para o ano de 2004, são apresentados na Figura 51.

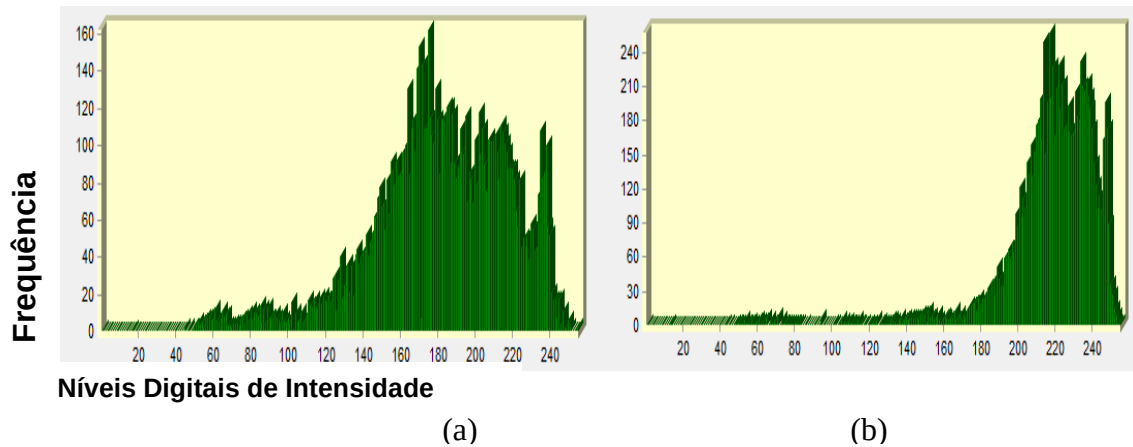


Figura 51– Histogramas das imagens do NDVI (a) e CTVI (b) de 2004.

A análise do histograma permite perceber que existe maior distribuição dos índices de ocorrências do NDVI, Figura 51(a), em relação aos índices do CTVI. Logo, as imagens do NDVI apresentam maior contraste que o CTVI, o que implica que o NDVI apresenta melhor desempenho que o CTVI.

As Figuras 52(a) e 52(b) apresentam as imagens dos índices NDVI e SAVI para o ano de 2004.

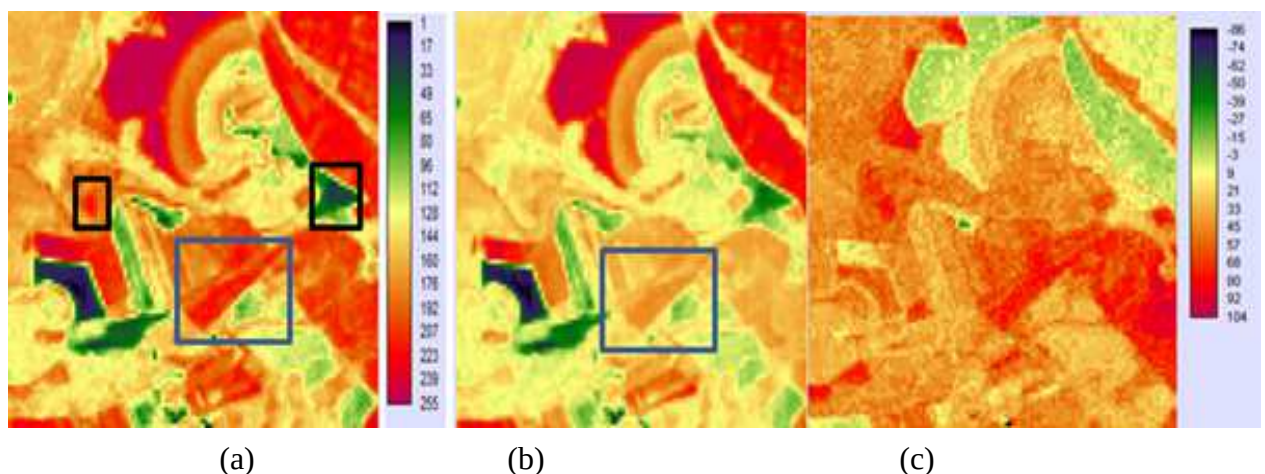


Figura 52 – Imagens do NDVI (a), SAVI (b) e a imagem diferença (c) do ano de 2004

O NDVI, Figura 52(a), apresentou melhor desempenho na discriminação da cultura agrícola (área centro-superior), vegetação natural (retângulos central e esquerdo) e solo descoberto (retângulo direito). O SAVI destacou adequadamente a área com vegetação natural, solo e cultura agrícola e não distinguiu a área destacada pelo retângulo esquerdo que aparece na Figura 52(a) em destaque.

Para as imagens dos índices NDVI e SAVI do ano de 2004, têm-se, respectivamente, os histogramas apresentados na Figura 53.

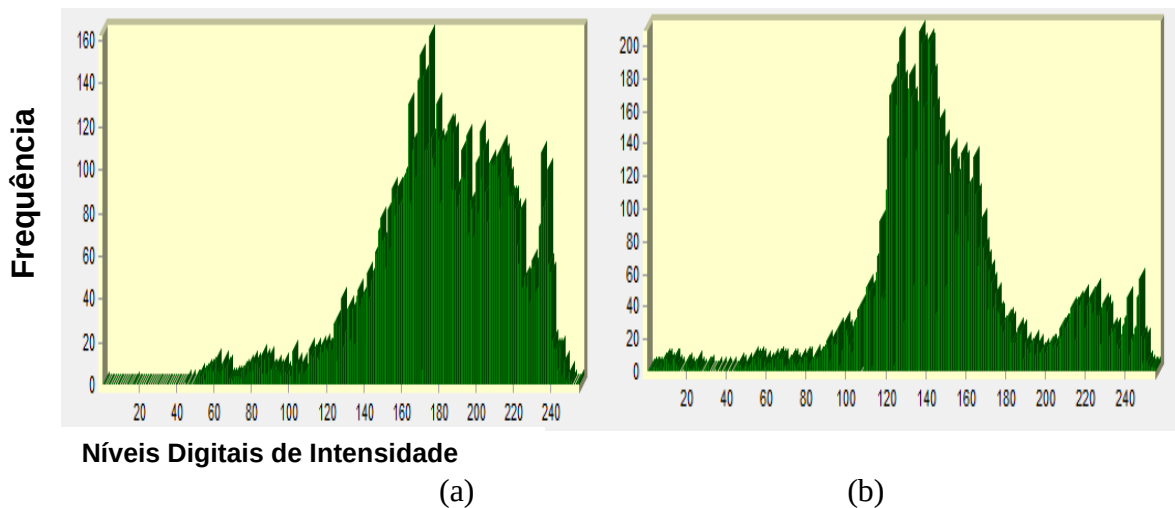


Figura 53 – Histogramas das imagens do NDVI (a) e SAVI (b) do ano de 2004.

Analisando o eixo vertical da Figura 53(a), o valor numérico chega a 200, enquanto o máximo do histograma do NDVI chega a 160. Além disso, os valores do SAVI concentram-se no intervalo de 120 a 170, enquanto no NDVI a maioria das colunas apresenta nível digital entre 160 e 220. Desse modo, a imagem do NDVI apresenta menos brilho que a imagem do SAVI. Comparando o resultado do SAVI com o CTVI, Figura 53(c), o desempenho do primeiro pode ser considerado melhor devido ao contraste superior do SAVI, resultando em melhor discriminação dos alvos.

A Figura 54 apresenta as imagens dos índices NDVI e MSAVI2 para o ano de 2004.

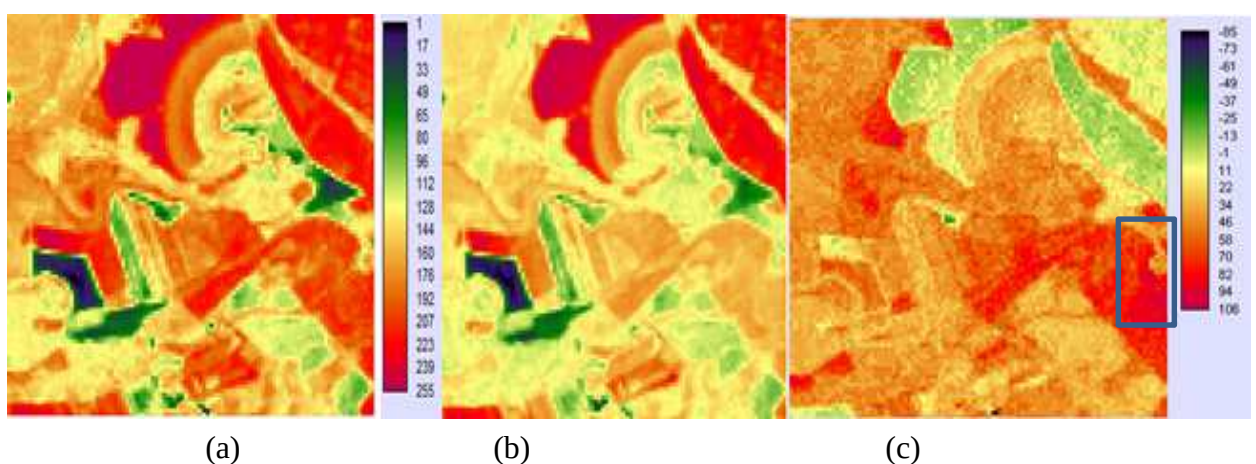


Figura 54 – Imagens do NDVI (a), MSAVI2 (b) e imagem diferença do ano de 2004

Por meio de análise visual, a discriminação realizada pelo MSAVI2 foi similar ao SAVI, apresentado anteriormente na Figura 53b. Entretanto, analisando os níveis digitais da imagem via histograma, constata-se que a imagem do MSAVI2, Figura

54(b), visualmente é mais clara que a imagem do SAVI (Figura 53(b)). O retângulo azul na Figura 54(c) demonstra que houve diferença na discriminação da vegetação entre os dois índices de vegetação aplicados, sendo que o NDVI apresentou maior contraste para essa área que o MSAVI2.

Dos histogramas das imagens do NDVI e do MSAVI2 apresentados na Figura 55, verifica-se que visualmente, o índice NDVI apresentou desempenho melhor que o MSAVI2 e o SAVI.

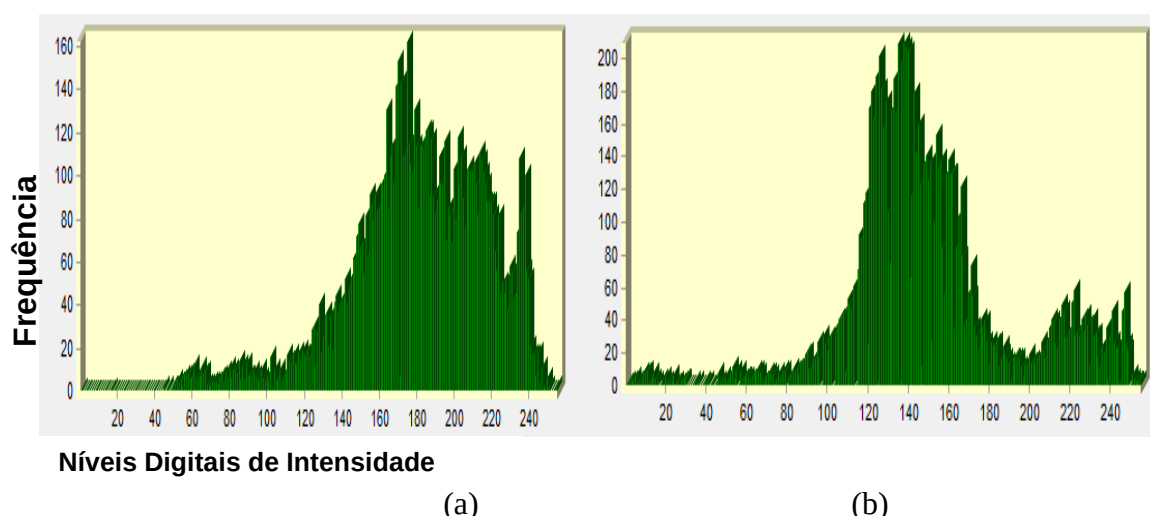


Figura 55 – Histogramas das imagens do NDVI (a) e MSAVI2 (b) do ano de 2004

Entretanto, para o ano de 2004 pode-se concluir que mediante análise dos histogramas, o NDVI apresentou menos contraste que os outros dois índices.

A Figura 56(b) apresenta as imagens de resultado da aplicação do NDVI e do AVI para o ano de 2004. Primeiramente, nota-se que a imagem do índice AVI apresenta mais brilho que a imagem do NDVI.

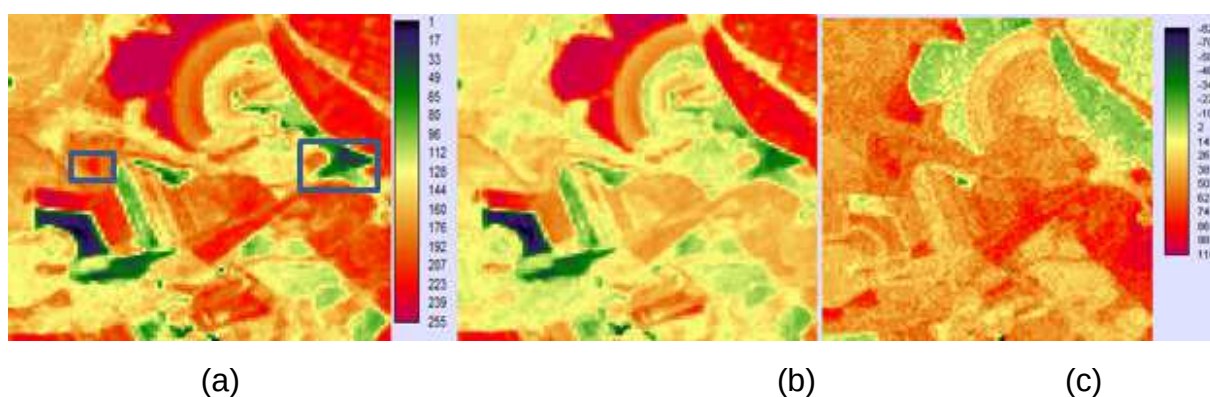


Figura 56 – Imagens do NDVI (a), AVI (b) e imagem diferença (c) do ano de 2004.

Em relação à discriminação dos alvos, as áreas em destaque na Figura 56(b) apontam áreas que o NDVI diferenciou das demais, enquanto o mesmo não ocorre na Figura 56(a). Além dessas diferenças, comparando as duas imagens percebe-se

que enquanto existem áreas com a tonalidade vermelha (valores de níveis digitais maiores de 223) no NDVI, o AVI as classifica com tonalidades próximas ao marrom (valores entre 176 e 207). Portanto, conclui-se que o AVI, de certo modo, subestimou áreas com tipos de vegetação diferentes.

Os histogramas das imagens do NDVI e do AVI para o ano de 2004 são apresentados na Figura 57.

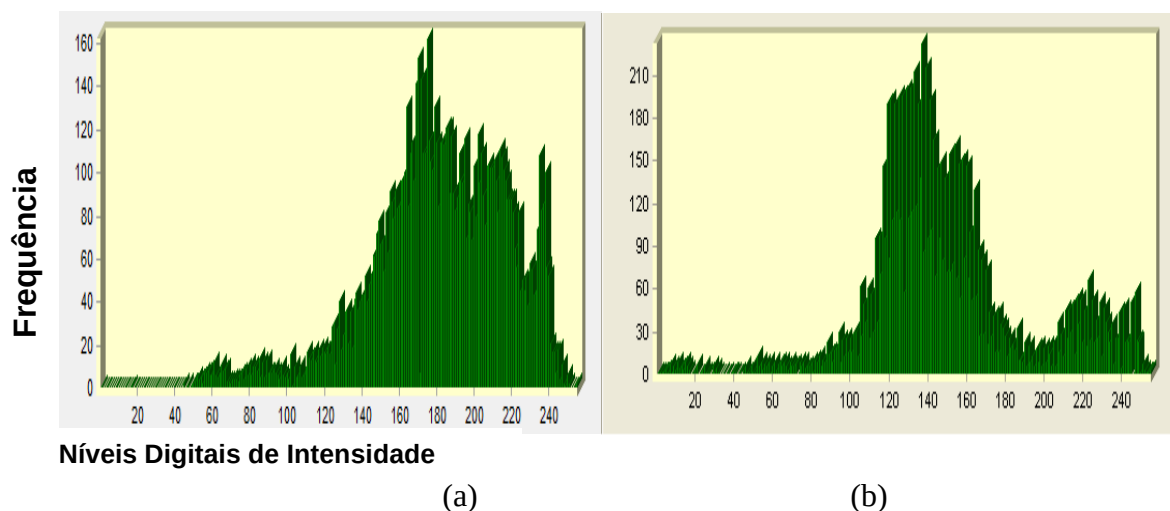


Figura 57 - Histograma das imagens do NDVI (a) e AVI (b) do ano de 2004

O histograma da imagem do AVI é similar ao do MSAVI2, de modo que o maior contraste também ocorre para o NDVI em relação ao AVI.

A Figura 58 exibe as imagens dos índices NDVI e TTVI para o ano de 2004.

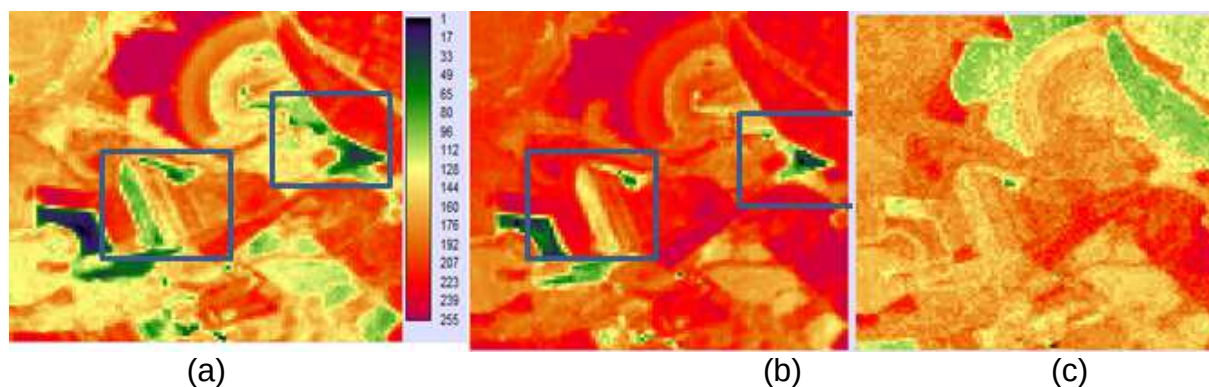


Figura 58 – Resultados do NDVI, TTVI e a imagem diferença para o ano de 2004.

Ao analisar as imagens resultados dos índices NDVI e TTVI para o ano de 2004, é possível afirmar que os dois apresentaram semelhanças na discriminação de solos expostos. Por outro lado, por meio da Figura 58(b) e considerando o resultado do TTVI para o ano de 2001 (Figura 54(b)), novamente o índice superestima a vegetação presente.

Os histogramas das imagens dos índices NDVI e TTVI para o ano de 2004 são apresentados na Figura 59.

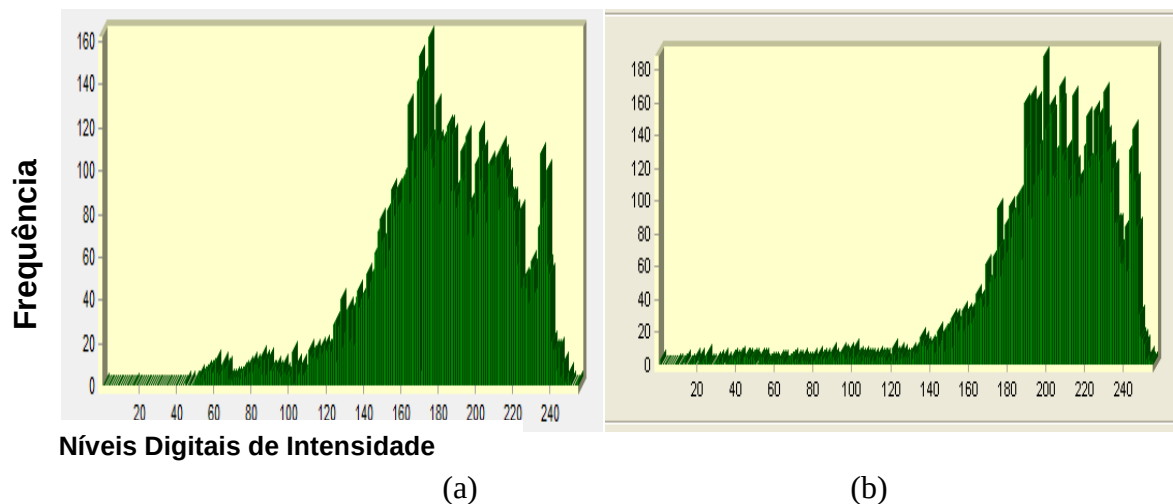


Figura 59 - Histograma das imagens do NDVI (a) e TTVI (b) do ano de 2004

O histograma do NDVI, Figura 59(a), apresenta melhor distribuição dos valores do que o histograma do TTVI. Novamente, o NDVI apresenta maior contraste que o TTVI, assim tendo desempenho melhor na discriminação de alvos.

A Figura 60 apresenta as imagens dos índices NDVI e NRVI para os resultados do ano de 2009. A composição colorida R5G4B3 está na Figura 28.

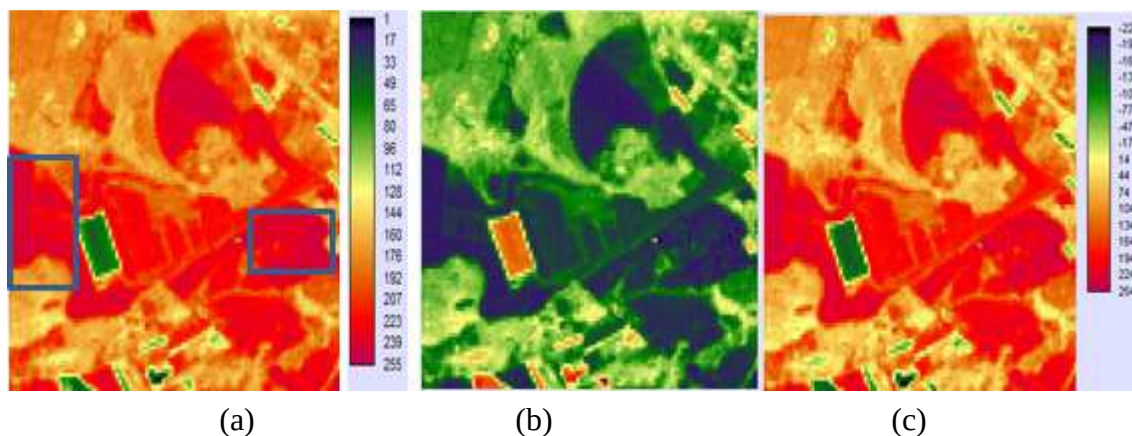


Figura 60 – Imagens do NDVI (a), NRVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009

Novamente, repete-se a questão da paleta de cores invertida, ou seja, enquanto o NDVI utiliza a cor magenta para vegetação bem desenvolvida, o NRVI utiliza a cor azul. Os resultados do ano de 2009 foram os melhores para a comparação dos dois índices, porque permitiram a visualização de mais diferenças entre os índices.

Em destaque na Figura 60a (retângulos azuis) estão áreas em que o NDVI obteve melhor desempenho em relação ao NRVI na discriminação de diferenças. Enquanto o NRVI atribui apenas a cor azul para essas áreas, enquanto o NDVI destacou as mudanças mudando da cor vermelha para o magenta ou vermelho escuro.

Os histogramas das imagens dos índices NDVI e NRVI para o ano de 2009 são apresentados, respectivamente, na Figura 61(a) e Figura 61(b).

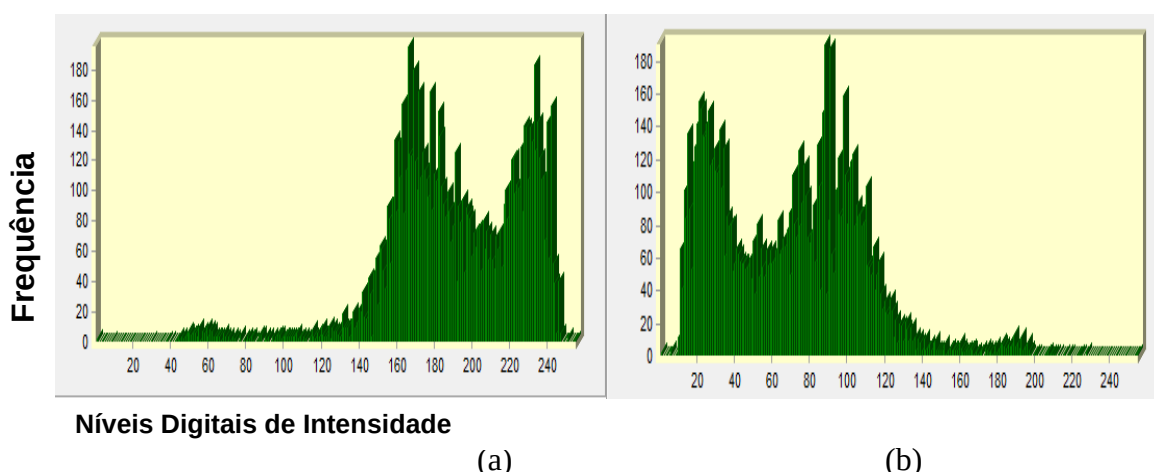


Figura 61 - Histograma das imagens do NDVI (a) e NRVI (b) do ano de 2009

Como foi mencionado na análise dos dois anos anteriores, houve a inversão da paleta de cores utilizada pelos índices para a discriminação dos alvos, o que pode ser confirmado nos histogramas da Figura 61. Além disso, por meio dos histogramas também é possível verificar que o NRVI apresenta maior contraste que o NDVI.

Portanto, mediante análise do histograma tem-se que o NRVI apresenta melhor desempenho que o NDVI. Vale ressaltar, que apesar da diferença de contraste percebida no histograma, por meio de interpretação visual, o desempenho do NDVI foi superior na discriminação dos alvos, principalmente em relação às diferenças de estágios fenológicos da vegetação.

Ao se analisar os índices NDVI e CTVI, cujas imagens são apresentadas nas Figuras 62(a) e 62(b), respectivamente, verifica-se que o CTVI é o índice de vegetação que mais superestima a vegetação.

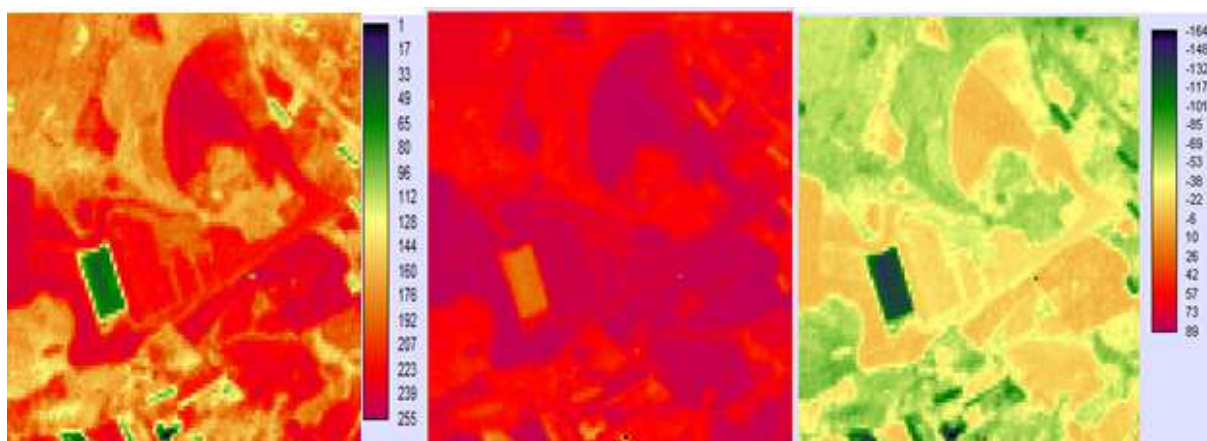


Figura 62 – Imagens do NDVI (a), CTVI (b) e a imagem diferença para o ano de 2009

. Analisando a quantidade de cores utilizadas para a discriminação dos alvos da imagem, é possível perceber que enquanto o CTVI apresenta praticamente três tonalidades, o NDVI, Figura 62(a) utiliza mais de cinco cores distintas. A imagem diferença, Figura 62(c), exibe a maioria dos pixels com tonalidades de verde, indicando que houve diferenças significativas entre os níveis digitais dos índices. Já as áreas com tons próximos ao marrom claro indicam as semelhanças entre os realces dos índices. Ainda, o melhor desempenho do NDVI em relação ao CTVI, principalmente na detecção de solos expostos e de diferenças nos ciclos fenológicos da vegetação.

Os histogramas das imagens do ano de 2009 dos índices NDVI e NRVI são exibidos na Figura 63 (a) e 63 (b).

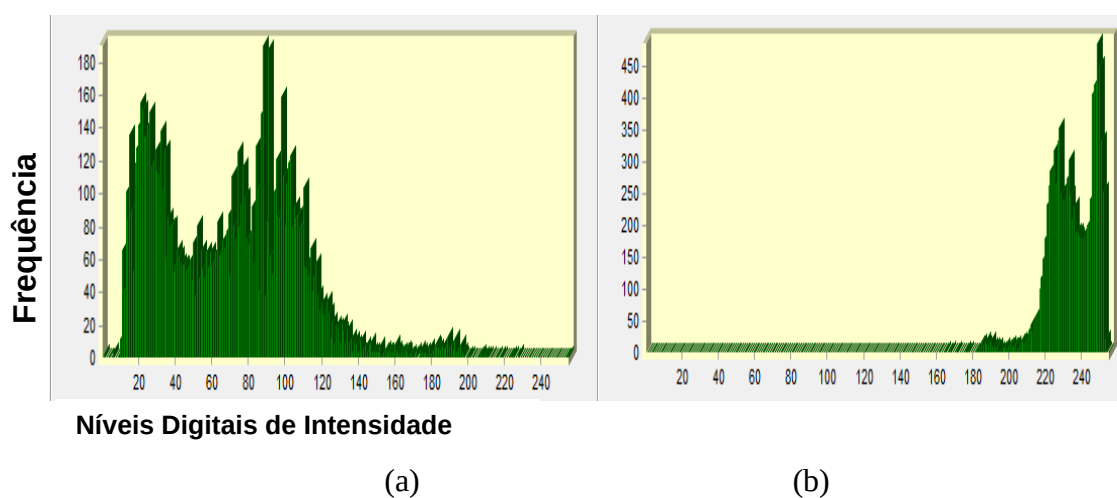


Figura 63 – Histogramas das imagens dos índices NDVI (a) e CTVI (b) para o ano de 2009.

Ao analisar os histogramas do ano de 2009, é possível afirmar que foram os que mais apresentaram discrepâncias entre os índices. O eixo vertical do histograma do CTVI (Figura 63(b)) apresenta o valor máximo de 450. Adicionalmente, existem grandes quantidades de pixels com valores na estreita faixa de 220 a 255. Consequentemente, a imagem do CTVI apresenta alto brilho e baixo contraste. A concentração significativa dos pixels e os altos valores do eixo vertical confirmam a superestima da vegetação pelo índice CTVI. Dessa maneira, devido à melhor distribuição dos valores dos pixels do NDVI, tem-se alto contraste para este índice, o que lhe garante desempenho superior ao índice CTVI no período dos três anos estudados.

As imagens do NDVI e do SAVI do ano de 2009 são apresentadas nas Figuras 64(a) e 64(b), respectivamente. A Figura 63(c) apresenta a imagem diferença entre os mesmos índices.

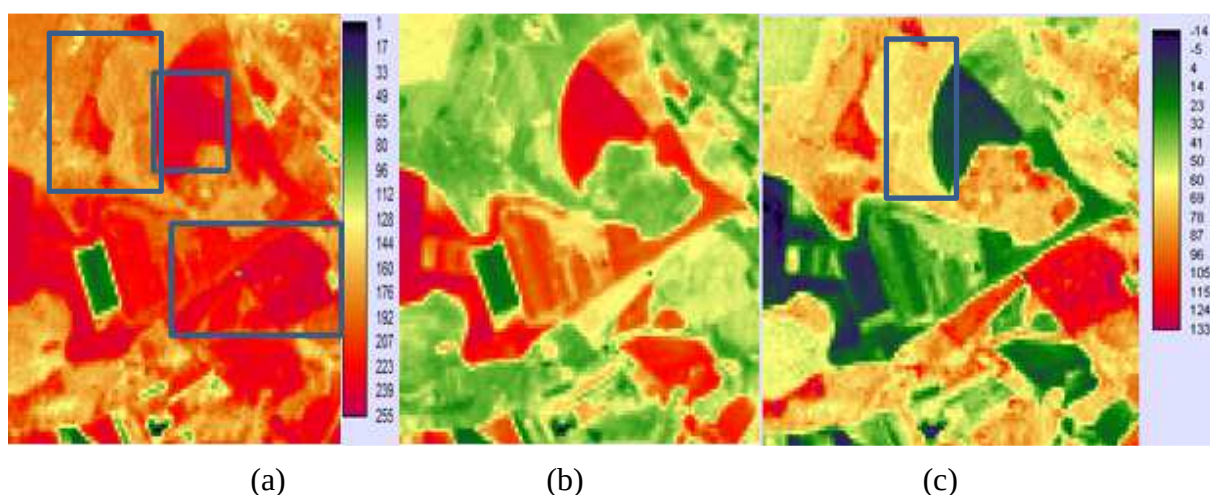


Figura 64 – Imagens do NDVI (a), SAVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.

Enquanto os resultados para os anos de 2001 e 2004 para os índices NDVI e SAVI foram semelhantes, para o ano de 2009 ocorreram diferenças. As áreas em destaque na Figura 64(a) são de vegetação natural, destacadas dessa forma apenas pelo NDVI. Por outro lado, a discriminação da área de vegetação natural com tons de verde pelo SAVI foi melhor se comparada à do NDVI. Ao analisar a composição colorida de 2009 (Figura 28), apresentada anteriormente, percebe-se que os tons de verde podem corresponder a área era de solo com pouca cobertura vegetal. Portanto, devido a esse realce, o SAVI apresentou melhor desempenho que o índice NDVI.

Entretanto, a imagem diferença apresentada na Figura 64(c) destaca diversas semelhanças entre os realces dos índices, sendo que as mais significativas são de tons de verde, azul e magenta. A região em destaque (retângulo azul) nessa figura indica diferença de vegetação que não foi realçada pelo SAVI, apenas pelo NDVI.

Os histogramas das imagens dos índices NDVI e SAVI para o ano de 2009 são apresentados respectivamente na Figura 65 (a) e (b).

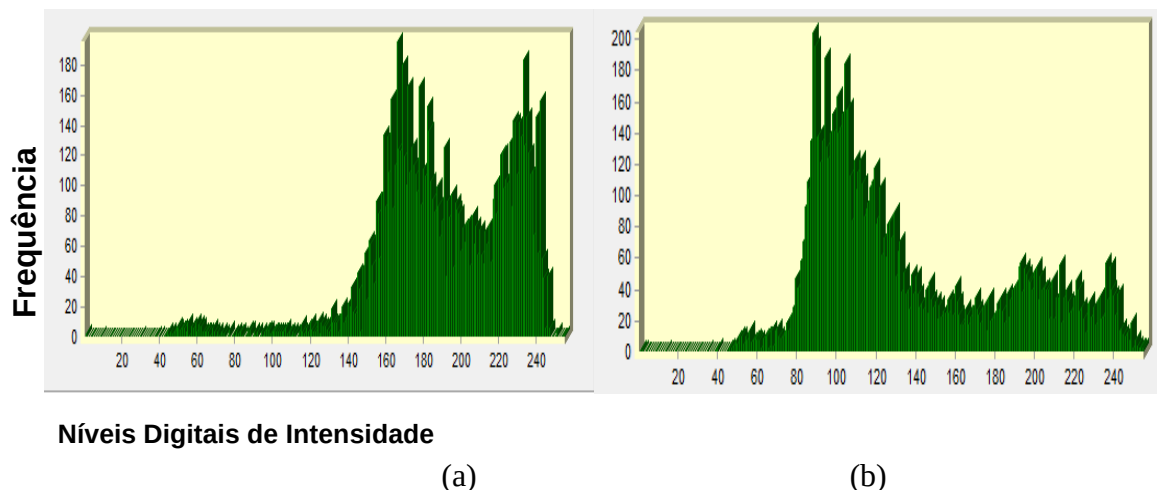


Figura 65 – Histogramas das imagens do NDVI (a) e SAVI (b) para 2009.

Conforme o resultado da análise visual, o índice SAVI apresentou melhor desempenho que o NDVI, para o ano de 2009. A análise do histograma confirma que o NDVI apresenta menos contraste que o SAVI. Em relação às faixas de concentrações dos níveis digitais da imagem, o NDVI apresentou mais brilho que o SAVI.

As imagens dos índices NDVI e MSAVI2 para o ano de 2009 são apresentadas na Figura 66(a) e (b), respectivamente. A imagem diferença é exibida na Figura 66(c).

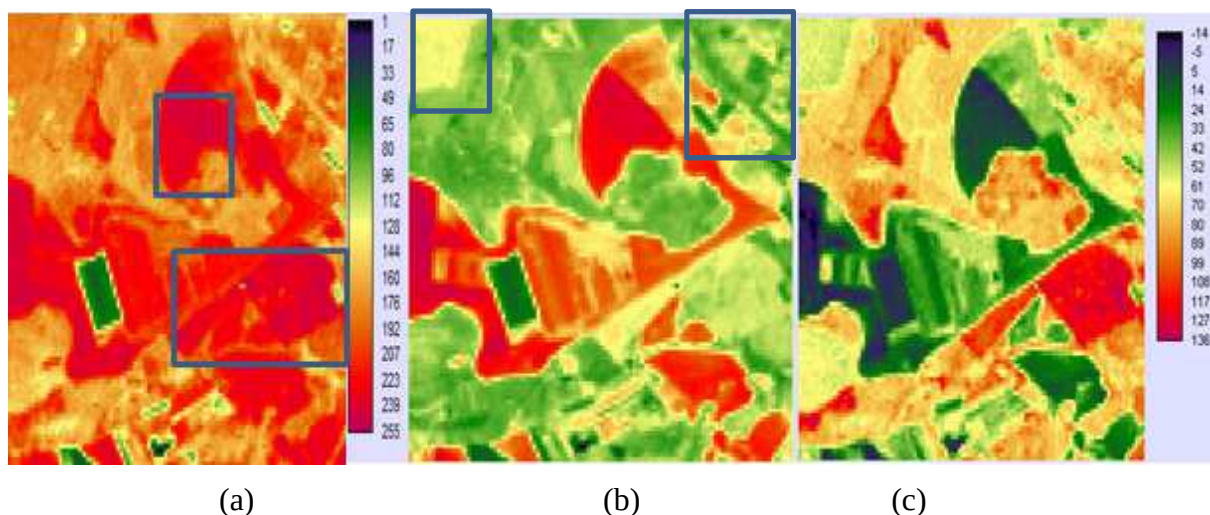


Figura 66 - Imagens do NDVI (a), MSAVI2 (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.

Do mesmo modo que o índice SAVI não discriminou a diferença da vegetação, destacada pelo retângulo azul na Figura 64(c), o mesmo ocorreu para o índice MSAVI2. Os retângulos azuis na Figura 66(a) destacam diferenças das discriminações entre os dois índices, sendo que o NDVI foi mais sensível que o MSAVI2 na discriminação desse alvo. Já os retângulos azuis na Figura 66(b) destacam regiões em que o MSAVI2 apresentou diferenças que não podem ser notadas pelas tonalidades de marrom utilizadas pelo NDVI (Figura 66(b)). Portanto, pelas diferenças apresentadas pelos índices, é possível concluir que o desempenho dos mesmos foi equivalente nessa avaliação. A imagem diferença (Figura 66(c)) permite avaliar, pelos valores apresentados na paleta, que houve desigualdades das cores utilizadas na discriminação, sendo que podem ser observados valores negativos no início da paleta de cores da figura.

Os histogramas das imagens do NDVI e do MSAVI2 para o ano de 2009 são mostrados na Figura 67 (a) e(b).

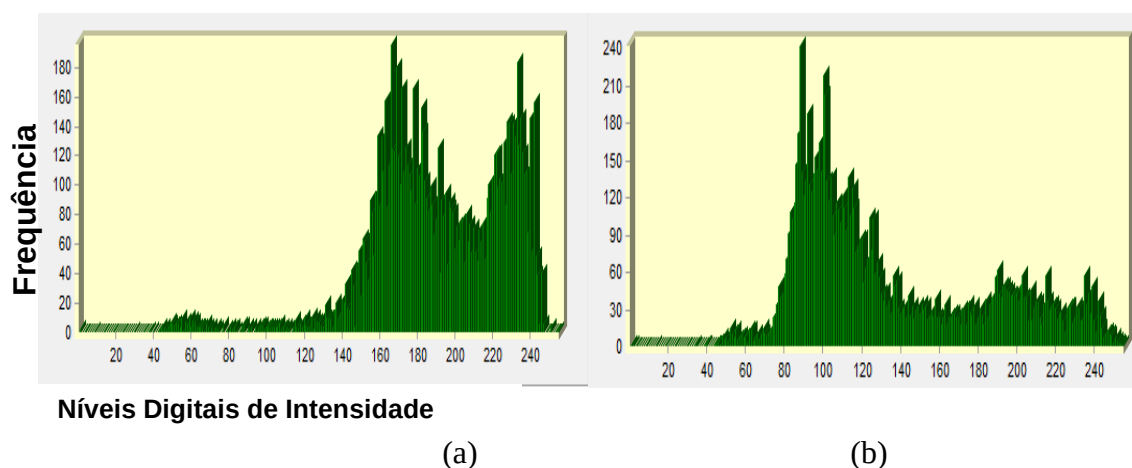


Figura 67 – Histogramas das imagens do NDVI (a) e MSAVI2 (b) para 2009.

A partir da análise dos histogramas da Figura 67, é possível verificar que o índice MSAVI2 apresentou melhor distribuição dos níveis digitais ao longo do eixo horizontal. Portanto, a imagem relacionada ao histograma da Figura 67b apresenta menor brilho e maior contraste que a imagem do histograma da Figura 67 a.

As imagens dos índices NDVI e AVI para o ano de 2009 são exibidas, respectivamente, nas Figuras 68 (a) e (b).

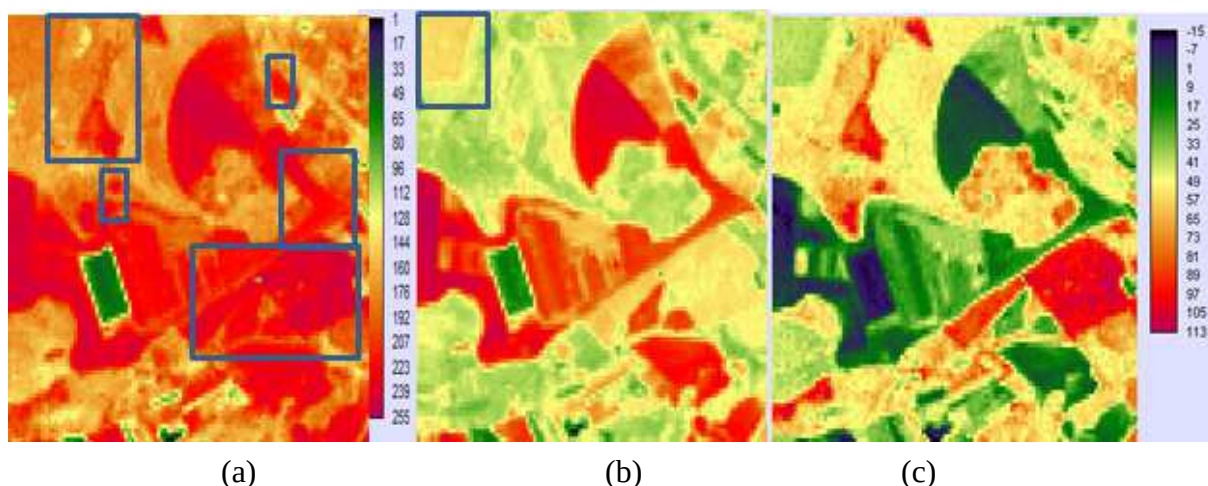


Figura 68 – Imagens do NDVI (a), AVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.

Ao analisar as imagens dos índices NDVI e AVI para o ano de 2009 é possível verificar que ambos utilizaram diversas tonalidades de cores diferentes, como verde, azul, vermelho, marrom e o magenta. Os retângulos azuis destacam, na Figura 68(a), áreas em que a discriminação do NDVI foi superior a do AVI. Entretanto, assim como ocorreu com o SAVI e o MSAVI2, existe uma área no canto superior esquerdo em que o NDVI não destacou a diferença de vigor da cobertura vegetal, apenas percebido pelos outros três índices.

A Figura 68(c) apresenta a imagem diferença resultante da subtração dos valores digitais do índice NDVI com o AVI. As tonalidades próximas do marrom e do amarelo apresentam regiões que foram realçadas de modo semelhante para os dois índices. Já as áreas com cores verde, azul, vermelha e magenta apresentam diferenças significativas, como pode ser visto na paleta de cores da Figura 68 (c).

Os histogramas para as imagens do NDVI e do AVI são mostrados na Figura 69 .

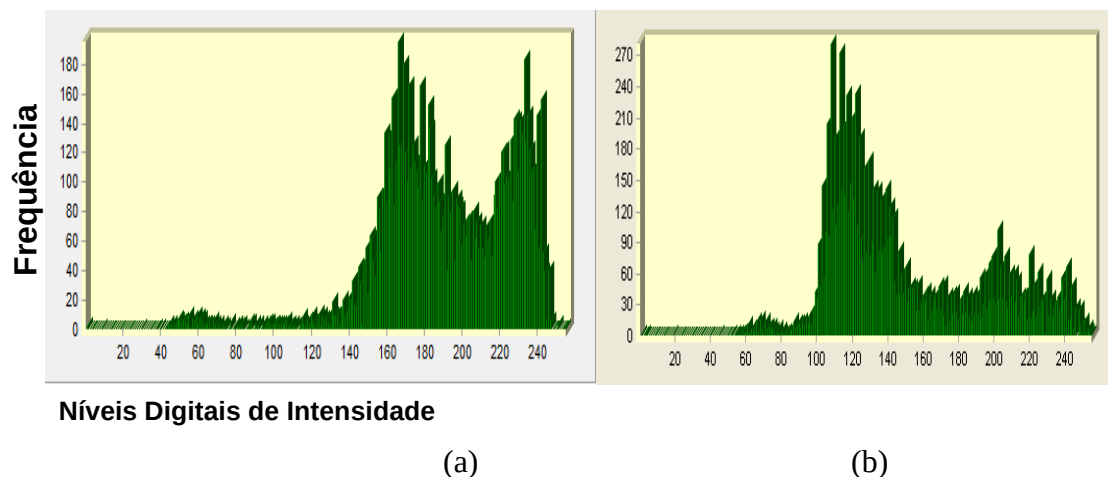


Figura 69 – Histogramas das imagens do NDVI (a) e AVI (b) para 2009.

Mediante análise dos histogramas dos índices NDVI e AVI para o ano de 2009, percebe-se o histograma apresentado na Figura 69(b) possui o valor de 270 para o máximo do eixo vertical, enquanto o histograma da Figura 69(a) tem valor máximo de 180. Sendo assim, apesar da distribuição, existe maior concentração dos pixels do que no histograma do NDVI (Figura 69(a)).

As imagens dos índices NDVI e TTVI para o ano de 2009 são exibidas na Figura 70.

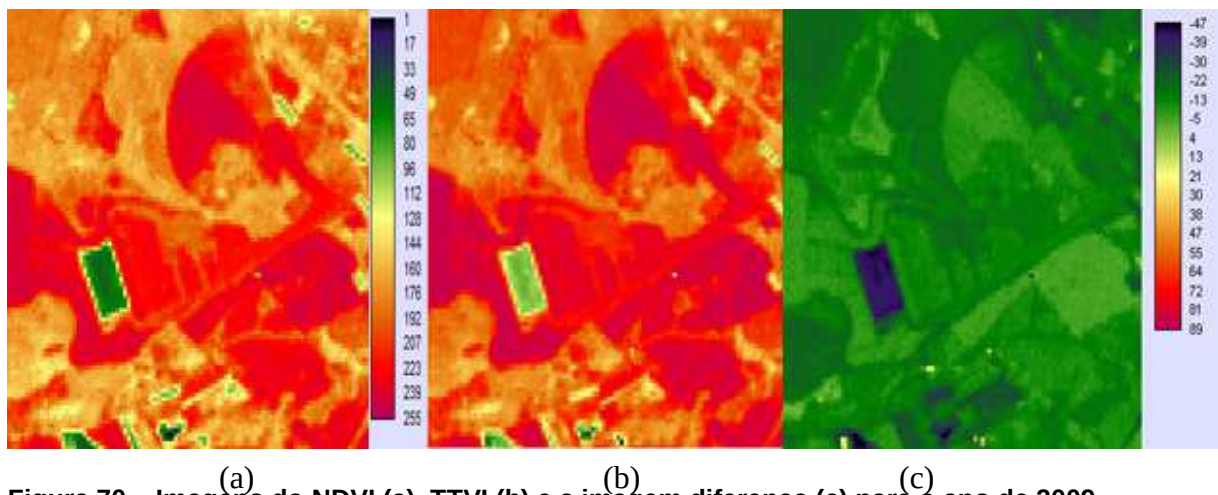


Figura 70 – Imagens do NDVI (a), TTVI (b) e a imagem diferença (c) para o ano de 2009.

Por meio de análise visual das Figuras 70a e Figura 70b, verifica-se que as tonalidades predominantes em ambas são as mesmas. Isso pode ser visualizado na imagem diferença (Figura 70c), sendo que as tonalidades dominantes nessa figura são o verde e o azul, em algumas áreas. Entretanto, pela paleta de cores da imagem diferença percebe-se que alguns dos valores da paleta são negativos, assim, os valores do NDVI são maiores que o TTVI. Desse modo, apesar de o TTVI

superestimar a vegetação em determinados casos, o desempenho dos dois índices foi equivalente para o ano de 2009.

Os histogramas para o NDVI e o TTVI são mostrados na Figura 71.

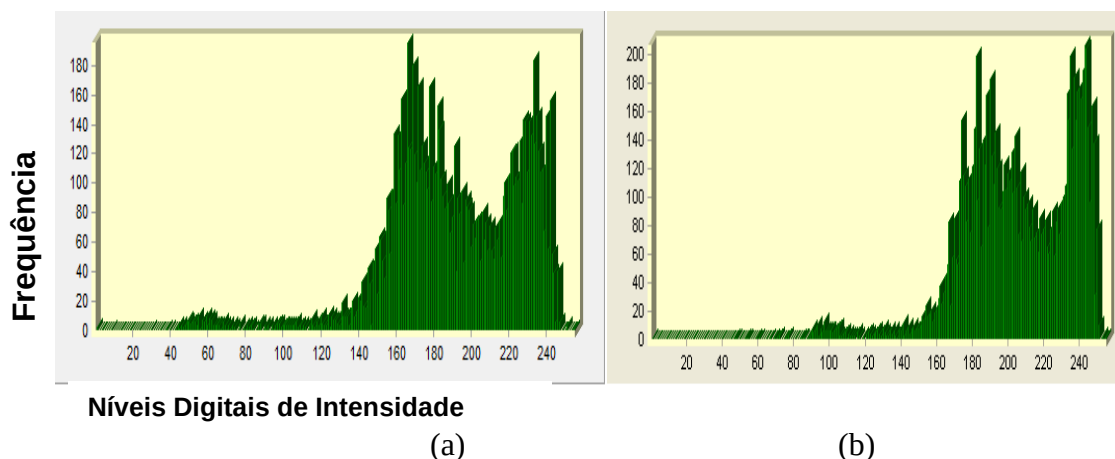


Figura 71 – Histogramas das imagens do NDVI (a) e TTVI (b) para 2009.

A equivalência entre o desempenho do NDVI e do TTVI para o ano de 2009 pode ser verificado também nesses histogramas, Figura 71(a) e (b), apesar de o TTVI apresentar valor máximo ligeiramente superior que o NDVI.

Além das análises realizadas utilizando interpretação visual e histograma, foram realizadas análises estatísticas e calculados os valores para o IQI.

A Tabela 8 apresenta os valores da média, desvio padrão e variância entre os índices para as imagens do ano de 2001.

Tabela 8 – Valores estatísticos dos índices para o ano de 2001.

Índice	Média	Variância	Desvio padrão
NDVI	106	501	22,383
NRVI	137	530	23,021
CTVI	109	360	19,364
SAVI	107	442	21,023
MSAVI2	106	497	22,293
AVI	41	298	16,401
TTVI	111	372	19,287

A partir da análise e comparação entre os histogramas das imagens do índice, constatou-se que o índice que apresentou maior contraste e poder de discriminação de alvos diferentes foi o NRVI. Conforme a Tabela 8, é possível

verificar que as medidas estatísticas apresentadas por esse índice são maiores em comparação a todas as outras.

Os índices CTVI e TTVI apresentaram valores próximos, desse modo confirmando sua semelhança devido à superestima da vegetação causada por ambos.

Conforme análise visual, os índices SAVI e MSAVI2 apresentaram semelhanças significativas. Entretanto, por meio do histograma e das medidas estatísticas apresentadas na Tabela 8, pode-se concluir que existem diferenças entre o desempenho dos mesmos. De acordo com a análise dos histogramas, concluiu-se que o SAVI apresentou desempenho melhor.

As Tabelas 9 e 10 apresentam os valores da média, desvio padrão e variância entre os índices para as imagens do ano de 2004 e 2009, respectivamente.

Tabela 9 - Valores estatísticos dos índices para o ano de 2004.

Índice	Média	Variância	Desvio padrão
NDVI	105	497	22,293
NRVI	139	518	22,759
CTVI	109	360	18,973
SAVI	108	561	23,685
AVI	40	269	17,262
MSAVI2	114	466	21,587
TTVI	112	367	19,157

Novamente o NRVI é o índice que apresentou os maiores valores das medidas estatísticas da Tabela 9. Os valores dos três anos do NDVI foram mais baixos que todos os outros, com exceção do AVI.

Do mesmo modo que a análise dos histogramas constatou que o TTVI apresentou melhor desempenho que o CTVI, suas médias, desvios padrão e variâncias foram superiores ao CTVI.

Tabela 10 - Valores estatísticos dos índices para o ano de 2009.

Índice	Média	Variância	Desvio padrão
NDVI	91	428	20,688
NRVI	132	606	24,617
CTVI	109	346	18,601
SAVI	108	406	20,149

MSAVI2	101	488	22,097
AVI	41	298	17,262
TTVI	111	370	19,235

O AVI foi o índice que apresentou os menores valores estatísticos, desse modo confirmando que suas imagens apresentam alto brilho e pouco contraste.

O SAVI apresentou valores estatísticos superiores ao MSAVI2, exceto em 2004. Conforme análise realizada anteriormente, verificou-se que o desempenho do primeiro foi superior em relação ao segundo.

Após serem exibidos os valores das medidas estatísticas resultantes da comparação entre os índices estudados, a Tabela 11 mostra os valores do Índice de Qualidade Universal da Imagem (IQI). Os índices de vegetação foram comparados com o NDVI, conforme explicado anteriormente. A última coluna (RMSE) exibe o valor do erro médio quadrático calculado mediante a comparação das imagens artificiais dos índices.

Tabela 11- Valores do IQI entre os índices para o ano de 2001.

Índices	Correlação	Diferença (%)	Distorção de Luminosidade	Diferença (%)	Distorção de Contraste	Diferença (%)	RMSE
NDVI e NRVI	0,698	30,111%	0,967	0,033%	0.998	0,015%	0,001
NDVI e CTVI	0,141	85,838%	0,998	0,010%	0.956	0,043%	32.985
NDVI e SAVI	0,133	86,607%	0,999	0,013%	0.992	0,007%	25.884
NDVI e MSAVI2	0,088	91,162%	0,999	0,001%	0.999	0,003%	27.199
NDVI e AVI	0,206	79,361%	0,998	0,016%	0.998	0,001%	25.675
NDVI e TTVI	0,141	85,838%	0,998	0,010%	0.956	0,043	11.740

Mediante análise da Tabela 11, em relação à diferença de correlação entre os índices (segunda coluna da tabela), a diferença menos significativa foi a entre o NDVI e o NRVI, que foi apenas de 30%. A correlação mais alta foi entre os índices NDVI e MSAVI2. Os valores relacionados à distorção de luminosidade e contraste permitem concluir que as diferenças foram mínimas. Todavia, o menor erro médio quadrático foi o resultado da comparação entre o NDVI e o NRVI e o maior, entre o NDVI e o CTVI.

A Tabela 12 apresenta os resultados do IQI e erro médio quadrático para o ano de 2004.

Tabela 12 - Valores do IQI entre os índices para o ano de 2004.

Índices	Correlação	Diferença (%)	Distorção de Luminosidade	Diferença (%)	Distorção de Contraste	Diferença (%)	RMSE
NDVI e NRVI	0,178	82,141%	0,962	0,0373%	0,999	0,008%	0,001
NDVI e CTVI	0,1387	86,124%	0,999	0,006%	0,950	0,049%	32.026
NDVI e SAVI	0,1880	81,197%	0,999	0,039%	0,992	0,007%	43.911
NDVI e MSAVI2	0,0805	91,941%	0,996	0,0039%	0,998	0,001%	45.300
NDVI e AVI	0,0892	91,08%	0,666	0,333%	0,837	0,162%	46.963
NDVI e TTVI	0,1615	83,847%	0,998	0,001%	0,956	0,043%	14.659

Ao analisar a Tabela 12 em relação à correlação entre os índices, as mais altas foram entre os índices NDVI e MSAVI2 e NDVI e AVI, ambas próximas a 91%. Em relação aos valores de distorção de luminosidade e contraste, conclui-se que as diferenças foram mínimas, sendo que a maior diferença foi entre o NDVI e o AVI. O menor erro médio quadrático foi novamente o resultado da comparação entre o NDVI e o NRVI, sendo que o maior foi o resultado entre o NDVI e o AVI.

A Tabela 13 apresenta os resultados do IQI e erro médio quadrático para o ano de 2009.

Tabela 13 – Valores do IQI entre os índices para o ano de 2009.

Índices	Perda de Correlação	Diferença (%)	Distorção de Luminosidade	Diferença (%)	Distorção de Contraste	Diferença (%)	RMSE
NDVI e NRVI	-0,001	100%	0,936	0,063%	0,942	0,057%	0,002
NDVI e CTVI	0,107	89,226%	0,984	0,015%	0,977	0,022%	48.109
NDVI e SAVI	0,164	83,553%	0,994	0,005%	0,991	0,008%	49.126
NDVI e MSAVI2	0,142	85,775%	0,985	0,014%	0,999	0,000%	65.251
NDVI e AVI	0,407	59,205%	0,754	0,245%	0,937	0,062%	51.012
NDVI e TTVI	0,122	87,746%	0,981	0,018%	0,989	0,010%	15.448

Mediante análise da Tabela 13, assim como o resultado da análise visual, conclui-se que o ano de 2009 foi o que apresentou mais diferenças entre os índices. Primeiramente, verifica-se que a correlação entre o NDVI e o NRVI foi nula, ou seja, a mais baixa entre os índices para o período de três anos. A correlação entre o NDVI e o AVI foi a mais alta para o ano de 2009 (próxima a 40%). As distorções de contraste foram semelhantes aos outros dois anos. A maior distorção de luminosidade foi para a comparação entre o NDVI e o AVI.

A comparação entre o desempenho dos índices utilizando Erro Quadrático foi realizada utilizando o software IDRISI. Esse software IDRISI apresenta funcionalidades para comparação entre imagens utilizando o método do Erro Quadrático. Desse modo, foram realizadas comparações entre as imagens do NDVI com outros seis índices (NRVI, CTVI, AVI, TTVI, SAVI e MSAVI2) para os três anos de estudo. Os resultados são apresentados a seguir.

A Figura 72 apresenta o Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o NRVI para o ano de 2001, com as imagens dos índices em destaque para auxiliar na interpretação dos resultados.

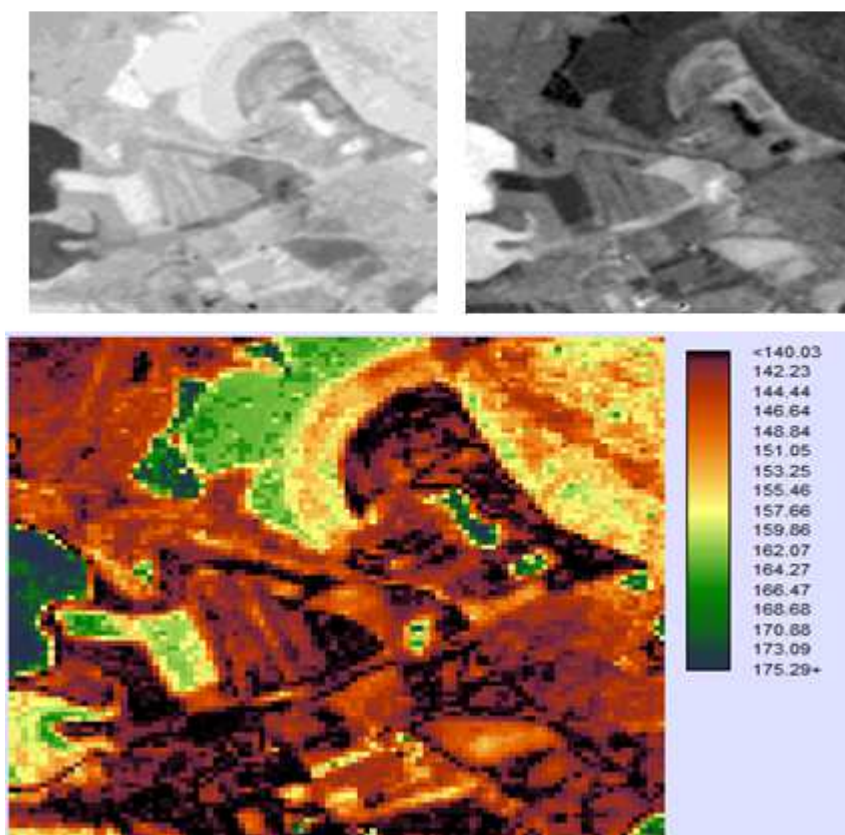


Figura 72 – Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o NRVI de 2001.

Ao analisar a imagem do Erro Quadrático com o auxílio das imagens originais em destaque, verifica-se que as semelhanças apresentam tonalidades próximas ao marrom, preto e amarelo, enquanto as diferenças são destacadas pelas tonalidades do verde e do azul. Desse modo, mediante interpretação da Figura 72 nota-se que o NDVI teve desempenho superior na discriminação de solo exposto e vegetação natural.

A Figura 73 apresenta o Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o CTVI para o ano de 2001, com as imagens dos índices em destaque para auxiliar na interpretação dos resultados.

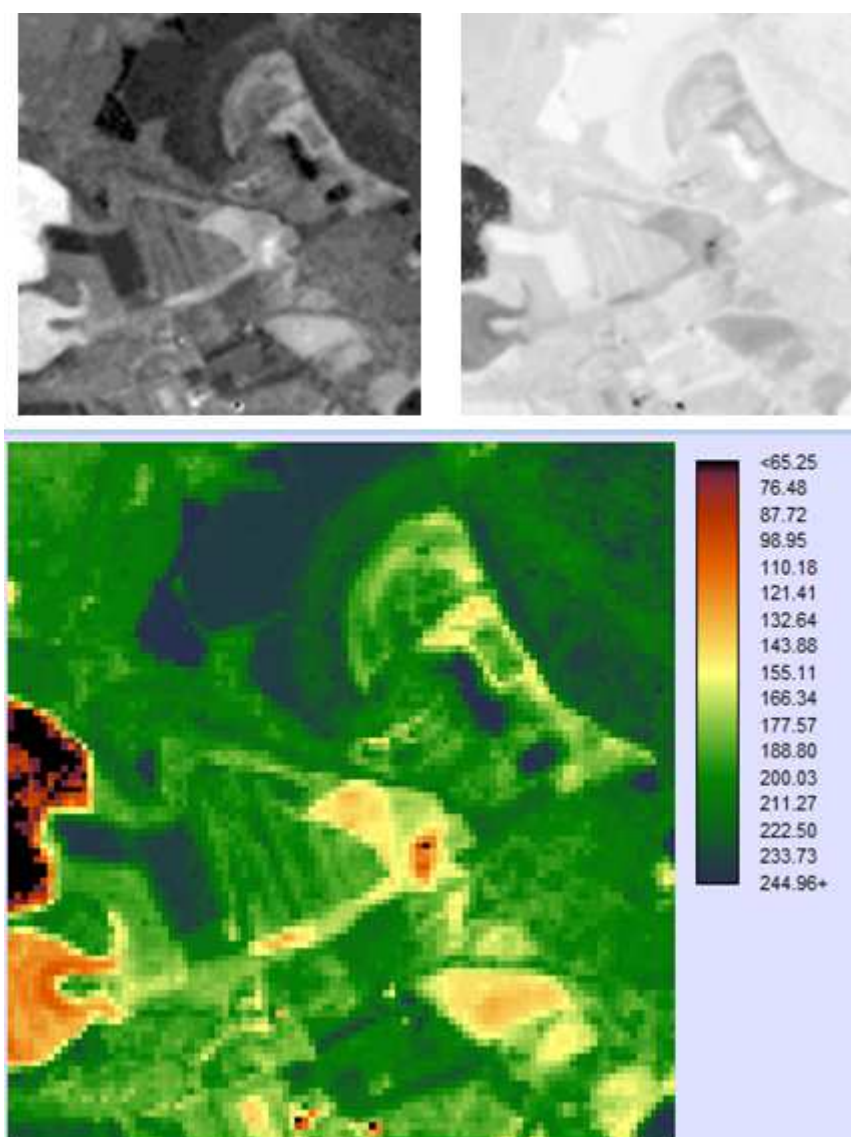


Figura 73 - Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o CTVI (b) de 2001.

Analisando a imagem do Erro Quadrático para os índices NDVI e CTVI (Figura 73), por meio das diferenças destacadas pelas cores azul e verde da figura, é possível reafirmar que o CTVI superestima a vegetação. As cores próximas ao

preto e ao marrom escuro, confirmam que para o realce do solo exposto, os dois índices tiveram desempenho equivalente. Entretanto, o CTVI é indicado apenas para destacar a presença da vegetação, já o NDVI tem bom desempenho para discriminar culturas agrícolas, vegetação natural, pastagens, entre outros tipos de e estágios da vegetação.

A Figura 74 apresenta o Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o SAVI para o ano de 2001, com as imagens dos índices em destaque para auxiliar na interpretação dos resultados.

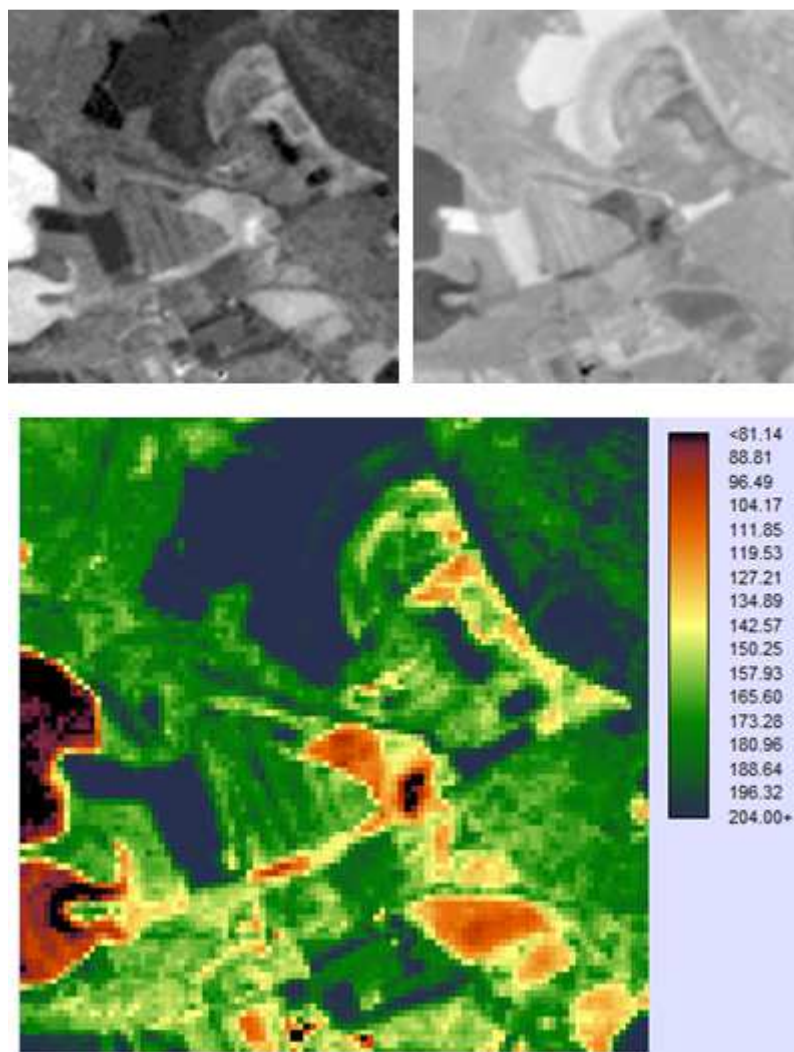


Figura 74 - Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o SAVI (b) de 2001

Ao analisar o Erro Quadrático entre o NDVI e o SAVI para o ano de 2001, verifica-se que houve semelhanças para a discriminação de solos expostos e solos com pouca cobertura vegetal. Entretanto, as diferenças entre os realces da vegetação foram significativas, sendo destacadas pela cor azul. O SAVI não

apresentou bom desempenho na diferenciação entre cultura agrícola e vegetação natural, de modo que o NDVI teve melhor desempenho.

A Figura 75 apresenta o Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o MSAVI2 para o ano de 2001, com as imagens dos índices em destaque para auxiliar na interpretação dos resultados.

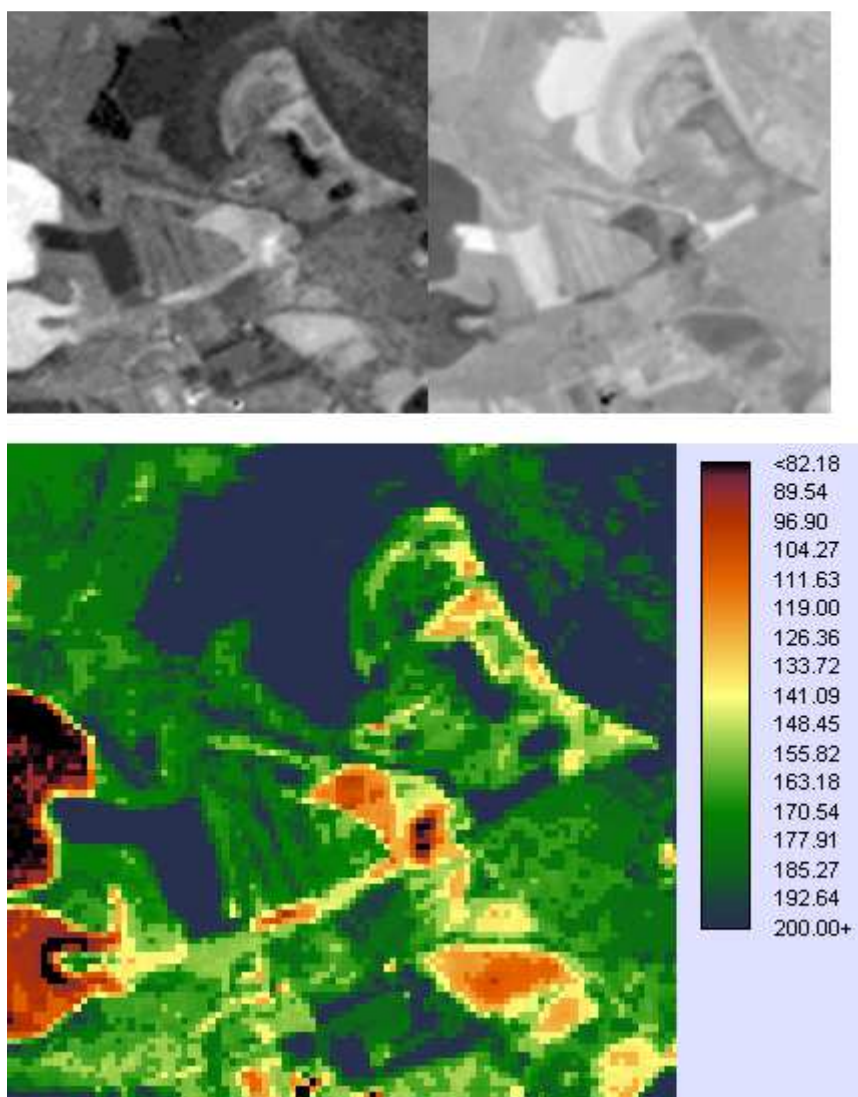


Figura 75 - Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o MSAVI2 (b) de 2001

Os resultados para o Erro Quadrático da Figura 75 e Figura 74 apresentam equivalência. Nota-se que houve diferença entre a comparação do NDVI com o SAVI e o MSAVI2 por meio da legenda da paleta de cores utilizada nas duas comparações. Todavia, é possível concluir que tanto o SAVI quando o MSAVI2 não apresentaram desempenho melhor que o NDVI na discriminação da vegetação. Além disso, ambos foram equivalentes ao NDVI na discriminação de solo exposto.

A Figura 76 apresenta o Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o AVI para o ano de 2001, com as imagens dos índices em destaque para auxiliar na interpretação dos resultados.

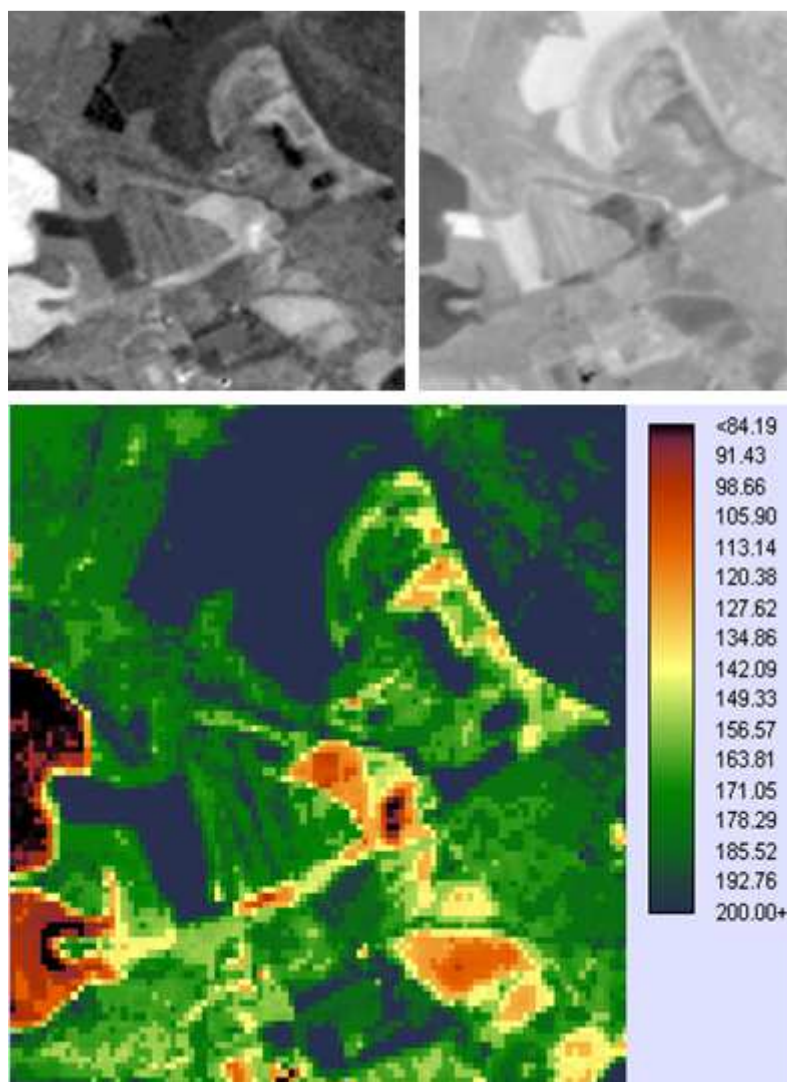


Figura 76 - Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o AVI (b) de 2001

Mediante análise visual da Figura 76, conclui-se que os resultados para o índice de vegetação AVI foi equivalente aos resultados dos índices SAVI e MSAVI2, ressaltando que o AVI é o antecessor dos outros dois.

A Figura 77 apresenta o Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o TTVI para o ano de 2001, com as imagens dos índices em destaque para auxiliar na interpretação dos resultados.

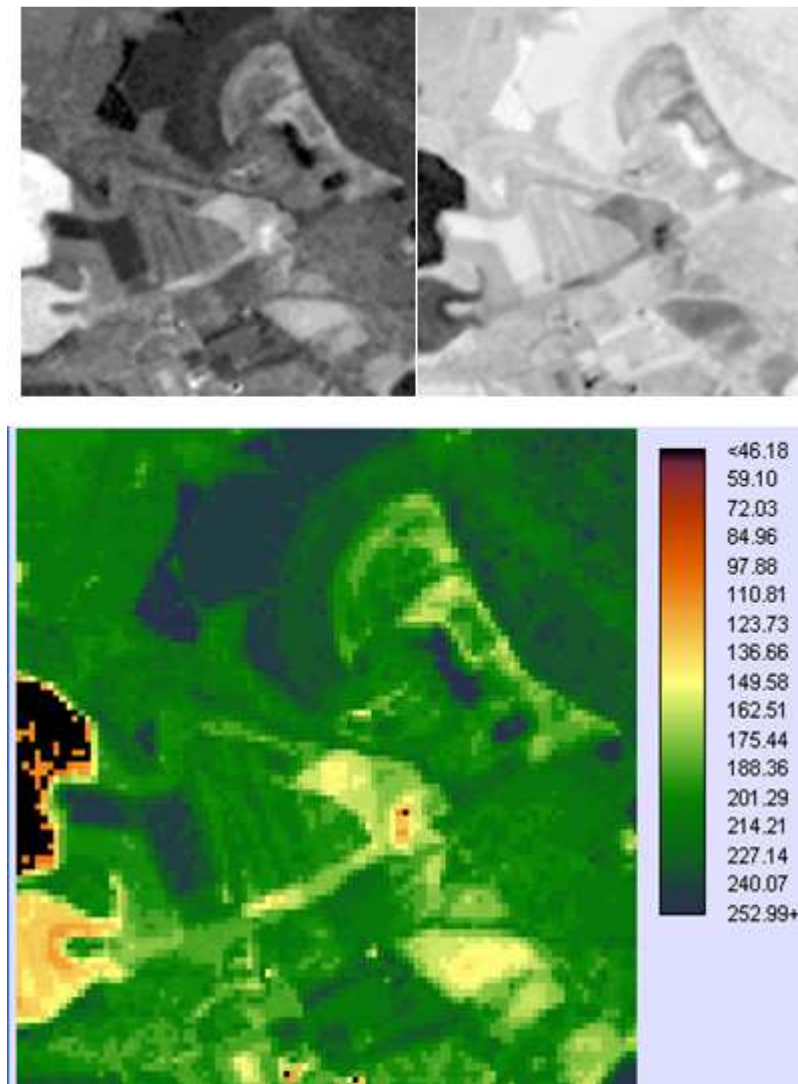


Figura 77- Erro Quadrático(c) da comparação entre o NDVI (a) e o TTVI (b) de 2001

O Erro Quadrático da comparação entre o NDVI e o TTVI apresentou semelhança significativa com a comparação entre o NDVI e o CTVI , apresentada anteriormente na Figura 76. A discriminação de solos expostos novamente foi equivalente com os índices NDVI, SAVI, MSAVI2 e CTVI. Entretanto, do mesmo modo que o CTVI, a discriminação das diferenças da vegetação não teve resultados adequados ou semelhantes aos resultados dos outros índices.

5. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS DE PESQUISAS FUTURAS

Os objetivos desta pesquisa foram analisar o desempenho da aplicação de Índices de Vegetação em imagens Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+ em diferentes anos (2001, 2004 e 2009), utilizando análise visual, histograma, Erro Médio Quadrático, Índice de Qualidade Universal da Imagem e técnicas estatísticas. O Sensoriamento Remoto possibilita aos pesquisadores realizar estudos de alvos da superfície terrestre, como análise de solo, monitoramento da vegetação, realce de feições, verificação da ocorrência de desmatamentos, queimadas, entre outros. Na presente Dissertação, as técnicas de Sensoriamento Remoto foram úteis e adequadas para o estudo da vegetação em uma área localizada no Município de Ponta Grossa (PR), permitindo a verificação dos dados temporais, sem a necessidade de idas contínuas ao campo.

A identificação de objetos em imagens produzidas por sensores remotos pode ser feita mediante interpretação visual. O conhecimento do intérprete é importante para a diferenciação das classes presentes nas cenas. Portanto, a Computação busca assemelhar-se com o conhecimento humano, desenvolvendo técnicas de Inteligência Artificial e Sistemas Especialistas. Dessa forma, o uso de técnicas e métodos de Processamento Digital de Imagens permitiu obter informações precisas dos dados das imagens orbitais analisadas, fornecendo diversas técnicas para facilitar a extração das informações contidas nas mesmas.

Com base nos objetivos propostos chegaram-se as seguintes conclusões:

- 1) Por meio da análise visual das imagens orbitais, verificou-se que as maiores diferenças, em comparação com o NDVI, foram entre o CTVI e o TTVI, confirmando que esses índices superestimam a vegetação, principalmente na discriminação de solos com pouca cobertura vegetal.
- 2) Os softwares de processamento de imagem utilizados foram úteis para recortes de imagens, composições coloridas, assim como comparação do desempenho de índices, entre outros.
- 3) O Histograma foi adequado para detectar diferenças dos níveis digitais, as quais não foram facilmente identificadas por meio da interpretação visual. Analisando os histogramas das imagens dos índices, foi possível verificar quais apresentavam maior contraste e brilho, consequentemente aqueles

com desempenho melhor na discriminação dos alvos. Os resultados dessa análise demonstraram que houve diferenças numéricas entre o SAVI e o MSAVI2. A análise do histograma ainda indicou que o NRVI apresentou maior contraste que o NDVI.

- 4) As medidas estatísticas de média, variância e desvio padrão foram pertinentes para verificar diferenças numéricas não perceptíveis na análise visual, do mesmo modo que ocorreu com o histograma. Analisando os resultados obtidos mediante as mesmas, verificou-se que o índice NRVI teve desempenho superior ao NDVI, e que o TTVI foi inferior.
- 5) O IQI – Índice da Qualidade Universal da Imagem apresentou resultados significativos para análise das diferenças entre os índices de vegetação, principalmente para verificar a correlação entre as imagens dos índices. Conclui-se que o IQI teve desempenho mais consistente que o Erro Médio Quadrático, assim como os resultados obtidos pela comparação realizados pelos autores desse índice (WANG e BOVIK, 2002). Os resultados do IQI indicaram que o desempenho do NDVI foi semelhante ao AVI e ao MSAVI2. Já a menor correlação obtida foi da comparação do NDVI com o NRVI.
- 6) Entre os métodos de avaliação utilizados, o Erro Médio Quadrático obteve resultados que não foram equivalentes aos outros métodos de validação aplicados. De acordo com esse método, o índice menos semelhante ao NDVI foi o AVI e o mais semelhante foi o NRVI.
- 7) A comparação realizada pelas imagens do Erro Quadrático facilitou a análise das diferenças apresentadas pelos índices, sendo que o desempenho dos índices SAVI, MSAVI2 e AVI foi considerado equivalente por meio dessa técnica. Além disso, essa comparação indicou que o índice mais semelhante ao NDVI foi o NRVI e o menos semelhante foi o TTVI.
- 8) A discriminação de solos expostos foi realizada de modo adequado pelos índices NDVI, SAVI, MSAVI2, AVI e NRVI. Os resultados obtidos pelo CTVI e TTVI apresentaram divergências devido à superestimação da vegetação.

Portanto, a principal contribuição deste trabalho foi estabelecer quais dos índices de vegetação em imagens Landsat 5 TM e Landsat 7 ETM+ são mais

adequados para a detecção de diferenças de vegetação, realce de feições, solos sem cobertura vegetal (solos expostos), entre outros.

Como indicações de pesquisas futuras, recomenda-se a criação de um Índice de Vegetação específico para o município de Ponta Grossa ou a adaptação de algum existente às particularidades do clima regional.

Devido à amplitude térmica e a umidade do local, poderiam ser aplicados outros métodos de Correção Atmosférica com a finalidade de verificar qual a correção que mais se adequa às condições climáticas regionais. Finalmente, indica-se a criação de um banco de dados com as informações espectrais da região estudada e a utilização dos índices de vegetação estudados em imagens de alta resolução espacial.

REFERÊNCIAS

AGUIAR, D.A. Monitoramento da área colhida de cana-de-açúcar por meio de imagens do sensor MODIS. 99 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2007.

ALBUQUERQUE, M. P. Processamento de imagens: métodos e análises. Rio de Janeiro:

FACET, 2001.

ASHBURN, P. The vegetative index number and crop identification. The LACIE Symposium Proceedings of the Technical Session, 843-850, 1978.

CALIXTO, E. Granulometria morfológica em espaços de cores: estudo da ordenação espacial, Universidade Federal Fluminense, Departamento da Computação, Niterói, Agosto 2005.

CARLESSO, R. Absorção de água pelas plantas: água disponível versus extrável e a produtividade das culturas. Revista Ciência Rural, Santa Maria, v.25, n.1, p.183-188, 1995

CHAVEZ, P. S. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. Remote Sens. Environ., 24:459-479, 1988.

CRIST, E. P.; CICONE, R. C. A physically-based transformation of Thematic Mapper data – the TM tasseled cap, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, v. GE-22, n.3, p. 256-263, 1984.

CENTENO, J. A. S. Sensoriamento e Processamento de Imagens Digitais. Curitiba Ed. Curso de Pós Graduação em Ciências Geodésicas UFPR, 2ª edição, 2009.

CRÓSTA, A.P. Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. Campinas, IG/UNICAMP, 1992.

DEERING, D. W.; ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A. Measuring “ forage production” of grazing units from LandsatMSS data. In: Proceeding of the Tenth International Symposium on Remote Sensing of the Environment, 10, 1975. Michigan-USA. 1169-1975

EARTH OBSERVATORY. Disponível em <<http://earthobservatory.nasa.gov> > Acesso em: 30 out 2011.

EASTMAN, J. R. Idrisi Andes: Guide to GIS and Image Processing. Worcester, MA: Clark University, 2006. 327 p.

ELVIDGE, C. D., CHEN, Z. Comparison of broadband and narrow-band red and near-infrared vegetation indices. Remote Sensing of Environment, 54, 38–48, 1995.

FONSECA, L. M. G. Processamento digital de imagens. São José dos Campos: INPE, 2000

FLORENZANO. T.G. Imagens de satélite para estudos ambientais, Oficina de textos, São Paulo, 97 páginas, 2002.

GLERIANI, J.M.; ANTUNES, M.A.H.; EPIPHANIO, J.C.N. Coeficientes da transformação espectral Tasseled Cap para uma cena com predomínio de latossolo roxo. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 11, Belo Horizonte. Anais. São José dos Campos: INPE, 2003. Artigos, p. 101-107, 2003.

GONZALEZ, R.C; WOODS, R.E. Processamento Digital de Imagens, 3ª Ed. Prentice Hall, 2009.

GÜRTLER, S.; LUIZ, A. J. B.; EPIPHANIO, J. C. N. Uniformização de imagens Landsat para previsão de safras agrícolas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11. 2003, Belo Horizonte. São José dos Campos: INPE, 2003.

HUETE, A. R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). Remote Sensing of Environment, v. 25, n. 3, p.205-309, Aug. 1988.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em <http://www.dgi.inpe.br/CDSR>. Acesso em: 30 out 2011.

JENSEN, J.R. Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. Trad. José Carlos Neves Epiphânio. São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009.

LIU, W.T.H. Aplicações de sensoriamento remoto. Campo Grande: UNIDERP, 2006

LOPES, Paulo Afonso. Probabilidades & Estatística. 1. ed. Rio de Janeiro: R&A, 1999, 174 p.

MARQUES, A.C. Implementação De Dados Obtidos Com Imagens Do Sensor Tm Do Landsat 5 E Da Missão Srtm No Modelo Atmosférico Brams. 2009. 81 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Universidade Federal Do Rio Grande Do Sul, Porto Alegre. 2009.

MAS, J. F. Monitoring land- cover changes: a comparison of change detection techniques. International Journal of Remote Sensing, v. 20, n. 1, p. 139-152, 1999.

MATSUMOTO, E.Y. Matlab 6.5 Fundamentos de Programação. Editora Érica, São Paulo, 2002.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. DE. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. Brasília: UnB e CNPq, p. 266, 2012.

MROZ M, SOBIERAJ A. Comparison of several vegetation indices calculated on the basis of a seasonal spot xs time series, and their suitability for land cover and agricultural crop identification [J]. Technical sciences, 7: 39-66, 2004.

MOREIRA, M.A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B.F.T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, DF, v. 39, n. 3, p. 223-231, mar. 2004.

MOREIRA, M. A. Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação. 3 edição. Editora UFV. 320p, 2005.

NASA. National Aerospace and Space Administration. Disponível em <http://www.earthexplorer.usgs.gov>.

NOVO, E. M. L. de Moraes. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações. São Paulo: Edgard Blücher, 1992.

OLIVEIRA L. G. L.; PEREIRA L. M.; PEREIRA G.; MORAES E. C.; MAEDA E. E. Estudo da variabilidade de índices de vegetação através de imagens do ETM+/LANDSAT 7. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril, INPE, p.5995-6002, 2007.

PEARSON, R.L; MILLER, L.D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short-grass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado Proc. 8th International Symposium on Remote Sensing of Environment, ERIM International, Ann Arbor, Michigan, USA, 2–6 October, pp. 1357–1381, 1972.

PEREIRA, M.N., KURKDJIAN, M.L.N.O., FORESTI, C. Cobertura e uso da Terra através de Sensoriamento Remoto. Dissertação de mestrado em Sensoriamento Remoto – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, INPE, 118 p. (INPE-5032-MD/042), 1989.

PONZONI, F.J.; SANTOS, S.B. Conversão de Números Digitais de Imagens Orbitais em Valores de FRB de Superfície. Bol. Ciênc. Geod, v. 14, n. 4, p.541-556, 2008.

PONZONI, F. J; SHIMABUKURO, Y. E. Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação. Parêntese,.1ª Ed., 2009.

RICHARDS, A. J. Remote sensing digital image analysis. Berlim: Springer- Verlag. 1997.

ROSATTI, J. C. Detecção da doença “mela-das-sementes da braquiária” em gramíneas forrageiras através de técnicas de sensoriamento remoto. 92p. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) - UNESP, Presidente Prudente. 2006.

ROSENDO, Jussara dos Santos. Índices de vegetação e monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do Rio Araguari – MG – utilizando dados do sensor MODIS. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal de Uberlândia. 2005.

RUDORFF, B.F.T.; BERKA, L.M.S.; MOREIRA, M.A.;DUARTE, V.; XAVIER, A.C.; ROSA, V.G.C.; SHIMABUKURO, Y.E. Imagens de satélite no mapeamento e estimativa de área de cana- de-açúcar em São Paulo: ano-safra 2003/04. Agricultura em São Paulo, v.52, p.21-39, 2005.

SANTOS, A. R.; PELUZIO, T. M. de O.; SAITO, N. S. SPRING 5.1.2 passo a passo: Aplicações Práticas. Espírito Santo: CAUFES, 153 p. il, 2010.

SILVA, B. S. G.; VALERIANO, D. M. Georreferenciamento e análise da correção atmosférica para o cálculo de albedo usando o sensor LANDSAT ETM+. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 11. Belo Horizonte. 2003.

SCURI, E. A., Fundamentos da Imagem Digital, < <http://www.tecgraf.puc-rio.br/~scuri/>>,
18 Ago, 2003.

THENKABAIL, P.S, SMITH,R.B and De Pauw,E. Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural characteristics. Remote Sensing of Environment, pp. 158–182, 2000.

THIAM, A.K. Geographic Information System and Remote Sensing Methods for Assessing and Monitoring Land Degradation in the Shale: The Case of Southern Mauritania. Doctoral Dissertation, Clarks University, 1997.

MARQUES FILHO, O. & VIEIRA NETO, H. Processamento Digital de Imagens, Brasport, Rio de Janeiro, 1999.

Yang, Z., M. N. Rao, N. C. Elliott, S. D. Kindler, and T. W. Popham. Using ground-based multispectral radiometry to detect stress in wheat caused by greenbug (Homoptera: Aphididae) infestation. Computers and Electronics in Agriculture. 47:121-135, 2005.

WEEKS Jr., A. R. Fundamentals of electronic image processing. Washington: SPIE - The international Society for Optical Engineering, 1996.

WOLF, P.R.; DEWITT, B.A., 2000. Apud DEBIASE, Paula. Ortorretificação de imagens CCD CBERS 2 através da transformação DLT. Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Sensoriamento Remoto da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2008.

ZARATTINI, A. C. SISTEMAS SENSORES LANDAST E SPOT: UMA ABORDAGEM COMPARATIVA. Monografia (Especialização) - Curso de Interpretação de Imagens Orbitais e Sub-Orbitais, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 1989.