



UNIVERSIDADE DO ESTADO DE MATO GROSSO
CAMPUS UNIVERSITÁRIO DE SINOP
FACULDADE DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
MESTRADO PROFISSIONAL EM MATEMÁTICA EM REDE
NACIONAL PROFMAT



LUANA KÁTIA HERBER QUEVEDO

ÍNDICES ESPECTRAIS APLICADOS AO SENSORIAMENTO REMOTO

Sinop – MT
2017

LUANA KÁTIA HERBER QUEVEDO

ÍNDICES ESPECTRAIS APLICADOS AO SENSORIAMENTO REMOTO

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Matemática em Rede Nacional – PROFMAT, da Universidade do Estado de Mato Grosso – UNEMAT, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Matemática.

Prof. Dr. Rodrigo Bruno Zanin
Orientador

Prof. Ms. Erico Fernando de Oliveira
Martins
Coorientador

Sinop – MT

2017

CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

Q3i Quevedo, Luana Kátia Herber.
Índices espectrais aplicados ao sensoriamento remoto / Luana Kátia Herber Quevedo. – Sinop, 2017.
69 p.

Orientador: Dr. Rodrigo Bruno Zanin.

Co-orientador: Me. Erico Fernando de Oliveira Martins.

Dissertação (Mestrado) – Universidade do Estado de Mato Grosso, *Campus* Universitário de Sinop, Faculdade de Ciências Exatas e Tecnológicas, Programa de Pós-graduação Profissional em Matemática.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Vegetação - Imagem de Satélite. 3. Matemática Aplicada. 4. Mestrado Profissional em Matemática. I. Zanin, R. B., Dr. II. Martins, E. F. de O., Me. III. Título.

CDU 51:528.8

LUANA KATIA HERBER QUEVEDO


ÍNDICES ESPECTRAIS APLICADOS AO SENSORIAMENTO REMOTO

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Matemática em Rede Nacional da Universidade do Estado de Mato Grosso - UNEMAT no *Campus* Universitário de Sinop, para obtenção do título de Mestre em Matemática.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Bruno Zanin

Aprovado em: 30/06/2017

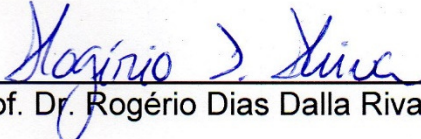
BANCA EXAMINADORA:



Prof. Dr. Rodrigo Bruno Zanin - UNEMAT



Prof. Dr. Cristiano Torezzan – UNICAMP/Campinas



Prof. Dr. Rogério Dias Dalla Riva - UNEMAT

SINOP – JUNHO - 2017

Dedico este trabalho à minha mãe, Etajana (in memoriam) mesmo antes de que eu tivesse concluído a faculdade, acreditava que eu seria mestre.

AGRADECIMENTOS

A Deus por tudo que tem me dado.

A todos da minha família, meu pai Luiz, meus irmãos Michelly e Diego, aos meus sobrinhos Pedro e Lucas, ao meu marido Deive, minha sogra Maria, e todos os demais familiares por compreenderem minha ausência nesses dois anos de estudo, incentivando a cada dificuldade. A minha sogra e meu marido um agradecimento especial pelos litros de café feito por eles, que ajudaram a manter os alunos e os professores acordados durante os estudos.

A todos os amigos que sempre me apoiaram, deram forças para continuar.

Aos colegas que tive oportunidade em conhecer neste mestrado, colegas esses que hoje chamo de amigos, pois na convivência destes anos, tivemos mais contato entre nós do que com nossos familiares e ainda, torcendo uns pelos outros, em cada novo desafio de nossas vidas.

Aos professores do PROFMAT da UNEMAT *campus* de Sinop-MT, por tudo que fizeram por nós, nos ensinando, incentivando a cada etapa, em particular ao professor Dr. Oscar Gonzalez Chong, por acreditar em cada um de nós e não medir esforços para que todos concluíssem o mestrado.

Ao professor Dr. Rodrigo Bruno Zanin por orientar este trabalho, e oportunizar um novo olhar para a matemática.

Aos amigos William Foschiera, Jonas Lima pelo auxílio na execução da pesquisa, pelos livros emprestados e por contribuir para a realização deste trabalho.

RESUMO

A aplicação da matemática hoje se constitui como ferramenta essencial no campo tecnológico. Conceitos matemáticos são cotidianamente utilizados, por exemplo ao se capturar uma imagem, assim, estudar conceitos da matemática permitem aplicá-los em diversas áreas com diferentes finalidades. O presente estudo tem como objetivo principal apresentar o uso de ferramentas matemáticas no processamento digital de imagens e sua utilização nos índices espectrais ligados ao Sensoriamento Remoto. Para realizar a pesquisa, foram utilizadas cenas do satélite Landsat 8 e do CBERS – 4, todas pré-processadas. Nestas imagens foram aplicados os Índices NDVI e SAVI, resultando em uma imagem. Os dados obtidos após a aplicação destes índices foram classificados e permitiram identificar áreas de vegetação na região urbana do município de Sinop-MT. Utilizar a composição de imagens orbitais a fim de se obter resultados que visam atender objetivos específicos como por exemplo, identificar áreas de plantação, área alagada, de mudanças antrópica, entre outras, possibilitando explicar fenômenos ambientais ou então, consequências da ação do homem, mostra a importância da matemática no desenvolvimento de novas tecnologias. Assim, instigar os alunos do Ensino Médio a utilizar imagens pode ser um caminho para que estes possam compreender a matemática como uma ciência com diversas aplicações e desta forma, a aprendizagem da matemática se torne mais significativa.

Palavras-chave: Índices de Vegetação; Sensoriamento Remoto; Matemática Aplicada.

ABSTRACT

The application of mathematics today is an essential tool in the technological field. Mathematical concepts are used every day, for example when capturing an image, thus, studying concepts of mathematics allow to apply them in several areas with different purposes. The present study has as main objective to present the use of mathematical tools in the digital image processing and its use in spectral indexes linked to Remote Sensing. To perform the research, scenes from the satellite Landsat 8 and CBERS – 4, all pre-processed, were used. In these images the NDVI and SAVI Indices were applied, resulting in an image. The data obtained after the application of these indices were classified and allowed to identify areas of vegetation in the urban area of the municipality of Sinop-MT. To use orbital imaging in order to obtain results that aim to meet specific objectives such as identifying areas of plantation, flooded area, anthropic changes, among others, making it possible to explain environmental phenomena or, as a consequence of human action, shows The importance of mathematics in the development of new technologies. Thus, instigating high school students to use images can be a way for them to understand mathematics as a science with diverse applications and thus, the learning of mathematics becomes more meaningful.

Keywords: Vegetation Indices; Remote Sensing; Applied Mathematics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Princípio para obtenção de uma imagem (MENESES; ALMEIDA, 2012)	18
Figura 2 – Representação de uma imagem digital com sua modelagem matemática.....	19
Figura 3 – Exemplo do processo de amostragem – (a) Imagem no “contínuo” e (b) Imagem amostrada. Gonzalez e Woods (2010).....	20
Figura 4 – Exemplo de uma quantização para uma imagem, com seu respectivo histograma de números de pixels para cada um dos percentuais de intensidades de tons de cinza do objeto em questão.....	20
Figura 5 – Representação de um grid uniforme para representação matricial de uma imagem (VELHO et al., 2009)	22
Figura 6 – Fluxo de aquisição e modelagem de uma imagem digital (GATTASS, 2017)	23
Figura 7 – Esboço da resposta espectral em função do comprimento de onda para o olho humano, segundo modelo de Young (VELHO et al., 2009).....	24
Figura 8 – Espectro eletromagnético com destaque para a faixa do visível (JENSEN, 2009).....	25
Figura 9 – Olho humano com os sensores (GONZALEZ e WOODS, 2010)	26
Figura 10 – Espaço de cores RGB.....	26
Figura 11 – Diagrama de cromaticidade – plano de Maxwell (GOMES e VELHO, 1994)	28
Figura 12 – Reflectância em função dos comprimentos de ondas para diversos tipos de alvos (terrenos) de SR (JENSEN, 2009).....	33
Figura 13 – Imagem do sensor MUX, composição colorida do CBERS – 4 (INPE, 2017)	36
Figura 14 – Exemplo de uma imagem Landsat 8, sensor pancromático com composição RGB	37
Figura 15 – Bandas R, G e B da imagem CBERS – 4 com seus respectivos histogramas.....	39
Figura 16 – Exemplo de uma transformação de intensidade no histograma – Equalização do Histograma.....	40

Figura 17 – Operadores de transformações T1 e T2, com seus respectivos gráficos (GONZALEZ e WOODS, 2010)	41
Figura 18 – Exemplo de uma imagem com contrastes, baixo, normal e alto ...	42
Figura 19 – Detector de bordas de Roberts (2x2); (a) Imagem original; (b) Bordas detectadas (GONZALEZ e WOODS, 2010)	44
Figura 20 – Modelo de operação aritmética executada pixel a pixel em uma imagem multiespectral (MENESES; ALMEIDA, 2012)	45
Figura 21 – Curvas de reflectâncias em função dos comprimentos de ondas para solo, vegetação e água (ZHANG e ZHANG, 2016)	47
Figura 22 – Percentual de reflectância em função dos comprimentos de ondas para vários tipos de vegetação (GIBSON, 2000)	48
Figura 23 – Resultado da aplicação do NDVI na imagem Landsat 8, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 13/04/2017.....	52
Figura 24 – Resultado da aplicação do NDVI na imagem CBERS – 4, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 09/04/2017.....	53
Figura 25 – Resultado da aplicação do SAVI com L=0,5 na imagem Landsat 8, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 13/04/2017	54
Figura 26 – Resultado da aplicação do SAVI com L=0,5 na imagem CBERS – 4, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 09/04/2017	55
Figura 27 – Esquema para o processo de classificação de imagens (CAETANO et al., 2007)	57
Figura 28 – Resultados da classificação da imagem Landsat 8, para as classes após aplicação dos índices espectrais: (a) NDVI e (b) SAVI.....	58
Figura 29 – Resultados da classificação da imagem CBERS – 4, para as classes após aplicação dos índices espectrais: (a) NDVI e (b) SAVI.....	58

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Características dos sensores do CBERS – 4 (EIPHANIO, 2011)	35
Tabela 2 – Bandas dos sensores do Satélite Landsat 8 (NASA, 2013)	38

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	8
LISTA DE TABELAS	10
1. INTRODUÇÃO	13
1.1 Justificativa	14
1.2 Objetivos	15
1.3 Estrutura do trabalho.....	15
2. REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1 Imagens Digitais.....	16
2.1.1 Aquisição e Modelagem de uma Imagem Digital.....	18
2.1.1.1 Amostragem	19
2.1.1.2 Quantização	20
2.1.1.3 Discretização	21
2.1.2 Espaço de Cores	23
2.1.2.1 Fundamentos de Cor.....	23
2.1.2.2 Modelos de Cores	25
2.1.2.3 Sistema Padrão CIE-RGB.....	26
2.1.2.4 Sistema CIE-XYZ	27
2.1.3 Imagem Multiespectral.....	28
2.2 Sensoriamento Remoto	29
2.2.1 Princípios Básicos.....	29
2.2.2 Princípios de Radiação Eletromagnética	31
2.2.3 Plataformas Orbitais	33
2.2.3.1 CBERS – 4	34
2.2.3.2 LANDSAT 8.....	36
2.3 Processamento de Imagens Digitais.....	38
2.3.1 Processamento de Imagens Baseado em Histograma.....	39

2.3.2 Processamento de Imagens Baseado em Filtragem	42
2.3.3 Processamento de Imagens Baseado em Aritmética de Bandas	44
3. MÉTODO PROPOSTO	46
3.1 Índices Espectrais em Sensoriamento Remoto.....	46
3.2 Aplicação dos Índices Espectrais.....	50
3.2.1 Aplicação do NDVI.....	51
3.2.2 Aplicação do SAVI	53
3.3 Classificação dos resultados.....	55
3.3.1 Classificação.....	56
3.3.2 Classificações por classes.....	57
4. CONSIDERAÇÕES FINAIS	60
5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	62
6. ANEXOS	65

1. INTRODUÇÃO

A necessidade por informações sobre o planeta Terra é incessante, desta forma, obter essas informações é uma necessidade constante, mas isso só é possível de se obter de uma maneira geral, quando são vistas do espaço. Assim, o sensoriamento remoto se mostra eficaz e, por isso, ele tem tido uma infinidade de estudos nos últimos anos. Desta forma, o sensoriamento remoto é a área de estudo que oferece as condições de se obter informações que podem ser processadas de acordo com a finalidade do estudo.

Diversas áreas aplicam as imagens orbitais como, por exemplo, a agricultura, onde é possível fazer o acompanhamento das safras de determinada região ao longo dos anos, ou fazer previsões de safra de determinado ano. Outro exemplo são as aplicações em questões ambientais como, acompanhamento de queimadas, detecção de foco de incêndio, o avanço do desmatamento, as mudanças climáticas, entre outros.

Assim, há a necessidade em se extrair informações a partir das imagens orbitais, ou seja, analisar as informações que podem ser obtidas por meio da imagem e transformar estas informações em números. Para isso, a matemática contribui com diversas ferramentas em que informações obtidas por meio das imagens são expressas em dados matemáticos, sendo mais simples e de fácil interpretação.

Informações semânticas, que são as vinculadas ao conhecimento cognitivo (entender a informação) só são possíveis depois de alguns processamentos que ocorrem na imagem. Nesse sentido, o processamento digital de imagem ganha a sua importância e entre as técnicas utilizadas existe a segmentação que pode ser realizada de forma contextual ou não. Na forma contextual, se desenvolve ferramentas para extrair a informação de interesse e neste trabalho, propõe-se a utilização de Índices Espectrais para extrair a informação expressa por feições não antrópicas, tais como vegetação, por exemplo.

1.1 Justificativa

A Matemática se constituiu ao longo dos anos como uma ferramenta presente no cotidiano das pessoas, seja na construção de abrigo ou demarcação de terras onde a geometria tem grande importância, ou ainda, a comercialização de produtos ou serviços em que a aritmética é muito utilizada. O ensino da matemática ao longo dos anos tem passado por mudanças, no início, a matemática se constituía pela disciplina, havia fórmulas para se decorar, porém com uso e origem desconhecidos.

Com o avanço da tecnologia grande importância começou a ser dada para a história da Matemática, que além de ensinar as fórmulas, a contextualização histórica passou a ter grande importância, pois assim, os alunos percebiam a matemática como uma ciência que surgiu a partir da necessidade do homem e não uma ciência pronta e acabada. Desta forma, a Matemática começou a ser compreendida como uma ciência em constante evolução e, do ponto de vista dos alunos, ela passou a ser humanizada.

Nos dias atuais, a contextualização histórica já não consegue por si só despertar no aluno o interesse pelo ensino da Matemática, assim o professor da educação básica tem o desafio de buscar mostrar a Matemática para os alunos de uma maneira mais prática e apresentar aos alunos uma aplicação do conteúdo que é ensinado em sala, de forma que tem se constituído como uma ferramenta para despertar o interesse do aluno pelo ensino da Matemática.

Diante deste contexto, ao lecionar em um curso técnico em informática, percebeu-se a falta de relação entre as disciplinas ligadas a Informática e a Matemática, onde alunos utilizam ferramentas matemáticas para programar, mas, não conseguem relacionar estas ferramentas ao que se é ensinado nas aulas de Matemática. Desta forma, a Matemática fica isolada sendo que ela possui a possibilidade de interagir com as demais áreas do conhecimento. Então surge a ideia de realizar este trabalho que mostra a importância da Matemática como ferramenta e linguagem para o desenvolvimento tecnológico de uma área em franca expansão como o Sensoriamento Remoto.

1.2 Objetivos

Os objetivos desse trabalho podem ser resumidos segundo os itens a seguir:

- Discutir os principais conceitos sobre as imagens digitais;
- Mostrar os princípios básicos de Sensoriamento Remoto;
- Apresentar as plataformas orbitais que são utilizadas no trabalho;
- Realizar uma revisão de algumas ferramentas do processamento digital de imagens;
- Discutir e justificar a utilização dos índices de vegetação, como um elemento dentro da área de Sensoriamento Remoto que podem ser utilizados de forma multidisciplinar;
- Realizar um experimento com aplicação dos índices e posterior classificação nas imagens das plataformas indicadas.

1.3 Estrutura do trabalho

Este trabalho é dividido em quatro capítulos. Além deste primeiro, os outros capítulos seguem organizados da seguinte forma:

No segundo capítulo é realizado uma revisão de conceitos importantes que se referem à imagem digital, bem como definição e conceitos de sensoriamento remoto e, por fim, algumas ferramentas importantes do processamento digital de imagens são apresentadas.

No capítulo três, é apresentado o método utilizado para a realização do trabalho, baseando-se na apresentação dos índices de vegetação que foram utilizados nas imagens selecionadas, terminando com uma apresentação dos resultados obtidos.

O quarto e último capítulo apresenta as conclusões obtidas com o desenvolvimento do trabalho e as propostas para elaboração de trabalhos futuros.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

A imagem é um dado de entrada e, também, o resultado final de grande parte dos processos de representação da informação, neste sentido, o estudo da aquisição (formação), representação (modelo matemático) e processamento da imagem, serão apresentados nessa seção. O primeiro enfoque a ser abordado será o matemático e sua aplicação para as técnicas de melhoramento de imagens, baseando-se no modelo de representação da imagem e sua composição no espaço de cores (composição de bandas). O segundo item a ser abordado nessa seção será a aquisição das imagens, que para este trabalho, serão as plataformas orbitais e seus sensores, na seção sobre Sensoriamento Remoto e por último uma breve revisão das principais técnicas de processamento digital de imagens serão apresentadas.

2.1 Imagens Digitais

A era digital, essa é a classificação popularmente atribuída aos tempos que vivemos, o avanço da tecnologia nesse meio tem feito com que a sociedade perceba as facilidades desse progresso, bem como deseje interagir e usufruir desses recursos, nesse contexto está a imagem, considerada um dos recursos que mais se destaca, tendo em vista a democratização dos meios de aquisição, armazenamento e transmissão, seja como fotografias ou vídeos, com um extraordinário desenvolvimento dos instrumentos de captura, que possibilitam uma maior riqueza de detalhes e/ou resolução, permitindo que seu estudo tenha um grande destaque.

Embora existam vários modelos matemáticos para a descrição de imagens, neste trabalho, o modelo utilizado será o espacial, que é o mais adequado para aplicações de processamento digital de imagens e visão computacional (VELHO et al., 2009).

Ainda segundo Velho et al. (2009), uma imagem, no formato não discreta, é uma função $f: U \rightarrow C$, onde $U \subset R^2$ é um subconjunto do plano, e C é um espaço vetorial. Importante ressaltar que, na maioria das aplicações, U é um retângulo do plano e C é um espaço de cores. Para generalizar, considere C

como qualquer espaço vetorial, contendo o espaço de cor como um subespaço. A função f é chamada função de imagem. O conjunto U é chamado de suporte da imagem, e o conjunto de valores de f (um subconjunto de C) é chamado de conjunto de valores da imagem, ou valores das cores da imagem.

Quando C é um espaço de cor unidimensional o espaço é, normalmente, chamado de espaço de tons de cinza ou monocromático em tons de cinza. Dessa forma a imagem pode ser considerada, geometricamente como um gráfico $G(f)$ da função de imagem f :

$$G(f) = \{(x, y, z): (x, y) \in U \text{ e } z = f(x, y)\} \quad (1)$$

em que os valores de intensidade são considerados como altura $z = f(x, y)$ do gráfico para cada ponto (x, y) do domínio.

Gonzalez e Woods (2010), simplificam o modelo matemático de imagem, definindo-a como uma função $f: R^2 \rightarrow R$, dada por $f(x, y) = z$, em que x e y são as coordenadas espaciais do plano e z é a amplitude de f , que pode ser definida como nível de cinza. Considerando que os valores de x , y e z são finitos e discretos e a imagem pode, então, ser definida como digital.

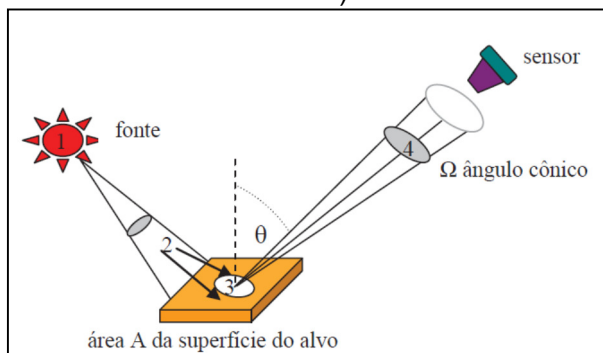
No modelo digital a representação mais comum de uma imagem $f: U \subset R^2 \rightarrow C$, está baseada em tomar um subconjunto discreto $U' \subset U$ no domínio da imagem e realizar uma amostragem da função f no conjunto U' . Neste caso, a imagem $f(x, y)$ será definida como discreta, como consequência, as coordenadas (x, y) de cada ponto variam no conjunto U' e dessa forma cada ponto (x_i, y_i) do subconjunto discreto U' é chamado, então de *pixel* (VELHO et al., 2009).

O modelo matemático de uma imagem, também, pode levar em consideração o processo de aquisição/formação, uma vez que, atualmente, há diversos instrumentos capazes de capturar imagens, com tecnologias que permitem obter cada vez mais a riqueza de detalhes, tais como cor e iluminação, por exemplo, e resoluções cada vez mais refinadas.

O princípio para obter uma imagem é antigo e sempre está baseado no processo de sensibilizar um sensor com entrada de luz, gerando um registro da interação da radiação eletromagnética do objeto e da luz (espectro

eletromagnético), como mostra a Figura 1, que é um modelo simplificado de captação de uma imagem por um sensor.

Figura 1 – Princípio para obtenção de uma imagem (MENESES; ALMEIDA, 2012)

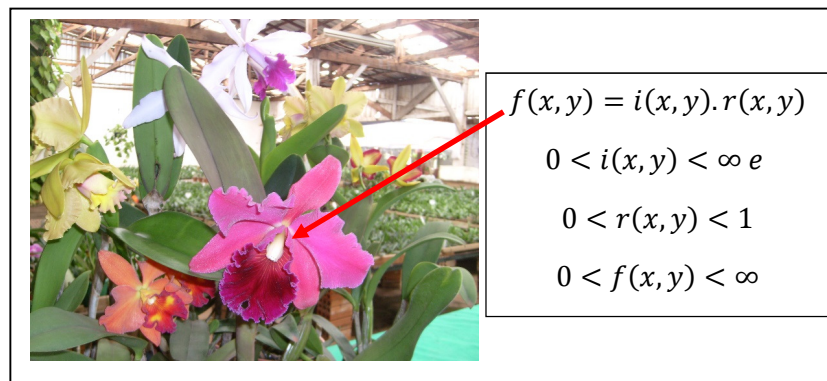


Segundo Meneses e Almeida (2012), o modelo simplificado para a captação de uma imagem (Figura 1), tem os seguintes elementos bem definidos: energia radiante Q é a energia que se propaga da fonte de ondas eletromagnéticas (Figura 1 – (1)) e é medida em Joules (J); o fluxo radiante (Figura 1 – (2)) que é a taxa na qual a energia radiante é transferida de um ponto ou superfície para outra, medida em watts (W), a irradiância (Figura 1 – (3)) que é o fluxo radiante solar incidente na superfície do terreno e/ou objeto, medido em watts por metro quadrado (W/m^2); e por fim a radiância (Figura 1- (4)) que é a medida feita pelo sensor da densidade de fluxo que deixa um elemento de área da superfície do terreno ou objeto e se propaga em uma direção definida (JENSEN, 2009).

2.1.1 Aquisição e Modelagem de uma Imagem Digital

Após a captura, o sensor transforma as informações obtidas em imagem, que será considerada uma função de intensidade luminosa de duas dimensões $f(x, y)$, combinando uma fonte de iluminação (energia radiante) com o resultado da reflexão ou absorção de energia. Um modelo matemático de uma imagem com os elementos que constituem a incidência e a reflexão estão na Figura 2.

Figura 2 – Representação de uma imagem digital com sua modelagem matemática



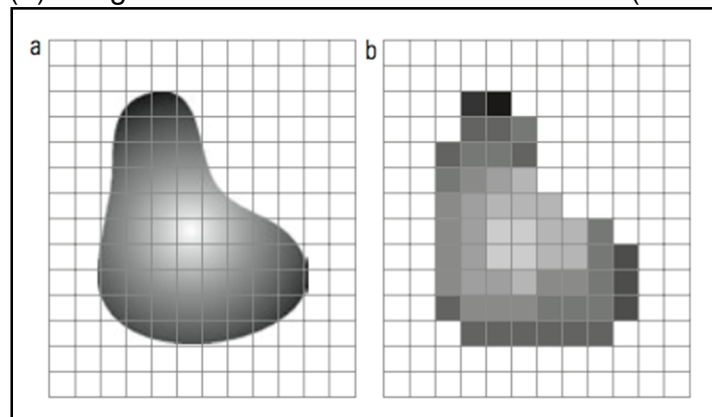
A aquisição da imagem depende do sistema sensor que está sendo utilizado para transformação de sinal físico para um sinal digital. O sistema de aquisição transforma a energia eletromagnética em uma tensão, por meio da combinação da energia elétrica de entrada e o material do sensor, que é responsável em detectar um tipo específico de energia.

A transformação do sinal físico para um sinal digital passa pelos processos de amostragem, quantização e digitalização.

2.1.1.1 Amostragem

No processo de amostragem, a representação passa do contínuo, para o discreto. É nesse processo que os valores das coordenadas serão digitalizados, ou seja, um subconjunto discreto $U' \subset U$ no domínio da imagem será criado para realizar uma amostragem da função f no conjunto U' . Assim a imagem $f(x, y)$ passa a ser definida em função de suas coordenadas discretas (x_i, y_i) em que cada ponto é tomado no conjunto U' definindo a função imagem como $f(x_i, y_i)$ do subconjunto discreto U' , criando o elemento básico da imagem, que é o *pixel* (VELHO et al., 2009), como pode ser verificado na Figura 3 a seguir.

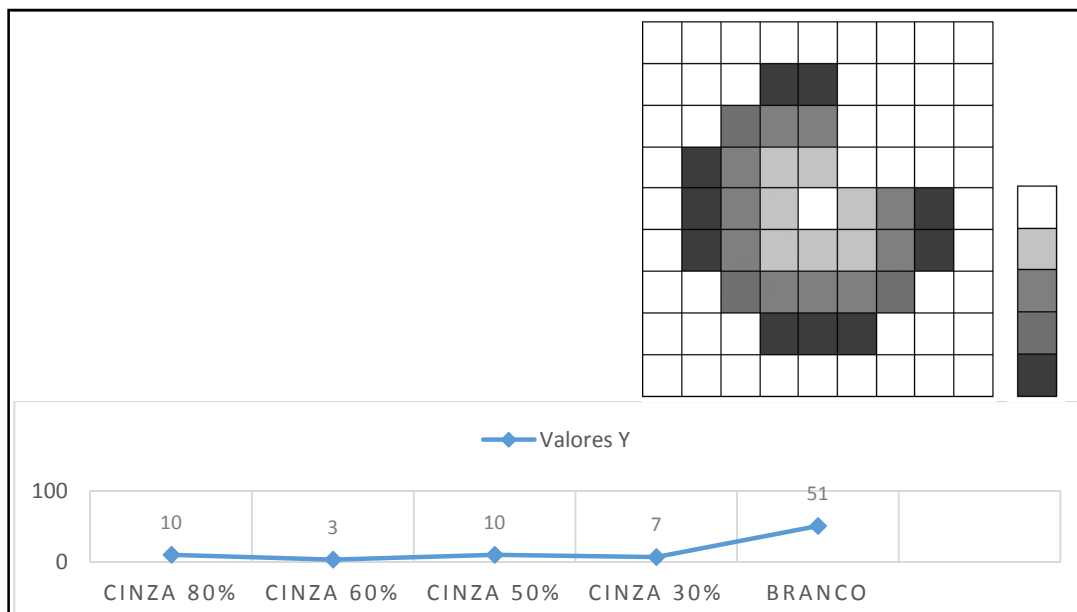
Figura 3 – Exemplo do processo de amostragem – (a) Imagem no “contínuo” e (b) Imagem amostrada. Gonzalez e Woods (2010)



2.1.1.2 Quantização

O processo de quantização está baseado nos valores de amplitude (resposta espectral do sinal) que serão digitalizados, ou seja, cada coordenada (x, y) , terá um valor $z = f(x, y)$, que será atribuído a ele, de maneira que este valor represente este *pixel*, ou seja, cada elemento da futura matriz será representado por um elemento de um conjunto finito de valores discretos.

Figura 4 – Exemplo de uma quantização para uma imagem, com seu respectivo histograma de números de pixels para cada um dos percentuais de intensidades de tons de cinza do objeto em questão



2.1.1.3 Discretização

Após a quantização, cada *pixel* precisa ser transformado em um valor, que é o chamado DN (*Digital Number*), sendo esse o processo definido como discretização. O valor definido é o resultado da função $f(x, y) = z$ e a mesma define o espaço necessário para armazenar uma imagem digitalizada.

Segundo Velho et al. (2009), o caso mais comum de discretização espacial de uma imagem consiste em tomar como domínio um retângulo

$$U = [a, b] \times [c, d] = \{(x, y) \in R^2: a \leq x \leq b \text{ e } c \leq y \leq d\} \quad (2)$$

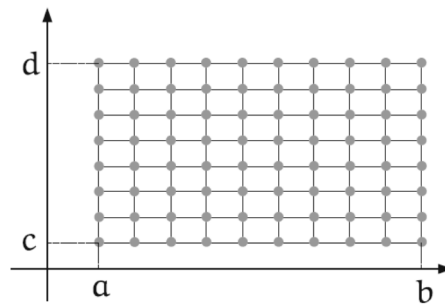
tais que os números reais positivos Δx e Δy , compõem a escolha para discretizar o retângulo U em um grid bidimensional

$$\{(x_j, y_k) \in U: x_j = j \cdot \Delta x, \text{ e } y_k = k \cdot \Delta y; \text{ com } j, k \in Z\} \quad (3)$$

A relação indicada na equação (3), é exemplificada na Figura 5, em que cada um dos *pixels* (x_j, y_k) da imagem pode ser representado pelas coordenadas inteiras (j, k) . Dessa forma, a imagem pode ser representada na forma matricial por meio de uma matriz $A_{m \times n}$ com entradas $a_{jk} = f(x_j, y_k)$, de modo que as entradas a_{jk} representam os valores de f em um ponto do grid (x_j, y_k) .

No caso do espaço de cores, a cor do *pixel* com coordenadas (j, k) , representa um vetor, de forma que para uma imagem monocromática, $A = (a_{jk})$ é uma matriz real, sendo cada entrada um escalar que expressa a luminância do *pixel* correspondente. Os números m de linhas e n de colunas em A representam a resolução espacial da imagem (VELHO et al., 2009).

Figura 5 – Representação de um grid uniforme para representação matricial de uma imagem (VELHO et al., 2009)



A equação (4) a seguir, explicita o formato de representação matemático da imagem no seu formato matricial.

$$0 < x < M - 1 \quad e \quad 0 < y < N - 1$$

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N - 1) \\ f(0,1) & f(1,1) & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M - 1, 0) & \dots & \dots & f(M - 1, N - 1) \end{bmatrix} \quad (4)$$

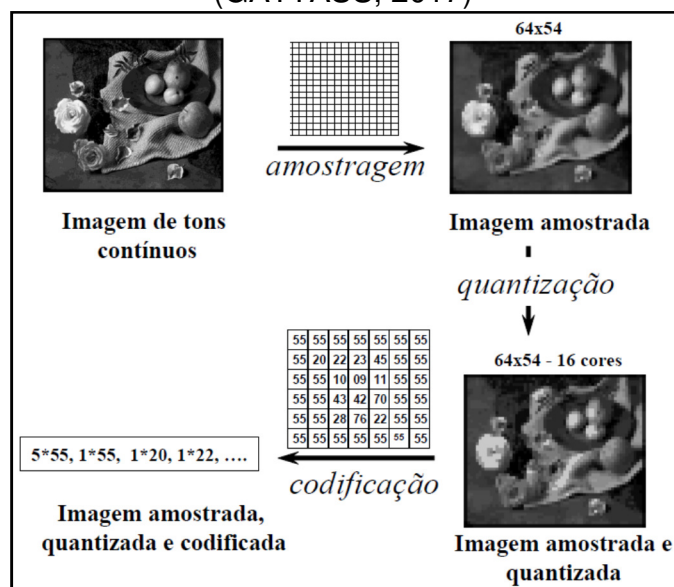
A resolução de uma imagem envolve vários fatores. Por exemplo, se existem duas imagens, ambas com 1024 x 1024 *pixels*, a que representa a menor área terá a melhor resolução e, desta forma, a qualidade da imagem não depende apenas da quantidade de *pixel*, mas também, da dimensão espacial que será imageada.

Segundo Velho et al. (2009), a resolução espacial depende do tamanho do *pixel* e do dispositivo, assim a medida mais apropriada é a densidade de resolução, que dá o número de *pixels* por unidade de comprimento.

A unidade mais comum para a densidade de resolução é *pixels* por polegada (ppi), também conhecida como pontos por polegada (dpi).

De forma geral, o fluxo de aquisição e modelagem de uma imagem digital para pode ser sintetizado na Figura 6 definido por Gattass (2017).

Figura 6 – Fluxo de aquisição e modelagem de uma imagem digital (GATTASS, 2017)



2.1.2 Espaço de Cores

Nesta seção será apresentada uma revisão dos principais conceitos referentes as cores em imagens digitais, tais como: Fundamentos da Cor e os principais Modelos de Cores utilizados em representações e processamentos digitais de imagens.

2.1.2.1 Fundamentos de Cor

Segundo Velho (2009), a presença ou ausência de luz é o que gera a sensação de cor. No entanto, luz é um fenômeno físico e a cor depende da interação da luz com o objeto de interesse, captada pelo aparelho visual.

Existem vários modelos para representar a cor e o mais apropriado depende do contexto: um modelo que é válido do ponto de vista perceptual, por exemplo, pode produzir resultados imprecisos quando usado como um modelo computacional (VELHO et al., 2009).

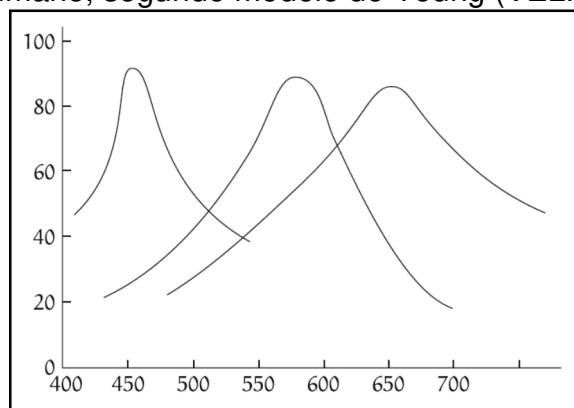
Um sistema receptor físico de cores, como um olho humano por exemplo, consiste de um número finito de sensores s_1, s_2, \dots, s_n , cada qual com sua função de resposta espectral $s_i(\lambda)$. Esta função fornece, para cada comprimento de onda, o peso que a luz tem para cada um dos comprimentos de

ondas. Assim, se um sistema é exposto à luz com distribuição espectral da cor $C(\lambda)$, o sinal resultante é dado por n números (VELHO et al., 2009)

$$C_i = \int_R C(\lambda) s_i(\lambda) d\lambda \quad (5)$$

Isaac Newton acreditava que o olho humano possuía infinitos sensores (células fotossensíveis), correspondentes às diferentes frequências do espectro visível. No entanto, no século XIX, o físico Thomas Young propôs, com base em experimentos, um modelo para o olho humano, definido como modelo tricromático. No modelo de Young, o olho humano possui apenas três tipos de células fotossensíveis, uma para as baixas frequências do espectro visível, uma para as frequências médias e outra para as altas frequências. Considerando a equação (5), o modelo de Young coloca o olho humano como um receptor de cor com três sensores. A Figura 7 mostra um esboço da resposta espectral destes sensores (VELHO et al., 2009).

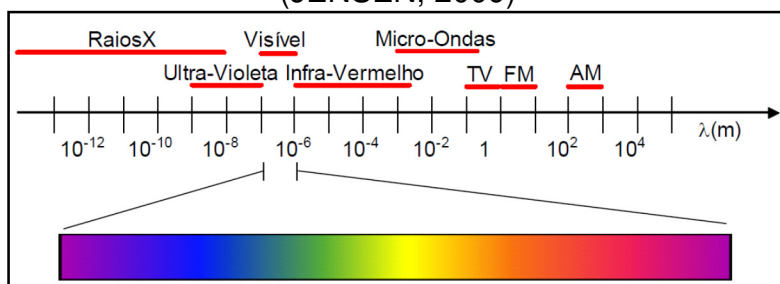
Figura 7 – Esboço da resposta espectral em função do comprimento de onda para o olho humano, segundo modelo de Young (VELHO et al., 2009)



Considerando a teoria das três cores de Young, o espaço de cores do olho humano é um espaço vetorial tridimensional. As resistências iniciais deste modelo foram diminuindo com as várias experiências perceptuais realizadas por Maxwell e Helmholtz, fazendo com que Helmholtz apoiasse o modelo de Young, ficando conhecido como teoria de Young-Helmholtz. Essa teoria foi comprovada no início dos anos 1960, quando verificou-se que o olho humano possui, de fato, três tipos de células sensíveis à cor, como mostra a Figura 7.

De forma mais genérica, quando uma determinada cor é percebida, ela é resultado da radiação eletromagnética do comprimento de onda da faixa visível do espectro. Considerando que o olho humano tem uma sensibilidade para as três cores primárias (azul, verde e vermelho), recebendo radiações eletromagnéticas com diferentes comprimentos de onda, a produção das outras cores são combinações destas. Uma Figura do espectro eletromagnético destacando a parte do visível está na Figura 8.

Figura 8 – Espectro eletromagnético com destaque para a faixa do visível (JENSEN, 2009)

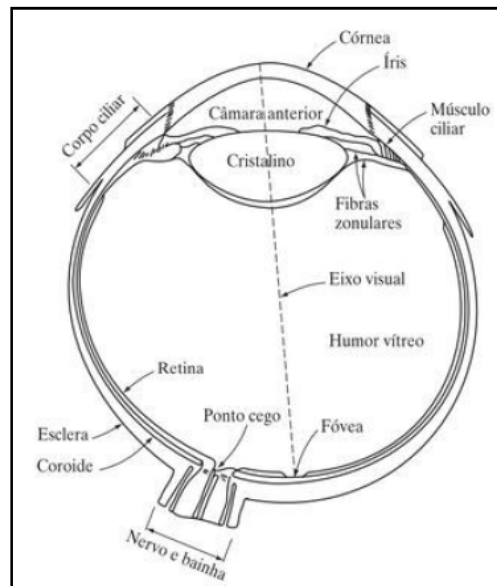


2.1.2.2 Modelos de Cores

Como já foi visto na seção anterior, no século XIX, os físicos Young e Helmholtz¹ introduziram o modelo tricômico (*Red, Green, Blue* – Vermelho, Verde, Azul). Este sistema é baseado nas células fotossensíveis do olho humano (Figura 9), que ao receberem uma radiação eletromagnética, fazem uma amostragem do espectro em três pontos distintos do espectro visível sendo uma amostra na faixa de baixa frequência (cor vermelha), outra amostra na faixa de médias frequências (cor verde) e a outra amostra, na faixa de alta frequência (cor azul). Após fazer essas amostras do espectro, o vetor obtido é então processado e enviado ao cérebro (VELHO et al., 2009).

¹ Thomas Young (1773 – 1829); Hermann Ludwig Ferdinand von Helmholtz (1821 – 1894).

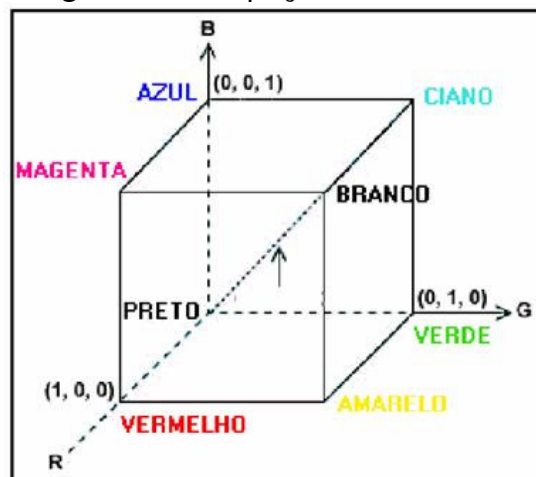
Figura 9 – Olho humano com os sensores (GONZALEZ e WOODS, 2010)



2.1.2.3 Sistema Padrão CIE-RGB

O sistema padrão CIE-RGB, já mencionado anteriormente, definido em 1931, define um espaço de cores tricromático (três cores), cuja base de cores primárias são as cores puras nas porções baixa, média e alta do espectro visível, ou seja, vermelho, verde e azul, respectivamente, e por isso abreviatura RGB. Assim os comprimentos de onda destas cores são, segundo a Comissão Internacional de Iluminação (CIE) de $\lambda_R = 700\text{m}\mu$ para o vermelho, $\lambda_G = 546\text{m}\mu$ para o verde e $\lambda_B = 435.8\text{m}\mu$ para o azul. A representação do espaço de cores RGB pode ser realizada pela Figura 10.

Figura 10 – Espaço de cores RGB



A linha pontilhada, indicada com uma seta, é chamada de linha monocromática, que são os níveis de cinza que variam do preto (0,0,0) até chegar no branco (1,1,1).

2.1.2.4 Sistema CIE-XYZ

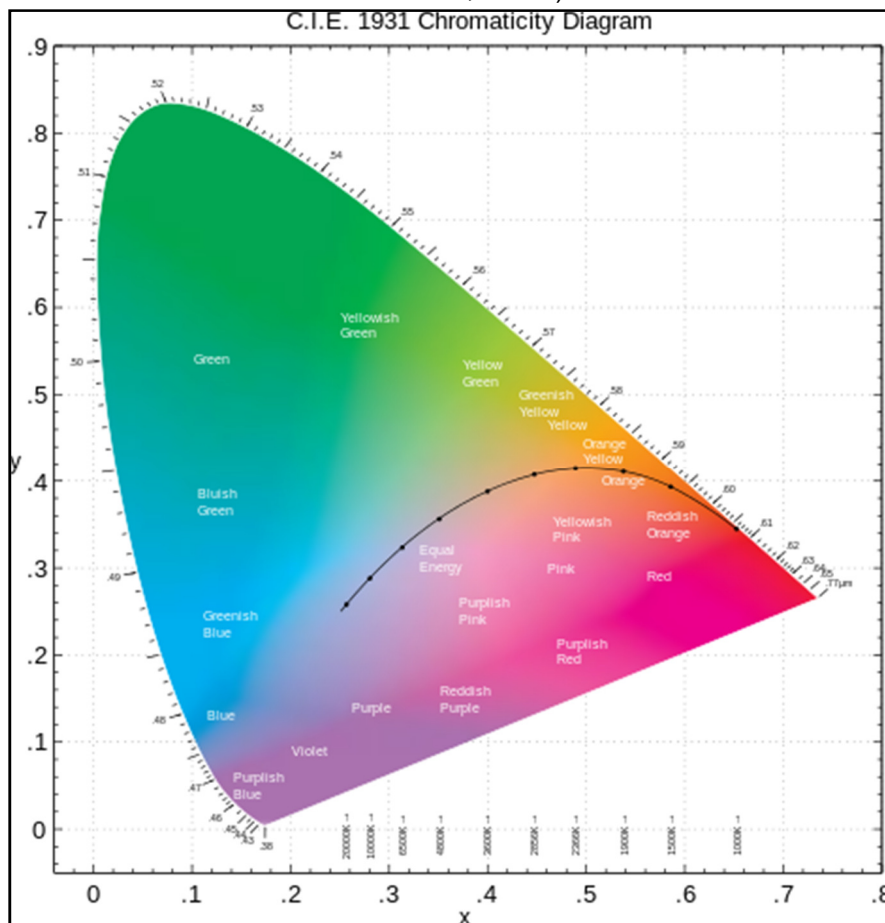
Este sistema, estabelecido em 1930 pela CIE utiliza um mapa (projeção do plano) da resposta espectral das cores para $R(\lambda)$, $G(\lambda)$ e $B(\lambda)$. Neste sistema, que tem como objetivo refletir os valores obtidos experimentalmente e tabulados para a distribuição espectral das cores com base nas cores primárias, pode ser definida como:

$$\varphi(\lambda) = (R(\lambda), G(\lambda), B(\lambda)) \quad (6)$$

Segundo Velho et al. (2009), os dois extremos do mapa $\varphi(\lambda)$ representam as frequências nos limites do espectro visível, com o comprimento de onda mais longo representando o vermelho e o mais curto o azul. O segmento que une estes pontos contém então os vários tons de roxo, obtidos por interpolação de vermelho e azul. Uma vez que a imagem do mapa de cores $\varphi(\lambda)$ é composta de cores espectrais puras, então no limite do sólido de cor indicado na Figura 11.

O mapa $\varphi(\lambda)$ tem sua representação definida pelo, chamado, diagrama de cromaticidade do sistema de cores CIE-RGB, sendo este uma projeção do sólido para o plano Maxwell $x + y + z = 1$.

Figura 11 – Diagrama de cromaticidade – plano de Maxwell (GOMES e VELHO, 1994)



Em Velho et al. (2009) é possível encontrar todo o desenvolvimento para conversão de um espaço de cor para outro, além dos outros espaços que existem na literatura para atender os dispositivos de impressão e/ou visualização de imagens digitais.

2.1.3 Imagem Multiespectral

Uma imagem multiespectral consiste de uma imagem formada por várias faixas do espectro eletromagnético. Para sua exibição, cada faixa é uma imagem e, normalmente é chamada, de banda. Cada uma das bandas é uma imagem em escala de cinzas (tons de cinza), ou em combinação destas bandas a imagem composta ganha características de cor. A interpretação de uma imagem composta exigirá o conhecimento da assinatura de reflectância

espectral dos alvos na cena. Neste caso, o conteúdo de informação espectral da imagem é utilizado na interpretação. Detalhes adicionais sobre composição para imagens multiespectrais será apresentado na próxima seção que vai tratar de sensoriamento remoto.

2.2 Sensoriamento Remoto

Nesta seção será apresentada uma definição de Sensoriamento Remoto, bem como alguns conceitos importantes como: princípios de radiação eletromagnética, algumas plataformas orbitais, com ênfase nas que serão utilizadas no trabalho e, por último a representação (composição) de imagens multiespectrais.

2.2.1 Princípios Básicos

Nos dias atuais, é indiscutível a importância no desenvolvimento de pesquisas, principalmente as que dizem respeito ao meio ambiente. Isso ocorre por diversos fatores, como, por exemplo, as mudanças climáticas que ocorreram nos últimos tempos.

A necessidade por dados do meio ambiente de uma maneira global contribuiu para a expansão do Sensoriamento Remoto (SR) visto que existe diversos enfoques nos quais podem ser utilizados a coleta de dados desta temática ainda, o campo de observação e análise é amplo e muitas vezes, a área estudada é extensa e assim, oportuniza a comparação e acompanhamento das consequências das modificações climáticas.

Para tanto, SR pode ser definido como a maneira de se obter dados de um determinado objeto de estudo sem tocá-lo. De uma maneira mais detalhada, conforme Jensen (2009), o SR é o registro da informação das regiões do espectro eletromagnético, sem que haja o contato com o objeto, utilizando instrumentos como câmeras instaladas em aeronaves ou satélites sendo que a análise destas informações obtidas é realizada de maneira visual ou então, por processamento digital de imagens.

Assim, os instrumentos utilizados no SR são sensores que medem o resultado da interação da energia eletromagnética com o objeto, que pode ser

também uma área geográfica, em questão. Essa interação, como foi visto nas seções anteriores, é a parte refletida do espectro eletromagnético, além da parte absorvida. Esta medição pode ser feita a uma longa distância, por sensores fixados em satélites orbitais. Os dados obtidos por estes sensores, possibilitam ser tratados de forma matemática assim, a análise destes dados bem como seu tratamento, baseiam-se em conceitos matemáticos.

Os dados obtidos no SR podem ser analógicos ou digitais. Os dados digitais, conforme Jensen (2009), podem ser apresentados em forma de uma matriz, também chamada de *raster*, que podem ser apresentados em forma de uma matriz linear ou ainda, como uma matriz bidimensional, bem como de valores de brilho obtidos por meio de um *scâner*.

Para a representação destes dados, alguns termos são importantes de serem apresentados haja vista que são termos comumente utilizados no SR evitando assim, confusões e interpretações errôneas com termos utilizados no senso comum, segundo Jensen (2009), esses termos são:

- Informação Espectral: cada objeto possui uma informação de quantidade de energia eletromagnética que reflete, emite em frequências específicas devido a suas características físicas, biológicas e químicas;
- Resolução Espectral: é o número e o tamanho de intervalos de comprimento de ondas específicos no espectro eletromagnético que o instrumento de SR é sensível;
- Informação Espacial: cada *pixel* em uma imagem digital de sensoriamento remoto está localizado em um posição específica na imagem e associado com coordenadas x,y específicas no terreno. Depois de corrigida para uma projeção cartográfica padrão, a informação de cada *pixel* permite que a informação oriunda do sensoriamento remoto seja utilizada com outros dados espaciais;
- Resolução Espacial: é a medida da menor separação linear entre dois objetos que pode ser determinada pelo sistema de sensoriamento remoto;
- Informação Temporal: cada informação coletada no sensoriamento remoto é de um momento único. Um mesmo objeto pode

ser coletado várias vezes, mas, cada vez que se obtém uma nova coleta de informação é possível fazer um acompanhamento da evolução de um determinado fenômeno o que permite fazer previsões sobre determinados fenômenos;

- Resolução Temporal: é a frequência que o sensor registra as imagens do objeto.

2.2.2 Princípios de Radiação Eletromagnética

A radiação eletromagnética, depois de gerada, se propaga na atmosfera quase que na velocidade da luz, sendo assim, ela pode sofrer alterações na sua velocidade, comprimento de onda, sua intensidade ou sua distribuição espectral (JENSEN, 2009).

Outras características importantes devem ser apresentadas, pois estas interferem no resultado do sensoriamento remoto. Cada uma das características apresentadas a seguir, são importantes no resultado do SR.

A radiação eletromagnética pode ainda, sofrer outras alterações como por exemplo, a refração onde há o desvio da direção. Ainda conforme Jensen (2009), a refração ocorre quando a radiação eletromagnética encontra substâncias de diferentes densidades. A refração acontece, pois, a radiação eletromagnética, em meios diferentes, possui velocidades diferentes, ou seja, a velocidade da radiação eletromagnética depende do meio pelo qual ela atravessa. Quanto maior a densidade do meio, mais lento é o deslocamento da luz neste meio.

O índice de refração é uma razão entre velocidade da luz no vácuo e a velocidade da luz em uma substância, como a água, por exemplo. Assim:

$$n = \frac{c}{c_n} \quad (7)$$

onde:

n = índice de refração;

c = velocidade da luz no vácuo;

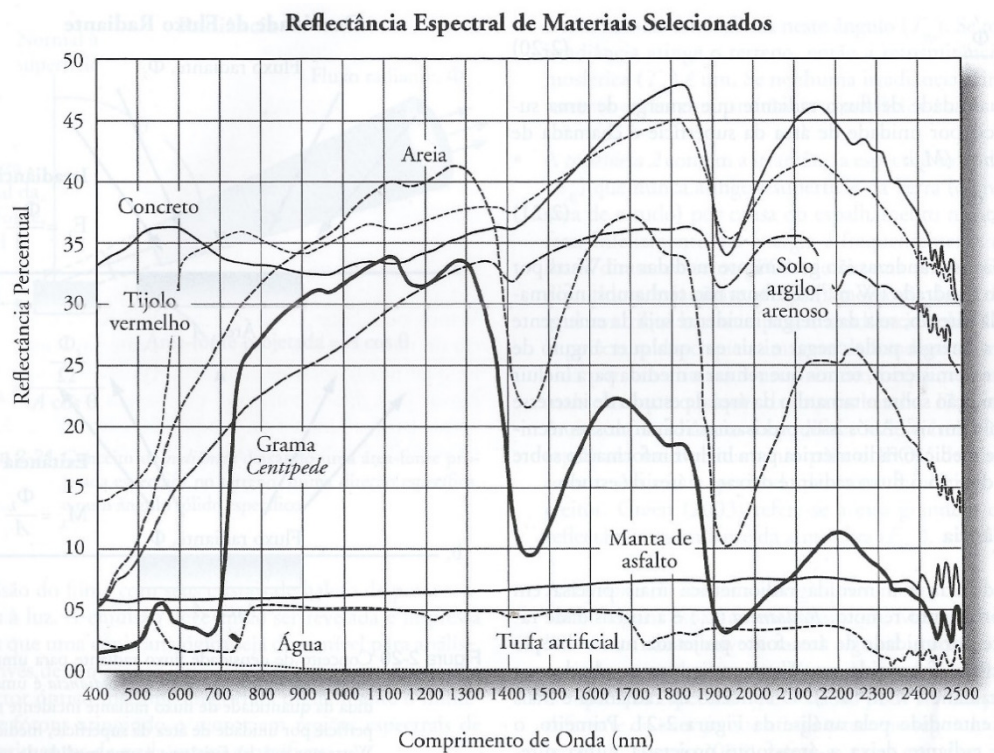
c_n = velocidade da luz em uma substância.

Além da refração, há o espalhamento, que é similar a refração e diferencia-se pelo fato de que a direção associada ao espalhamento é inesperada. Conforme Jensen (2009), há três tipos de espalhamento e são: espalhamento *Rayleigh* (molecular) que ocorre quando o diâmetro da matéria é muitas vezes menor que o comprimento de onda da radiação eletromagnética – a maior parte deste espalhamento ocorre de 2 a 8 km acima do solo; o espalhamento *Mie* (não-molecular ou partículas de aerossóis) que ocorre em partículas esféricas de diâmetros com tamanho iguais ao comprimento de onda da energia incidente – ocorre nos 4,5 km inferiores da atmosfera; espalhamento não-seletivo onde todos os comprimentos de onda são espalhados – ocorre nas porções mais baixas da atmosfera.

A absorção é quando a energia radiante é absorvida e então, convertida em outra forma de energia e esta, pode ocorrer no terreno ou na atmosfera. O intervalo de comprimento de onda do espectro eletromagnético no qual a energia radiante é absorvida por uma substância é chamada de banda de absorção.

A refletância consiste no deslize da radiação eletromagnética em um objeto. Há vários tipos de superfícies refletoras conforme Jensen (2009) há: a reflexão especular – quando a superfície que a radiação refletirá é essencialmente lisa, ou seja, a altura média do perfil da superfície é menor que o comprimento de onda da radiação; reflexão difusa – quando a superfície é rugosa, ou seja, possui grande altura superficial. A Figura 12 mostra o resultado da reflectância nos comprimentos de ondas de diversos tipos de terrenos.

Figura 12 – Reflectância em função dos comprimentos de ondas para diversos tipos de alvos (terrenos) de SR (JENSEN, 2009)



2.2.3 Plataformas Orbitais

O desejo do homem voar não é algo novo, segundo Jensen (2009), desde a Grécia antiga é notável este desejo, como na história de Ícaro, que com asas de cera e pena, voou tão próximo ao Sol que estas derreteram e ele, Ícaro, caiu na Terra. Assim, desde a Grécia antiga o homem busca construir objetos capazes de fazê-lo voar. Os primeiros registros de objetos com esta finalidade são dos Ornitópteros, que datam desde 1010 até 1514. Já em 1783, foi inventado o balão de ar quente por Joseph e Etienne Montgolfier e, em 1858, Gaspard Felix Tournachon obteve a primeira fotografia aérea, capturada a bordo de um balão destes e nascia assim a Fotogrametria aérea.

A dificuldade em manter o balão estável para capturar a imagem foi responsável pelo desenvolvimento de outros métodos para obter fotografias aéreas. Desta forma, o uso de câmeras aéreas presas a pipas para obtenção de fotografias aéreas datam de 1890. Com a construção do avião e com a primeira Guerra Mundial, a necessidade de se fotografar o campo inimigo a bordo de avião se tornou importante sendo, pelo menos, dois terços de toda informação militar obtida por meio de fotografias aéreas (JENSEN, 2009). Já na segunda

Guerra Mundial, as fotografias aéreas não serviam apenas para reconhecer o campo inimigo, mas também, para avaliar a destruição após bombardeá-los.

Somente em 1957, com o lançamento do Sputnik, primeiro satélite a orbitar a Terra, que se deu início a programas de satélites de reconhecimento. Em 1959, com o lançamento do projeto Corona, pelos EUA, possibilitou a obtenção de imagens que depois de obtidas no espaço, retornavam a Terra em cápsulas, utilizando para este fim, paraquedas.

Nesse contexto, diante da necessidade constante de se obter mais dados e com melhor qualidade, desenvolveram tantos instrumentos de coleta de dados, sensores, como os satélites atuais.

Apesar de, inicialmente, as imagens aéreas serem amplamente utilizadas como informações para guerra, percebeu-se que este uso poderia, também, ser aplicado a questões ambientais, planejamento urbano, prevenção de desastres entre outros. Assim, deu início o uso de plataformas espaciais de sensoriamento remoto.

As duas plataformas que serão utilizadas neste trabalho são a Landsat 8 e o CBERS – 4, assim uma breve contextualização dessas plataformas serão apresentadas a seguir.

2.2.3.1 CBERS – 4

O satélite CBERS – 4 é o quinto satélite do programa CBERS (**China-Brazil Earth Resources Satellite, Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres**), que nasceu de uma parceria inédita entre Brasil e China no setor técnico-científico espacial. Com essa parceria o Brasil passou a ter ferramenta, muito importante, para monitorar seu território com satélites próprios de sensoriamento remoto. Segundo INPE (2017), a família de satélites de sensoriamento remoto CBERS trouxe avanços importantes para o Brasil, no monitoramento ao meio ambiente e recursos naturais com base em imagens CBERS.

As imagens CBERS são importantes aliadas no controle do desmatamento e queimadas na Amazônia Legal, no monitoramento de recursos hídricos, áreas agrícolas, crescimento urbano, ocupação do solo, entre outras aplicações (INPE, 2017).

A carga útil do CBERS – 4 é composta de instrumentos diretamente relacionados com a aquisição dos dados científicos ou relacionados à missão do satélite (EIPHANIO, 2011), sendo estes instrumentos, uma Câmera Pancromática e Multiespectral (PAN), uma Câmera Multiespectral Regular (MUX), o Imageador Multiespectral e Termal (IRS), a Câmera de Campo Largo (WFI), além dos transmissores e gravadores que juntos compõem o sistema de coleta de dados. A tabela 1 resume as características dos sensores embarcados no CBERS – 4.

Tabela 1 – Características dos sensores do CBERS – 4 (EIPHANIO, 2011)

	MUX	PAN	IRS	WFI
Responsável	Brasil	China	China	Brasil
Faixa	120 km	60 km	120 km	866 km
Revisita no equador	26 dias	52 dias (podendo chegar a três dias)	26 dias	5 dias
Bandas	4 (B, G, R, NIR)	4 (G, R, NIR, PAN)	4 (PAN, 2 SWIR, TIR)	4 (B, G, R, NIR)
Bits	8	8	8	10
Gravação a bordo	Sim	Sim	sim	sim
Visada lateral	Não	sim ($\pm 32^\circ$)	não	não
GIFOV (altitude de 778 km)	20 m	5 m (Pan), 10 m (Multiespectral)	40 m (80 no TIR)	64 m

Um exemplo de imagem tomada pelo sensor MUX, composição colorida do CBERS – 4 pode ser verificado na Figura 13.

Figura 13 – Imagem do sensor MUX, composição colorida do CBERS – 4 (INPE, 2017)



2.2.3.2 LANDSAT 8

A série LANDSAT é a mais antiga série de dados de um programa de monitoramento terrestre com base em imagens orbitais. A série teve início na segunda metade da década de 60, com a missão Earth Resources Technology Satellite (ERTS), passando a se chamar LANDSAT (Land Remote Sensing Satellite) em 1975. O primeiro satélite, lançado em 1972 (ERTS-1 ou Landsat-1), levou dois sensores a bordo: as câmeras RBV (Return Beam Vidicon) e MSS (Multispectral Scanner System). Em 1975 e 1978, com os mesmos sensores, foram lançados os Landsat 2 e 3, respectivamente (NASA, 2013).

O Landsat 4, lançado em 1982, foi o primeiro da série a contar, além do sensor MSS, com o sensor TM (Thematic Mapper), projetado para subsidiar pesquisas nas mais diversas áreas temáticas. Em 1984, dois anos mais tarde, entrou em órbita o Landsat 5, com os mesmos sensores. O MSS enviou dados até 1995, mas em contrapartida o sensor TM manteve-se ativo até novembro de 2011, atingindo 28 anos de operação (NASA, 2013). Em 1993, o sexto satélite da série Landsat, projetado com o sensor ETM (Enhanced Thematic Mapper) e com inclusão da banda 8, pancromática, que tinha 15 metros de resolução espacial, não conseguiu atingir a órbita terrestre, devido à ocorrência de falhas no lançamento. Seis anos depois, em 1999 foi lançado ao LANDSAT 7, com o sensor ETM evoluído para o sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus). Este instrumento foi capaz de ampliar as possibilidades de uso dos produtos LANDSAT. O L7 esteve operacional até 2003 e devido a problemas técnicos as

imagens que o L7 continuam gerando, necessitam de correções prévias para suas aplicações (NASA, 2013).

A série LANDSAT teve continuidade com o lançamento em 2013, do satélite LDCM (Landsat Data Continuity Mission), também, denominado Landsat 8 que opera com os sensores OLI (Operational Land Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor). O sensor OLI tem a função de garantir a continuidade dos produtos gerados a partir dos sensores TM e ETM+, a bordo das plataformas anteriores, além de incluir duas novas bandas espectrais, uma projetada para estudos de áreas costeiras e outra para detecção de nuvens (NASA, 2013).

Um exemplo de imagem utilizando o sensor OLI do satélite Landsat 8, na composição multiespectral pode ser verificado na Figura 14.

Figura 14 – Exemplo de uma imagem Landsat 8, sensor pancromático com composição RGB



A descrição das bandas dos sensores OLI (*Operational Land Imager*) e TIRIS (*Thermal Infrared Sensor*) do Landsat 8 estão na tabela 2.

Tabela 2 – Bandas dos sensores do Satélite Landsat 8 (NASA, 2013)

Banda	Intervalo espectral (μm)	Resolução espacial (m)
Band 1 - Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
Band 2 - Blue	0.45 - 0.51	30
Band 3 - Green	0.53 - 0.59	30
Band 4 - Red	0.64 - 0.67	30
Band 5 - Near Infrared (NIR)	0.85 - 0.88	30
Band 6 - SWIR 1	1.57 - 1.65	30
Band 7 - SWIR 2	2.11 - 2.29	30
Band 8 - Panchromatic	0.50 - 0.68	15
Band 9 - Cirrus	1.36 - 1.38	30
Band 10 - Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100 (30)*
Band 11 - Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100 (30)*

* Bandas TIRS adquiridas com 100m de resolução e reamostradas para 30m.

2.3 Processamento de Imagens Digitais

Após obter a imagem, o segundo passo em um processo de extração da informação é correção e/ou melhora da imagem. Isso é necessário por motivos que vão desde problemas na aquisição, transmissão e representação da imagem, até o processo de extração de informação que precisa de certas características da imagem que não estão explícitas. Assim o processo de correção e/ou melhoria é definido como Processamento Digital de Imagens.

As correções das imagens, normalmente, geram melhorias na mesma de forma que, a informação disponível na imagem possa ser utilizada para o propósito específico. No entanto, pode ocorrer a necessidade de processar a imagem para evidenciar uma determinada informação, como os índices espectrais, por exemplo. Dessa forma esse texto vai tratar, tanto o processo de correção como o de evidenciar uma determinada informação, como Processamento Digital de Imagens (PDI).

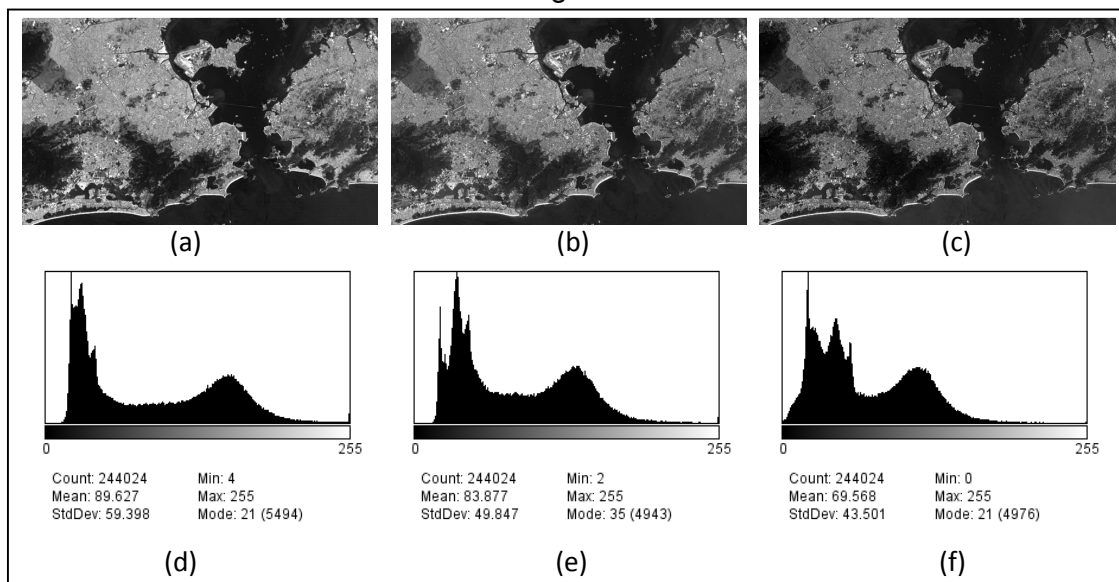
Um processamento pode ser realizado no domínio espacial ou no domínio da frequência. Processamentos no domínio de frequência, normalmente, são baseados em transformadas de imagens. A transformada mais comum utilizada em PDI é a transformada de Fourier da imagem original. Por outro lado, o aprimoramento do domínio espacial envolve a manipulação dos *pixels* em uma imagem a partir do próprio plano da imagem que serão os processos abordados nesse trabalho.

Existe na literatura muitos algoritmos e ferramentas para a área de PDI. No entanto esse trabalho se restringirá aos principais deles, de forma que os mesmos possam ser aplicados em imagens orbitais que é o objeto de processamento desse trabalho.

2.3.1 Processamento de Imagens Baseado em Histograma

Considerando uma imagem digital em escalas de cinza com $M \times N$ *pixels*, em que cada *pixel* possui um valor na escala de cinza, então é possível obter uma representação da imagem com base no seu Histograma, que é o gráfico com a distribuição dos seus valores de tons de cinza e no eixo das abscissas e sua respectiva quantidade de *pixels* que a imagem contém com cada tom nas ordenadas (CRÓSTA, 1992). O histograma é uma das formas mais utilizadas para representar a distribuição dos Números Digitais (DN – *Digital Number*) de uma imagem, bem como na etapa de PDI.

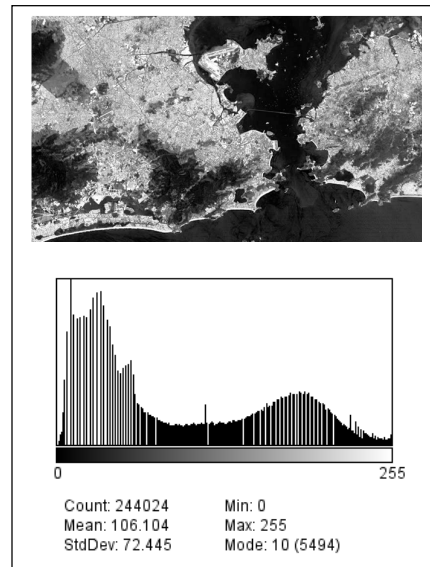
Figura 15 – Bandas R, G e B da imagem CBERS – 4 com seus respectivos histogramas



A Figura 15 contém os histogramas para cada uma das bandas R, G e B da imagem CBERS – 4 indicada na Figura 13. No PDI o histograma pode ser utilizado para mudanças nas intensidades dos tons de cinza. Esse processo é chamado de transformações de intensidades. A Figura 16 mostra uma

mudança para a imagem da banda R da CBERS – 4 (Figura 15 – a). Nesta imagem o ajuste realizado é denominado de equalização do histograma.

Figura 16 – Exemplo de uma transformação de intensidade no histograma – Equalização do Histograma



A equalização do histograma é uma das várias formas de realizar a transformação de intensidade em uma representação baseada em histograma. De maneira simples uma transformação de intensidade pode ser expressa por:

$$s = T(r) \quad (8)$$

em que s e r são variáveis que indicam a intensidade de g (imagem de entrada) e f (imagem de saída) em qualquer ponto (x, y) .

Segundo Gonzalez e Woods (2010) o operador de transformação T pode ser:

- Operador de Alargamento de contraste:

$$s = T_1(r) = \frac{1}{(1+(k/r)^E)}, \quad (9)$$

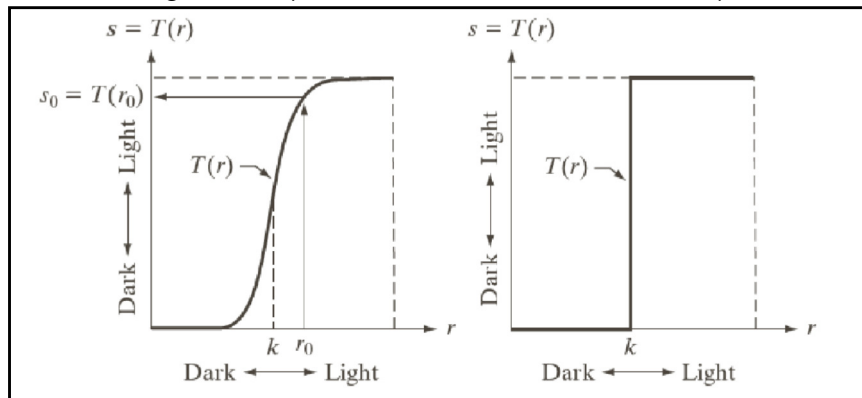
sendo k , E , fatores de ajuste da função.

- Limiarização:

$$s = T_2(r) = \begin{cases} 0 & \text{se } r < k \\ 1 & \text{se } r \geq k \end{cases} \quad (10)$$

Esses operadores têm seus gráficos indicados na Figura 17 a seguir:

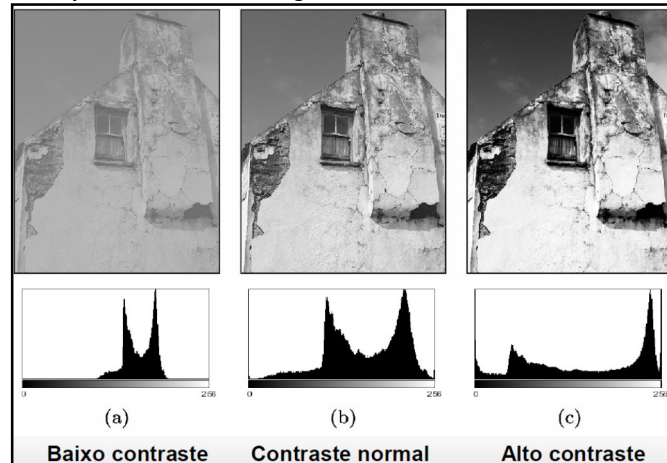
Figura 17 – Operadores de transformações T1 e T2, com seus respectivos gráficos (GONZALEZ e WOODS, 2010)



Ainda, em Gonzalez e Woods (2010), é possível encontrar várias outras funções de transformações, tais como: negativos de imagens, transformações logarítmicas, transformações de potência (gama), transformações lineares definidas por partes, entre outras.

De forma geral, o processamento baseado em histograma utiliza um princípio de que toda imagem possui um contraste podendo ser alto, médio ou baixo. Analisando o seu histograma o processo a ser utilizado vai modificar o contraste, concentrando em uma determinada região ou espalhar para obter a melhor forma de extrair da imagem a informação necessária. O melhoramento do contraste em uma imagem possibilita deixar mais nítida algumas informações que só podem ser obtidas por análise possível se o contraste está adequado. A Figura 18 apresenta essa diferença para o contraste (CRÓSTA, 1992).

Figura 18 – Exemplo de uma imagem com contrastes, baixo, normal e alto



2.3.2 Processamento de Imagens Baseado em Filtragem

Ao analisar uma imagem, é comum constatar vários “defeitos”, o que chama-se de ruídos na área de imagem. Os ruídos podem dificultar a interpretação de informações contidas na imagem, então existem técnicas específicas para corrigir esses “defeitos” na imagem que são as técnicas de filtragem.

Na técnica de filtragem e o processamento digital de imagem também se divide em: filtragem no domínio da frequência, baseando-se em um processo conhecido como convolução, com modelo matemático bem definido para ser aplicado nas transformadas de imagem, que tem na transformada de Fourier a sua mais conhecida; e a filtragem no domínio espacial, que também tem um processo que modela a convolução no domínio do espaço, mas baseando-se em máscaras que são submatrizes com valores aproximados dos processos necessários.

Os filtros de convolução, tanto no domínio da frequência, quanto no domínio do espaço, se dividem em três tipos básicos: os filtros passa baixas, os passa altas e os filtros passa bandas (CRÓSTA, 1992). No caso do domínio do espaço existem os filtros direcionais.

Os filtros passa altas são responsáveis pelo processo de enfatizar as chamadas altas frequências, assim tornam mais nítidas as transições entre regiões diferentes, conhecidas como bordas dos objetos. Um efeito indesejável

desses filtros é o de enfatizar o ruído presente na imagem (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Os filtros passa baixas, tem uma situação contrário aos passa altas, e tendem a eliminar as altas frequências espaciais, gerando uma suavização na imagem. Uma vez que as altas frequências correspondem às transições abruptas, ao atenuá-las, a suavização tende a minimizar o efeito do ruído na imagem (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Os filtros espaciais, que serão os abordados nesse trabalho podem ser baseados em operações definidas como *pixel a pixel*, ou de vizinhança dos *pixels*. Nas operações definidas como *pixel a pixel*, o resultado é a substituição do *pixel* por um processo baseado somente nele, tais como as transformações de intensidades no processamento baseado em histograma.

Nos filtros espaciais que operam com base na vizinhança, os resultados ocorrem para um conjunto de *pixels* tomados sempre em função de uma máscara que define o operador e tipo de operação em questão. Esses normalmente, são baseados operadores matemáticos que procuram por descontinuidades nas imagens (bordas).

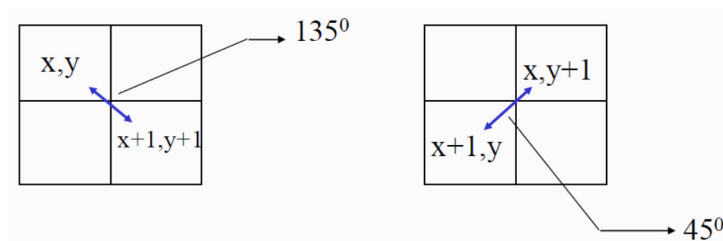
Os primeiros e mais simples são os operadores baseados em gradientes. Assim tomando a imagem com uma superfície, o vetor gradiente definido por:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (11)$$

Tem um formato discreto dado por d_1 na direção 135° e d_2 na direção 45° :

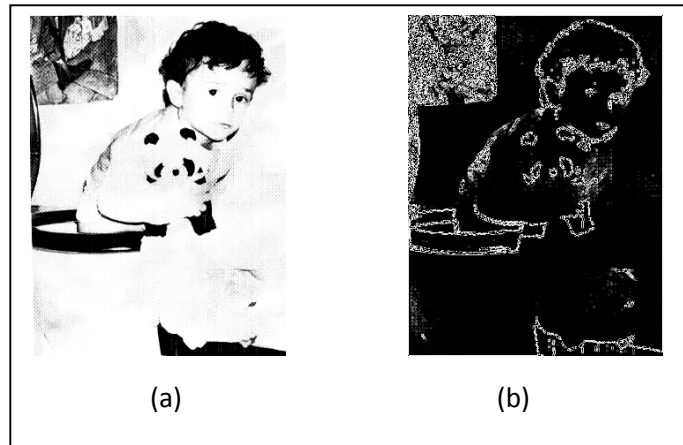
$$\nabla_{d_1} f(x, y) = f(x, y) - f(x+1, y+1), \quad (12)$$

$$\nabla_{d_2} f(x, y) = f(x, y+1) - f(x+1, y) \quad (13)$$



Esse operador é conhecido como o gradiente de Roberts (2x2). Um resultado de sua aplicação pode ser verificado na Figura 19 (GONZALEZ E WOODS, 2010).

Figura 19 – Detector de bordas de Roberts (2x2); (a) Imagem original; (b) Bordas detectadas (GONZALEZ e WOODS, 2010)



De forma mais ampla, a teoria sobre detectores de bordas é um capítulo à parte no processamento digital de imagens. Uma boa revisão pode ser encontrada em (GONZALEZ e WOODS, 2010), pois aqui o assunto foi tratado de forma bem resumida apenas para mostrar sua capacidade, uma vez que não será útil neste trabalho.

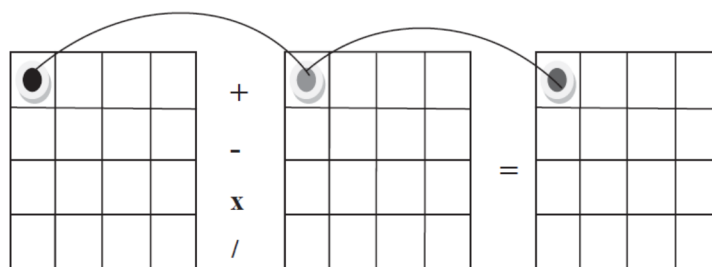
2.3.3 Processamento de Imagens Baseado em Aritmética de Bandas

Segundo Meneses e Almeida (2012), a aritmética de bandas é a forma mais simples para realizar o processamento de imagens, com resultados que podem ser bastante expressivos. A execução de operações matemáticas, tais como soma, subtração, multiplicação e divisão, de forma simples é a maior vantagem do uso de imagens multiespectrais no processamento de imagem.

Com esse tipo de processamento é possível, por exemplo, suavizar imagens ruidosas ou obter realces de toda uma área da imagem, ou então, de um alvo específico de forma bastante rápida. Através das operações aritméticas, um processamento é realizado a partir de combinações de imagens, transformando os dados de entrada em uma nova imagem completamente distinta (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Nesse tipo de processamento, o processo de transformação é executado *pixel a pixel* por meio de uma regra matemática pré-definida, envolvendo pelo menos, duas bandas do mesmo sensor ou até mesmo, a mesma banda, porém, em datas de aquisição diferentes. Um modelo desse processo pode ser verificado na Figura 20.

Figura 20 – Modelo de operação aritmética executada pixel a pixel em uma imagem multiespectral (MENESES; ALMEIDA, 2012)



Ainda segundo Meneses e Almeida (2012), as operações de uso mais comuns, para o processamento de imagens baseado na aritmética de bandas, são a divisão e a subtração, com reduzidas aplicação para as operações de soma e multiplicação. Mais detalhes sobre o processamento de imagens com base na aritmética de bandas para as operações e suas aplicações, principalmente em Sensoriamento Remoto podem ser encontradas em Meneses e Almeida (2012).

3. MÉTODO PROPOSTO

O método proposto para realizar esta pesquisa, passa por três etapas complementares: a revisão teórica dos principais índices espectrais utilizados em Sensoriamento Remoto; seguido de uma aplicação dos principais índices para definir a área verde do município de Sinop – MT, nas imagens MUX do CBERS – 4 e OLI do Landsat 8; e por último a realização de uma classificação dos resultados. No final do processo essa metodologia pretende mostrar a potencialidade dessas ferramentas, não para Sensoriamento Remoto onde as mesmas já são consolidadas, mas sim para o ensino de Matemática, considerando a característica interdisciplinar, peculiar que a área de Sensoriamento Remoto possui.

3.1 Índices Espectrais em Sensoriamento Remoto

O principal processo no processamento digital de imagens, segundo (GILABERT et al., 2002) é a segmentação eficiente da imagem, que é um importante passo em muitas aplicações na análise de imagens, como por exemplo, na identificação de áreas com vegetação e, conseqüentemente, áreas definidas como não antrópicas (ZANIN e DAL POZ, 2003). Nesse sentido, segundo (HUETE et al., 1994), os índices espectrais são fundamentais.

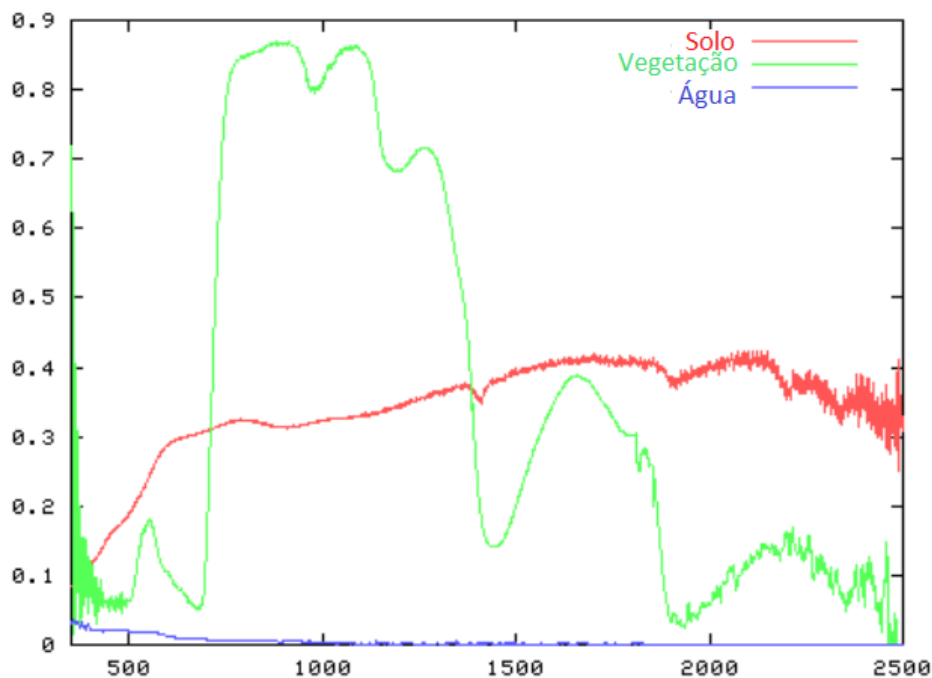
Um índice espectral é o resultado de operações matemáticas entre valores numéricos de *pixels* das bandas de uma imagem. As operações matemáticas, tratadas como combinações de reflectância superficial em dois ou mais comprimentos de onda, devem definir uma abundância relativa das características de interesse.

Os índices de vegetação são os índices espectrais mais utilizados na área de Sensoriamento Remoto, sendo utilizados desde a década de 1970. Estes índices têm uma ampla gama de aplicações tais como: monitoramento de vegetação, modelagem hidrológica; atividades agrícolas e estudos vinculados a

variações sazonais da ecologia da paisagem dentre outros (VERSTRAETE e PINTY, 1996).

Em geral, vegetações saudáveis são muito bons absorventes de energia eletromagnética na região visível. Esta absorção é reduzida e a reflexão aumenta, no limite vermelho/infravermelho, perto de $0,7 \mu\text{m}$. Dessa forma a reflectância é quase constante de $0,7-1,3 \mu\text{m}$ e depois diminui para os comprimentos de onda mais longos. O comportamento das curvas de reflectâncias (absorção e reflexão) para o solo, a vegetação e água está na Figura 21.

Figura 21 – Curvas de reflectâncias em função dos comprimentos de ondas para solo, vegetação e água (ZHANG e ZHANG, 2016)



Os índices de vegetação devem garantir indicadores numéricos para quantificar a vegetação presente, tais como percentual de cobertura e quantidade de biomassa, por exemplo. Os índices de vegetação devem, também, reduzir o efeito atmosférico e topográfico, se possível.

Segundo Bannari et al. (1995), mais de quarenta índices de vegetação foram desenvolvidos nas últimas duas décadas, na área de sensoriamento remoto. No trabalho de Bannari et al. (1995), é apresentado uma tabela com um

resumo cronológico da maioria dos índices de vegetação encontrados na literatura.

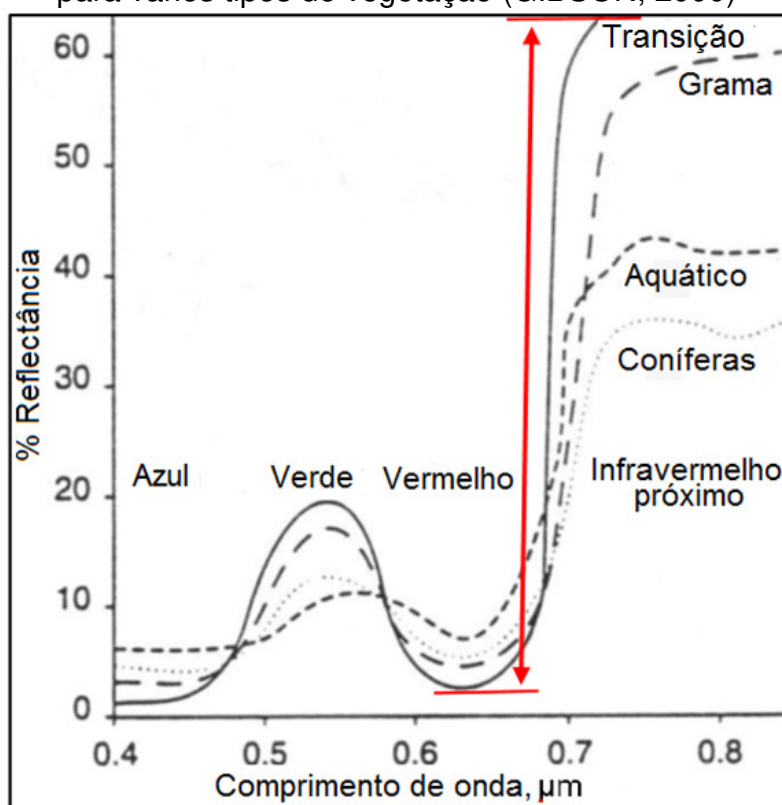
Pearson e Miller (1972) são pioneiros nos índices de vegetação, pois desenvolveram as duas primeiras formas de índices de vegetação: o "*Ratio Vegetation Index*" (RVI) e o "*Vegetation Index Number*" (VIN), para estimar o monitoramento de coberturas de vegetação, indicados nas equações (14) e (15).

$$RVI = \frac{R}{NIR} \quad (14)$$

$$VIN = \frac{NIR}{R} \quad (15)$$

onde R é a reflectância no canal vermelho e NIR é a reflectância no infravermelho próximo.

Figura 22 – Percentual de reflectância em função dos comprimentos de ondas para vários tipos de vegetação (GIBSON, 2000)



Esses índices aumentam o contraste entre o solo e a vegetação, e segundo Baret e Guyot (1991), são menos afetados pelo efeito das condições

de iluminação, no entanto são sensíveis às propriedades do solo frente aos sensores. Esse contraste pode ser verificado na diferença que os vários tipos de vegetação têm para as bandas vermelha e infravermelho próximo, como indica a Figura 22.

A primeira versão do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), foi proposta por Rouse et al. (1974). O NDVI é um dos principais índices utilizados na literatura para destacar a vegetação em uma imagem de Sensoriamento Remoto. Este índice, também, utiliza a relação entre as bandas vermelha e o infravermelho próximo destacando a vegetação do restante da imagem (HUETE et al. 2002).

Como a energia refletida na banda vermelha diminui com o desenvolvimento da planta (processo de absorção de clorofila na folha) e, por outro lado, a energia refletida na banda infravermelho aumenta com o desenvolvimento da planta (processo de dispersão em folhas saudáveis), o índice NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) consiste na diferença normalizada entre dois canais, como indica a equação (16):

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (16)$$

em que ρ_{RED} e ρ_{NIR} são os valores para as medidas de reflectância do vermelho e do infravermelho próximo, respectivamente.

O NDVI varia de valores próximos a 0 em áreas áridas ou estéreis, até valores próximos a 1 em áreas de vegetação densa. Os valores negativos do NDVI geralmente correspondem a áreas urbanas e os muito próximos de -1 são atribuídos aos corpos d'água. Isso ocorre por causa da baixa reflectância dos corpos d'água na banda do infravermelho próximo, como pode ser verificado na Figura 21 (HUETE et al. 2002).

Huete (1988) desenvolveu um novo índice de vegetação denominado índice de vegetação ajustada ao solo (SAVI - *Soil Adjusted Vegetation Index*). A originalidade desse índice está no modelo simples que permite descrever adequadamente a relação entre o solo e a vegetação. O SAVI pode ser definido pela seguinte equação (17).

Nessa equação, o acréscimo do fator L permite um ajuste de correção do efeito de brilho do solo na imagem. Os valores de L que podem ser utilizados são: 1 (densidade de vegetação baixa); 0,5 (densidade de vegetação média); 0,25 (densidade de vegetação alta). Desta forma, este índice é expresso pela seguinte equação:

$$SAVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{RED})}{(L + \rho_{NIR} + \rho_{RED})} (1 + L) \quad (17)$$

Se o valor de L for zero ($L = 0$), o SAVI é igual ao NDVI, e apresenta vantagem de descrever as mudanças na cobertura de vegetação do solo, independentemente do tipo de sensor utilizado.

De forma geral existem vários índices espectrais, para várias aplicações. Estes índices variam quanto a fórmula, os sensores e as bandas utilizadas. Uma revisão ampla sobre os índices e suas aplicações pode ser encontrada em Bannari et al. (1995).

3.2 Aplicação dos Índices Espectrais

Para aplicar os índices espectrais nesse trabalho, utilizou-se imagens de dois satélites: Landsat 8 e CIBER 4, e seus, respectivos sensores OLI e MUX. As imagens obtidas são da cidade de Sinop – Mato Grosso, obtidas por meio do site do INPE², mas, para realizar o estudo, estas imagens foram recortadas com base no *shapefile* da área urbana.

De cada sensor foi escolhida uma imagem, do Landsat 8 com data de 13 de abril de 2017 e do CBERS – 4, data de 9 de abril de 2017. A escolha das datas das imagens foi aleatória levando em consideração o menor percentual de nuvens do período. Para aplicar os índices foram utilizadas as bandas vermelho, infravermelho próximo.

Para realizar o cálculo dos índices de vegetação, as imagens passam por um processo de calibração radiométrica através de processamentos, divididos em duas etapas. A primeira é o cálculo de radiância das bandas

² www.dgicatalogo.br

utilizadas, ou seja, a vermelha (*red*) e o infravermelho próximo (*NIR*). O cálculo consiste da conversão dos valores de cada um dos *pixels* (Números Digitais – ND) em grandezas de radiância espectral no topo da atmosfera (MENESES; ALMEIDA, 2012), conforme (18).

$$L_{\lambda} = M_L Q_{cal} + A_L \quad (18)$$

Onde L_{λ} é a radiância espectral no topo da atmosfera; M_L é o fator multiplicativo da radiância para a banda específica; Q_{cal} é o ND do *pixel* e A_L o fator aditivo da radiância para a banda específica (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Após a conversão das imagens para valores de radiância espectral, as mesmas ainda foram submetidas ao cálculo de reflectância no topo da atmosfera e isso se faz com a equação (19).

$$\rho_{\lambda} = M_{\rho} L_{\rho} + A_{\rho} \quad (19)$$

Sendo ρ_{λ} a reflectância no topo da atmosfera, sem a correção de ângulo solar; M_{ρ} o fator multiplicativo da reflectância para as bandas específica; L_{ρ} a radiância espectral e A_{ρ} o fator aditivo da reflectância para a banda específica (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Para a manipulação das imagens foi utilizado o *software* QGis³ aplicada para o conjunto de imagens segundo os resultados a seguir, para os respectivos índices espectrais.

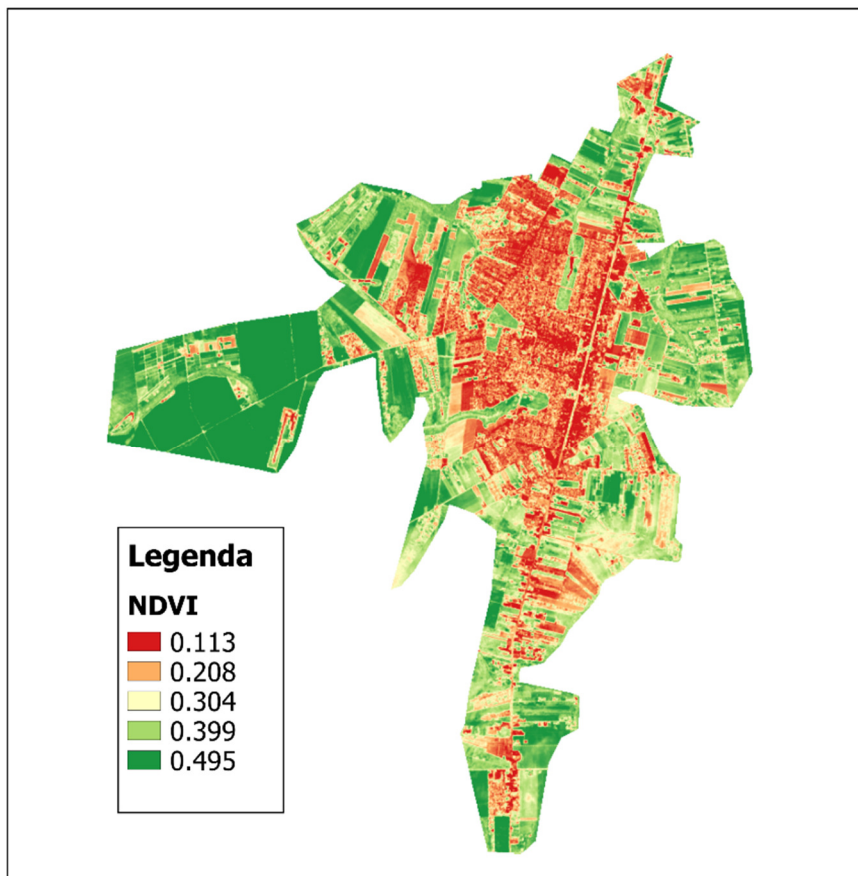
3.2.1 Aplicação do NDVI

Para as imagens com as datas indicadas na seção anterior, dos referidos sensores (OLI – Landsat 8 e MUX – CBERS – 4) aplicou-se as equações (18) e (19) para as bandas vermelhas (*red*) e infravermelho próximo (*NIR*). Com

³ *Software open source* multiplataforma de sistema de georreferenciamento (GIS) que provê visualização, edição e análise de dados georreferenciados.

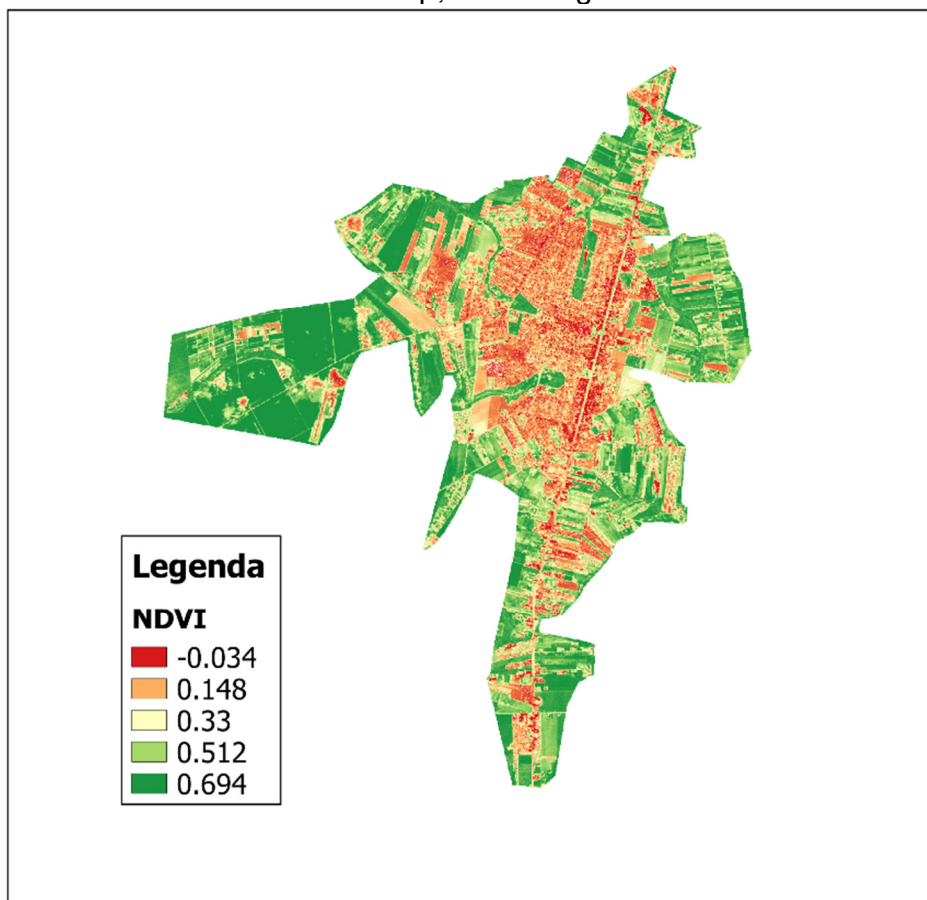
os resultados de reflectância para as bandas, então se aplica a equação para o cálculo do NDVI (equação (16)) obtendo os resultados indicados a seguir.

Figura 23 – Resultado da aplicação do NDVI na imagem Landsat 8, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 13/04/2017



Na Imagem Landsat 8, de 13 de abril de 2017, o resultado da aplicação do NDVI gerou, para o recorte da área urbana de Sinop a Figura 23. Importante chamar atenção para a escala do NDVI, nesta imagem e os valores que a mesma indica, sendo 0,113 o valor mais baixo do NDVI, indicando regiões com pouca vegetação e os maiores valores na escala (0,495) que indicam as áreas com maior incidência de cobertura vegetal.

Figura 24 – Resultado da aplicação do NDVI na imagem CBERS – 4, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 09/04/2017



O resultado dos mesmos processos aplicado par a imagem CBERS – 4 de 09 de abril de 2017, gerou os resultados de NDVI em uma escala que vai de -0,034 até 0,694, sendo o menor valor (-0,034) a indicação de menos cobertura de vegetação e o valor de 0,694, a indicação das regiões com maior área de cobertura vegetal, como pode ser verificado na Figura 24.

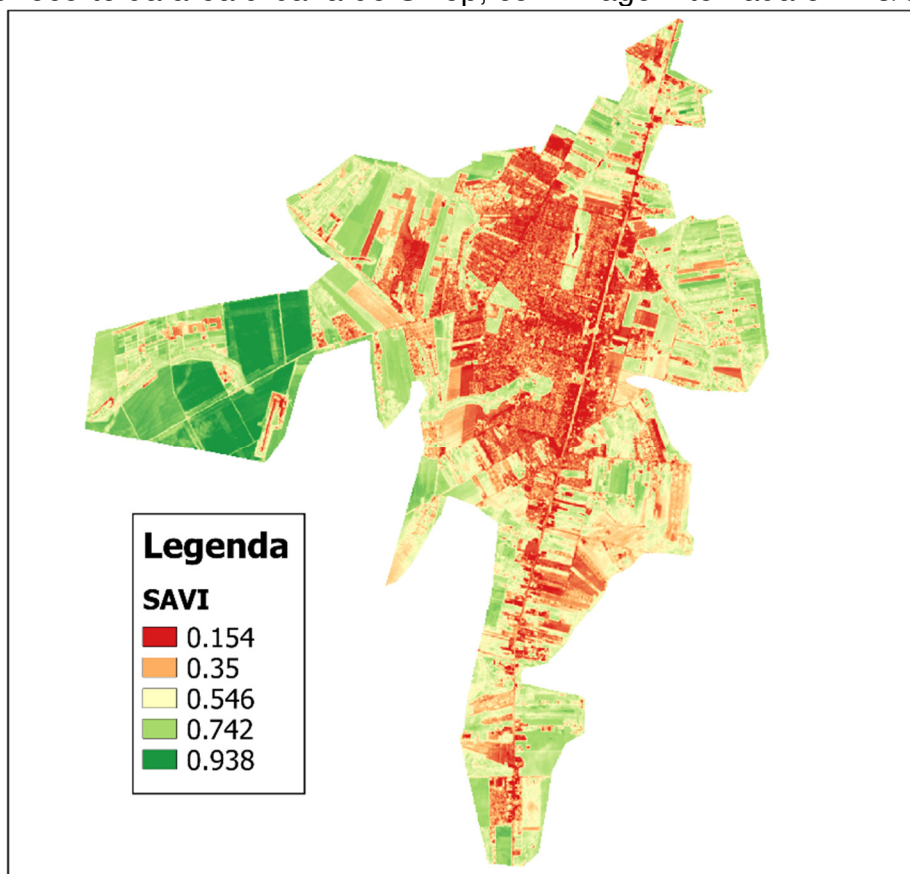
3.2.2 Aplicação do SAVI

Considerando a ampla utilização e aceitação do NDVI, na comunidade científica, no trabalho de Huete (1988), ficou claro que este pode não ser um indicador de cobertura de vegetação, considerando as condições da vegetação em áreas semiáridas ou áridas, por exemplo, e assim é proposto o SAVI (seção 3.1). Nesse sentido, considerando que o SAVI tem o mesmo

intervalo de variação que o NDVI, ou seja $[-1,1]$, é possível verificar nos resultados a seguir como o comportamento deste índice muda o resultado nas implicações propostas para este trabalho.

Na imagem do recorte da área urbana de Sinop, do sensor Landsat 8, o resultado dos processos indicados na seção 3.1, mas agora como índice espectral SAVI com $L = 0,5$ (Vegetação média) a escala obteve valores que vão de 0,154 a 0,938, sendo o valor de 0,154 a região com menos cobertura vegetal e 0,938 a região com cobertura vegetal mais intensa. Este resultado é apresentado na Figura 25.

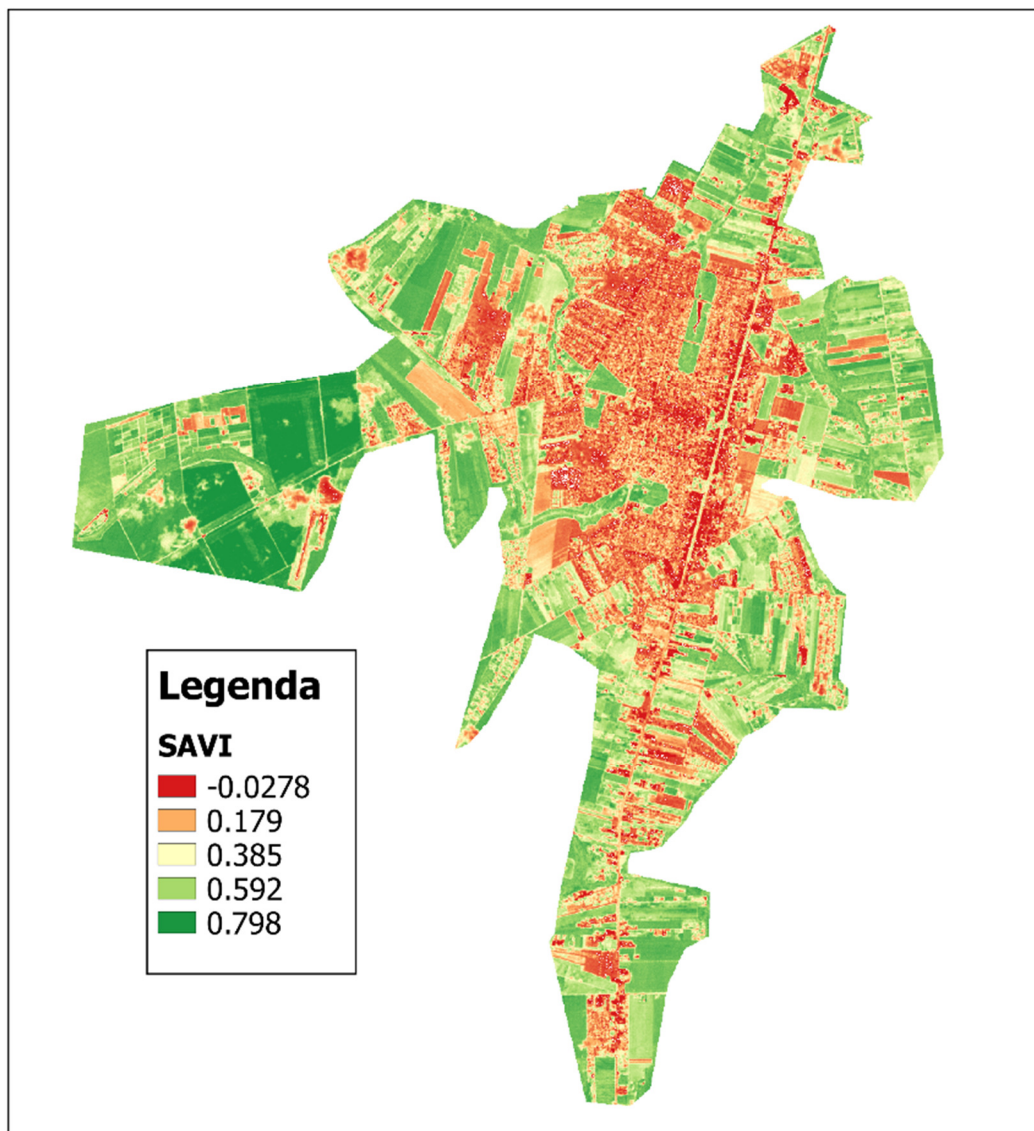
Figura 25 – Resultado da aplicação do SAVI com $L=0,5$ na imagem Landsat 8, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 13/04/2017



Os resultados de aplicação do SAVI na imagem CBERS – 4, utilizada neste trabalho seguem a mesma tendência que os encontrados na imagem Landsat 8, ou seja, a escala dos resultados aumenta, sendo de -0,0278 até

0,798, o que mostra uma variação maior nas medidas da cobertura da vegetação na área urbana da cidade de Sinop.

Figura 26 – Resultado da aplicação do SAVI com $L=0,5$ na imagem CBERS – 4, para o recorte da área urbana de Sinop, com imagem tomada em 09/04/2017



3.3 Classificação dos resultados

Nesta seção os resultados encontrados na seção anterior serão classificados, segundo o método distância mínima (aplicação do QGIS), e assim as classes pré-definidas para avaliar qualitativamente o uso e cobertura do solo na área urbana do município de Sinop poderão ficar mais explícitas. Na apresentação do método utilizado para realizar a classificação, bem como, nos

resultados obtidos, o trabalho sempre fará menção ao carácter multidisciplinar que a aplicação dos índices espectrais pode ter, principalmente na educação básica.

3.3.1 Classificação

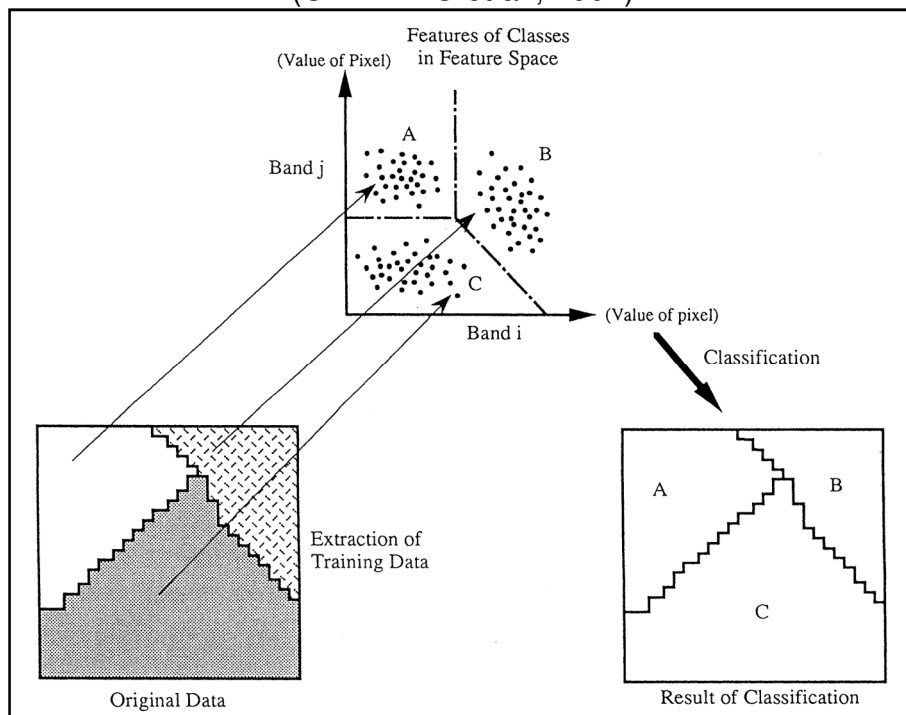
Entre os principais objetivos do Sensoriamento Remoto, está a extração das informações contidas em uma imagem, de tal forma que estas possam ser apresentadas em forma de tabelas, gráficos e/ou mapas (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Para realizar a extração das informações nas imagens é necessário definir métodos com regras claras e lógicas, para que outros pesquisadores possam replicar essas regras. Nesse contexto surgem as técnicas de classificação digital de imagens, que automatizam o processo de extração da informação das imagens e assim eliminam a subjetividade inerente ao ser humano, reduzindo o esforço e o tempo de trabalho. Segundo Meneses e Almeida (2012), o resultado da classificação é uma imagem digital que constitui um mapa de *pixels* classificados, representando em polígonos, as regiões que são homogêneas para a classe ou alvo. Assim, de uma forma geral, o resultado da classificação é um mapa temático.

Existe na literatura diversos métodos de classificação, de forma que estes métodos podem ser classificados como: paramétricos, não-paramétricos, espectral, espacial, supervisionada ou não-supervisionada. Na atualidade, os classificadores também podem ser definidos como classificadores por *pixel* ou por regiões.

A maioria dos métodos de classificação são baseados no *pixel*, que utilizam somente a informação espectral de cada *pixel* para determinar as regiões homogêneas, a partir de medidas que podem ser de distância ou de probabilidade de um *pixel* pertencer a uma classe, segundo o esquema apresentado na Figura 27. O método no processo de classificação deste trabalho é o definido como classificador de distância mínima definido e organizado dentro do QGIS.

Figura 27 – Esquema para o processo de classificação de imagens (CAETANO et al., 2007)



As classes definidas para esse trabalho foram vegetação, construção e outras, que é a classe que agrega todas aquelas não definidas como vegetação ou como construções. Para isso a proposta é sempre realizar um estudo matemático para definir os limiares que possam interessar para cada uma dessas classes.

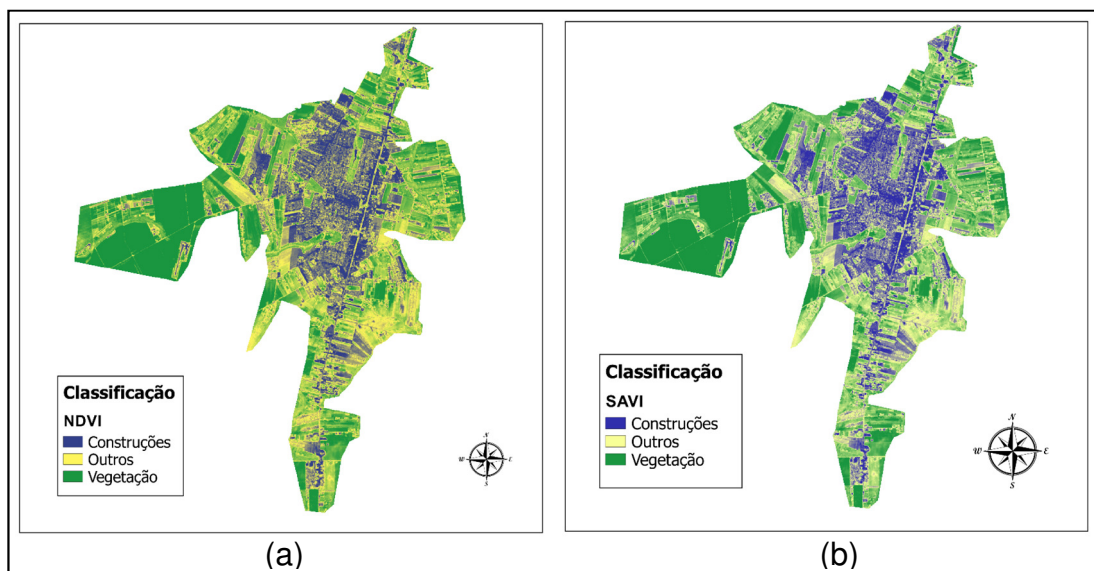
Por exemplo, a título de apresentação nesse trabalho, definiu-se como classe de vegetação aqueles *pixels* que se aproximem o máximo possível dos altos valores de NDVI e SAVI e os *pixels* que apresentam, ou se aproximam dos menores valores para os índices são classificados como áreas antrópicas ou de construções.

3.3.2 Classificações por classes

Os resultados da classificação segundo o método proposto e os valores definidos para as respectivas classes, serão apresentados a seguir. Na Figura 28, é possível verificar o resultado da classificação para o resultado da

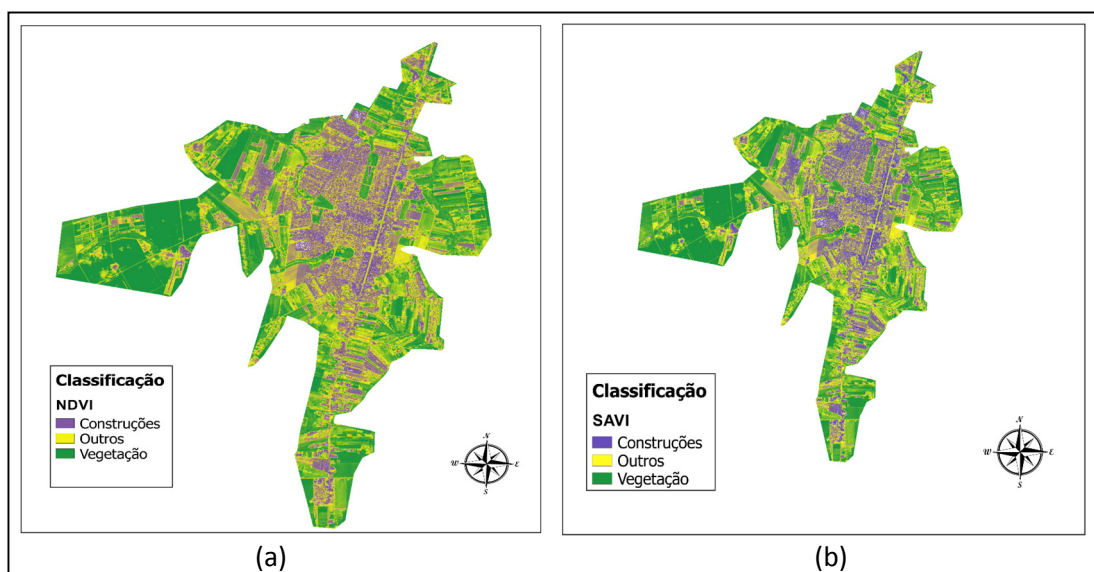
imagem do Landsat 8, para os dois índices espectrais, ou seja, o NDVI (Figura 28 – a) e o SAVI (Figura 28 – b).

Figura 28 – Resultados da classificação da imagem Landsat 8, para as classes após aplicação dos índices espectrais: (a) NDVI e (b) SAVI



O resultado da classificação para a imagem CBERS – 4, para os dois índices espectrais e as mesmas classes definidas, ou seja, construções, outros e vegetação estão na Figura 29.

Figura 29 – Resultados da classificação da imagem CBERS – 4, para as classes após aplicação dos índices espectrais: (a) NDVI e (b) SAVI



Importante verificar que os resultados são visualmente muito similares e condizem com aquilo que se espera para a classificação em áreas urbanas e período entre safras com classificação de áreas que estão em fase de colheita/plantação e para as áreas antrópicas com construções.

Uma aplicação para o ensino de forma integrada e multidisciplinar com base na metodologia de ensino através de projetos pode ser apresentado com base na metodologia proposta nesse capítulo que utiliza os índices espectrais indicados na seção 3.1, a aplicação dos mesmos na seção 3.2 e por último a classificação dos resultados na seção 3.3. Essa metodologia pode ser traduzida por um roteiro de aplicação (Anexo 1), para discutir de forma conjunta com as outras áreas da educação básica e com as perspectivas de ensino de Matemática.

Para introduzir ou então consolidar os conceitos de imagem nos alunos, são apresentadas algumas atividades (Anexo 2) que podem ser realizadas em sala de aula, com ou sem o uso de computadores, atividades estas que podem ser aplicadas tanto no Ensino Fundamental quanto no Ensino Médio.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho tinha como proposta fazer um estudo dos Índices Espectrais Aplicados ao Sensoriamento Remoto, e desse estudo definir uma metodologia de aplicação dos respectivos índices para classificar o uso e cobertura do solo em uma área urbana, tomando como base dois sensores/satélites conhecidos e com imagens de fácil acesso, para no final propor um roteiro de atividades para que os alunos e professores do Ensino Médio pudesse ter, nesse trabalho, um referencial teórico e metodológico para aplicar em projetos interdisciplinares estudos de uso e ocupação do solo, agregando a Matemática, a Geografia, a Computação e o Meio Ambiente.

Considerando a recente história do Sensoriamento Remoto e suas aplicações, vinculadas à evolução dos vários sistemas sensores, que geraram uma democratização do acesso a imagens, ainda existe um vácuo entre aquilo que se gera de dados e como transformar esses dados em informação. Dessa forma esse trabalho vem no sentido de começar a sedimentar esse vácuo existente entre os dados gerados e as informações obtidas com os mesmos. E isso só é possível, segundo os responsáveis por esse trabalho, se as técnicas e teorias amplamente difundidas em Sensoriamento Remoto ganharem a escala necessária para atingir esse objetivo. Escala, ou seja, quantidade de alunos e professores que utilizam essas ferramentas só será possível alcançar se a mesma chegar na educação básica. E a Matemática é a linguagem universal que permite o aluno entender todos os processos tecnológicos envolvidos.

No trabalho uma revisão sobre os princípios envolvidos no processo de aplicar os índices espectrais tais como Princípios de em Sensoriamento Remoto, Princípios de uma Imagem Digital, bem como os processos que permeiam estes princípios, tais como o Processamento Digital de Imagens e as Plataformas Orbitais utilizadas no processo (Landsat 8 e CBERS – 4) foram utilizadas no Capítulo 2 do trabalho, na forma de um Referencial Teórico necessário.

O Capítulo 3, denominado de Método Proposto, apresenta uma sequência de utilizar os índices espectrais na Educação Básica (Ensino Médio) para que os alunos, utilizando uma metodologia baseada em projetos, possam aplicá-la de forma multidisciplinar. Assim uma revisão dos índices espectrais e a forma como

os mesmos são aplicados foram colocados neste capítulo para substanciar conceitualmente os professores que irão utilizá-los. Após isso, a efetiva forma de aplicá-los é apresentada, terminando com o resultado do trabalho que é a classificação e a geração de mapas de classes para um exemplo específico, que nesse caso foi a área urbana na cidade de Sinop-MT com aplicação nas imagens OLI/Landsat 8 e MUX/CBERS – 4, aplicando os índices NDVI e SAVI respectivamente e construindo as classes de áreas construídas (antrópicas), áreas de vegetação e outros.

Por último fica no trabalho as perspectivas futuras para que os Índices Espectrais aplicados ao Sensoriamento Remoto, possa ser mais amigável e ganhe a adesão necessária na educação básica. Isso só será possível com a criação de uma apostila detalhada do roteiro proposto para que professores possam aplicá-los no Ensino Médio de forma mais independente. No entanto algumas situações são fundamentais para que isso se torne uma realidade, sendo estas:

- Forma mais amigável de tratar a busca das imagens e sua manipulação nos *softwares* como o QGIS, por exemplo;
- Definir o nível de aprofundamento necessário nos conteúdos de Matemática (manipulação e processamento digital de imagens), Física (resposta espectral princípios de absorção, reflectância, refração, radiância e irradiância) e Geografia (Cartografia digital, projeções cartográficas entre outros) para que os conteúdos necessários estejam acessíveis para alunos e professores da educação básica (Ensino Médio);
- Definir uma metodologia para que os resultados tenham um grau de significância desejado para os alunos e professores. Isso, pode inclusive acontecer com outras áreas, tais como História e Ciências (Biologia e Química, além da Física).

Assim, esse trabalho mostra a importância que o conhecimento matemático, como linguagem universal das tecnologias, pode agregar as outras áreas, bem como as outras áreas podem, na forma de contrapartida, agregar ao ensino da Matemática, mostrando sua importância para as mais diversas áreas do conhecimento, como foi o caso deste trabalho.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BANNARI, A. et al. A review of vegetation indices. **Remote Sensing Reviews**, v. 13, n. 1–2, p. 95–120, 1995.

BARET, F.; GUYOT, G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, n. 2–3, p. 161–173, 1991.

CAETANO, M.; SANTOS, T.; GONÇALVES, L. Cartografia de ocupação do solo com imagens de satélite: estado da arte. Disponível em: www.igeo.pt/serviços/CDI/biblioteca/publicações/GP_files/esig_2002/papers . Acessado em: 10 de março de 2007.

CRÓSTA, Alvaro Penteado; **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas :IG/UNICAMP,1992.

EPIPHANIO, José Carlos Neves; NOVO, Evlyn Márcia Leão de Moraes; MACHADO, Luiz Augusto Toledo. **Espaço**. Vol. 8. São Paulo: Blucher, 2010.

EPIPHANIO, J. C. N. CBER - 3/4: Características e Potencialidades. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, p. 5615–5623, 2011.

GATTASS, M., **Lecture notes in Computer Graphics**, Disponível em <http://webserver2.tecgraf.puc-rio.br/~mgattass/>; Acessado em 28/05/2017.

GIBSON, P.J. “Introductory Remote Sensing- Principles and Concepts” Routledge, London. 2000.

GILBERT, M. A. et al. A generalized soil-adjusted vegetation index. **Remote Sensing of Environment**, v. 82, n. 2–3, p. 303–310, 2002.

GOMES, Jonas; VELHO, Luiz. **Computação gráfica: Imagem**. RJ. IMPA/SBM, 1994.

GOMES, Jonas; VELHO, Luiz. **Computação gráfica**. Vol 1. RJ. IMPA, 1998.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Processamento digital de imagens**. Marcelo Vieira e Maurício Escarpinati: [tradução Cristina Yamagami e Leonardo Piamonte]. 3ª ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall. 2010.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 3, p. 295–309, 1988.

HUETE, A. R.; JUSTICE, C.; LIU, H. Development of Vegetation and Soil Indexes for Modis-EOS. **Remote Sensing of Environment**, v. 49, n. 3, p. 224–234, 1994.

HUETE, A. et al. MODIS_MOD13_NDVI_referenc. v. 83, p. 195–213, 2002.

INPE, 2017. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Disponível em: <<http://www.cbears.inpe.br/noticias.php>>. Acesso em 30/04/2017.

JENSEN, John R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. [tradução José Carlos Neves Epiphanyo (coordenador)...[et al]]. SP. Parênteses. 2009.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. DE. **Introdução ao processamento de imagem de sensoriamento remoto**. 2012.

NASA, 2013. National Aeronautics and Space Administration (NASA) - Landsat Data Continuity Mission: Continuously Observing Your World. Disponível em: <http://ldcm.gsfc.nasa.gov/mission_details.html>. Acesso em: 19/06/2013.

PEARSON, R. L. and MILLER, L. D. (1972) Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado. Proceedings of the 8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment II: 1355-1379.

ROUSE, J. W., HAAS, R. W., SCHELL, J. A., DEERING, D. W. and HARLAN, J. C. (1974) Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation NASA/GSFCT Type

SILVA, Antônio Machado e. Curso Processamento digital de imagens de satélite. Centro de Eventos da PUCRS - de 07 a 12 de outubro de 2001. Porto Alegre - RS. Disponível em www.cartografia.org.br. Acesso em: 19 fev. 2007.

VELHO, L.; FRERY, A. C.; GOMES, J. **Image Processing for Computer Graphics and Vision**. Texts in Computer Science, 2009.

VERSTRAETE, M. M. and B. Pinty (1996). Development of spectral indices optimized for the vegetation instrument: Progress report. Report to the vegetation international user committee, Space Applications Institute.

ZANIN, R. B.; DAL POZ, A. P. Metodologia Automatica Para Extração De Cruzamentos De Rodovias Em Imagens De Alta Resolução. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 55, n. 2, 2003.

ZHANG, X.; ZHANG, Q. Monitoring interannual variation in global crop yield using long-term AVHRR and MODIS observations. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 114, p. 191–205, 2016.

6. ANEXOS

ANEXO 1

Roteiro para atividade a ser realizada para Aplicação de Índices Espectrais em Sensoriamento Remoto

Materiais necessário

- Computador (verificar configurações mínimas)

- *Software* QGIS (verificar a versão mais estável para aplicações básicas)
 - * Realizar a instalação do *software* (atividade em conjunto com alunos ou técnico de laboratório)

- Instalar o plug-in sextante no QGIS
 - * Utilizar o seguinte endereço para auxiliar
<http://www.andersonmedeiros.com/extensao-sextante-para-quantum-gis/>

- Imagens da região de interesse (atenção para necessidade de as imagens serem multiespectrais, contendo as bandas R, G, B e NIR).

Atividades

1 – Dividir o grupo para definir qual será o produto final para cada um dos grupos.

A seguir tem alguns exemplos que podem ser definidos para os grupos de forma independente ou todos os grupos fazem o mesmo produto, com áreas ou períodos diferentes.

- Mapa temático de desmatamento
- Mapa temático para áreas construídas
- Mapa temático para áreas de APP (Áreas de Preservação Permanente)
- Mapa temático para rio de uma dada região
- Mapa temático para área plantada em um determinado período e área

- Mapa temático para rodovias vicinais

2 – Determinar área de desenvolvimento da pesquisa.

Isso pode ser realizado no Google Earth, para ter um primeiro contato com a região, ou no próprio site do INPE (Institutos de Pesquisas Espaciais - <http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>).

Importante prestar atenção para o tipo de produto que precisa ser construído, considerando a resolução das imagens que pretende-se adquirir. Cabe nesse momento a primeira inferência matemática, com uma boa discussão sobre resolução de imagens.

3 – Adquirir as imagens da região de interesse.

As imagens devem ser adquiridas levando em consideração o local (ponto/orbita), a data de interesse e o percentual de cobertura de nuvens no período.

Nesse momento uma nova inferência importante deve ser feita, tanto do ponto de vista matemático, como geográfico, para que os alunos entendam a relação ponto e orbita, que leva em consideração as características do satélite que está sendo utilizado, bem como conceitos matemáticos envolvido para que o satélite possa estar em orbita.

4 – Carregar as imagens no *Software* QGIS, considerando as bandas da imagem de interesse.

Neste momento, a discussão sobre modelo matemático de imagens, e os processos matemáticos para processamento digital de imagens ganha um espaço privilegiado para discussão.

Alguns exemplos sobre álgebra de bandas podem ser realizados para verificar como o processamento pode modificar a visualização.

5 – Realizar a correção atmosférica das imagens que serão utilizadas.

O processo de correção atmosférica é a conversão dos valores de pixel em reflectância. Isso é importante para aplicação dos índices espectrais. Um exemplo de como fazer isso para imagens Landsat 8 está no endereço: <http://www.geoluislopes.com/2015/07/converter-bandas-do-landsat-8-para-reflectancia-no-qgis-correcao-atmosferica.html>

6 – Aplicar os índices espectrais

Na parte de álgebra de bandas, tomando como base as imagens já convertida aplica-se a regra para os índices espectrais de interesse.

Nesse caso uma nova inferência matemática é possível, mostrando quais operações são possíveis de serem realizadas, considerando que as imagens estão em formatos matriciais, ou seja, um trabalho de álgebra de matrizes pode ser realizado.

Outra inferência importante que pode ocorrer é com relação aos conceitos de Física, para explicar a necessidade de realizar a correção atmosférica nas imagens. Realizar aplicações de índices nas imagens sem a correção atmosférica mostram as diferenças e o porquê destas ocorrerem na imagem.

7 – Aplicar a classificação nos resultados dos índices espectrais

Nesta parte do processo é importante conhecer os vários métodos de classificação, e uma inferência sobre as técnicas de processamento digital de imagens e suas aplicações baseando-se em ferramentas matemáticas é um espaço rico de discussão que pode ocorrer.

Esta etapa é realizada no *software* QGIS em específico no ***plug-in sextante*** com suas várias técnicas disponíveis.

Por fim o resultado do processo deve gerar um produto que deverá passar por uma validação no grupo de trabalho e no grupo maior, ou seja, a sala de aula e/ou disciplina em que se propôs realizar esta atividade.

A atividade proposta nesse roteiro é apenas um exemplo amplo e aberto para criar um primeiro momento de discussão da aplicação dos Índices Espectrais aplicados em Sensoriamento Remoto. Detalhes e parâmetros de utilização de imagens, *software* e processos devem ser realizados para atividades mais específicas em um formato de manual.

ANEXO 2

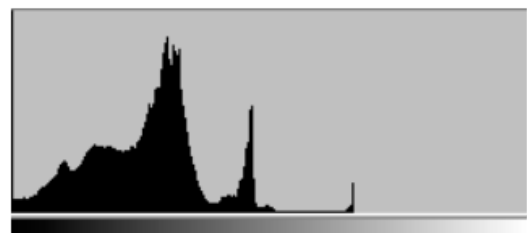
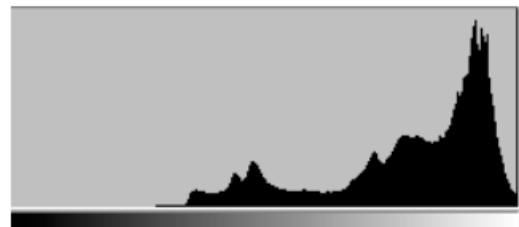
Roteiro de atividades a serem realizadas em sala de aula, para introduzir/consolidar alguns conceitos de Imagem.

1 – A partir de uma figura (pancromática) dada, realizar manualmente os processos de amostragem, quantização e discretização.

Sugestões:

- Para uma mesma imagem, realizar o processo com 9 *pixels* (matriz 3x3) e com 49 *pixels* (matriz 7x7).
- Após realizar estas atividades, propor aos alunos o processo inverso, apresentar os dados discretizados para então ele construírem uma imagem.

2 – Relacionar imagens aos seus respectivos histogramas.



3 – A partir de uma imagem de Sensoriamento Remoto, calcular a área de vegetação de uma determinada localidade, em m^2 , de acordo com a resolução espacial da imagem.