



**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOCIÊNCIAS
APLICADAS E GEODINÂMICA**

BRUNO CARRAMASCHI BORGES

**AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DAS PASTAGENS PLANTADAS DE CAPIM
PANICUM MAXIMUM CV MOMBAÇA POR MEIO DO USO DE ÍNDICES DE
VEGETAÇÃO, FOTOGRAFIAS DIGITAIS E IMAGENS DE SATÉLITE**

Dissertação de Mestrado nº 137

Área de Concentração: Geoprocessamento e Análise Ambiental

Brasília – DF

2018

BRUNO CARRAMASCHI BORGES

**AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DAS PASTAGENS PLANTADAS DE CAPIM
PANICUM MAXIMUM CV MOMBAÇA POR MEIO DO USO DE ÍNDICES DE
VEGETAÇÃO, FOTOGRAFIAS DIGITAIS E IMAGENS DE SATÉLITE**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geociências Aplicadas do Instituto de Geociências da Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Geociências Aplicadas, cuja área de concentração é Geoprocessamento e Análise Ambiental.

Prof. Dr. Gustavo Macedo de Mello Baptista

Orientador

Brasília – DF

2018

FICHA CATALOGRÁFICA

BORGES, Bruno C.

Avaliação da qualidade das pastagens plantadas de capim *Panicum maximum* cv Mombaça por meio do uso de índices de vegetação, fotografias digitais e imagens de satélite

108p.

Dissertação de Mestrado nº XX - Universidade de Brasília / Instituto de Geociências, 2018.

1. SFDVI; 2. Índices de Vegetação; 3. Níveis de Degradação de Pastagens; 4. Porcentagem de Cobertura Verde; 5. Sensoriamento remoto; Fotografias Digitais.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

BORGES, C.B.: Avaliação da qualidade das pastagens plantadas de capim *Panicum maximum* cv Mombaça por meio do uso de índices de vegetação, fotografias digitais e imagens de satélite. 2018. 108p. Dissertação de Mestrado – Instituto de Geociências, Universidade de Brasília, Brasília – Distrito Federal.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Bruno Carramaschi Borges

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Avaliação dos níveis de degradação das pastagens plantadas por meio do uso de índices de vegetação, fotografias digitais e imagens de satélite.

GRAU: Mestre

ANO: 2018

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva-se a outros direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Bruno Carramaschi Borges

bcborges@gmail.com

BRUNO CARRAMASCHI BORGES

**AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DAS PASTAGENS PLANTADAS DE CAPIM
PANICUM MAXIMUM CV MOMBAÇA POR MEIO DO USO DE ÍNDICES DE
VEGETAÇÃO, FOTOGRAFIAS DIGITAIS E IMAGENS DE SATÉLITE**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geociências Aplicadas do Instituto de Geociências da Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Geociências Aplicadas, cuja área de concentração é Geoprocessamento e Análise Ambiental.

10 de agosto de 2018

Prof. Dr. Gustavo Macedo de Mello Baptista (Presidente – UnB)

Prof. Edson Eyji Sano (UnB)

Dr Rodrigo Nogueira de Vasconcelos (Universidade Estadual de Feira de Santana/UEFS)

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus filhos, Enzo e Maria Clara. Sem a alegria e amor diários que vocês me trazem, eu não teria forças para seguir em frente todos os dias de minha vida.

AGRADECIMENTOS

À Paula, amiga e companheira, que esteve ao meu lado durante os últimos dezesseis anos.

Ao grande amigo André Gustavo de Sousa Rocha, que me ajudou nas etapas de coleta de informações de campo, processamento dos dados, revisão dos textos. Além de me incentivar em período integral durante os últimos dois anos.

À amiga e parceira Marceli que me incentivou todo o tempo e me auxiliou na revisão dos textos.

Ao professor e amigo Gustavo Macedo de Mello Baptista por me acompanhar nessa jornada pelos últimos cinco anos, permitir que eu possa me aprimorar, por dar a oportunidade de realizar esta pesquisa, me orientar de modo a produzir e sedimentar meus conhecimentos e, por fim, acreditar no meu potencial.

Aos meus pais por estarem sempre comigo.

Ao Dr. Demerval Viana David por autorizar o uso da fazenda Confiança para a realização da coleta de dados de campo e nos receber de forma carinhosa durante todo o tempo do trabalho.

À empresa Santiago & Cintra Importação e Exportação LTDA por fornecer gratuitamente a imagem *RapidEye* utilizada na pesquisa.

A todos os professores e colaboradores do Instituto de Geociências.

“Try not. Do...or do not. There is no try.”

Master Yoda – George Lucas

RESUMO

As pastagens plantadas degradadas representam uma parcela significativa no valor total dos imóveis ligados à pecuária. A utilização das melhores técnicas de manejo produtivo é necessária para definir suas características de conservação, dado que o vigor das plantas e a porcentagem de solo exposto são fatores relevantes na determinação da qualidade dos pastos. O uso de índices de vegetação é uma ferramenta apropriada para esse fim. Partindo dessa premissa, este estudo teve como objetivo avaliar o potencial de vinte e sete índices de vegetação, em especial o *Spectral Feature Depth Vegetation Index/SFDVI*, para a aferição da porcentagem de cobertura verde em imagens *RapidEye* e determinar a qualidade dos pastos por meio da sua associação com fotografias digitais e dados quanti-qualitativos de campo. Foram coletadas 108 amostras, em campo, com dados relacionados à qualidade fisiológica e de conservação dos pastos (vigor e altura das plantas, presença de plantas invasores e cupins) e fotografias digitais, a um metro de altura do extrato superior das folhas, que foram processadas, posteriormente, por meio de classificação espectral supervisionada de máxima verossimilhança para a obtenção dos quantitativos de cobertura verde, palhada e solo exposto. Os índices de vegetação foram aplicados na imagem *RapidEye* e correlacionados por regressão linear simples com a área de cobertura verde, a fim de determinar qual apresentava uma melhor capacidade preditiva. O índice *Renormalized Difference Vegetation Index/RDVI* se sobressaiu em relação aos demais com um R^2 de 0,766. A maioria dos índices com a banda RedEdge na sua composição apresentaram coeficientes de determinação intermediários, que variaram de 0,6627 a 0,7165. O SFDVI apresentou um coeficiente de determinação de 0,6924 para a aferição da porcentagem de cobertura verde, apresentando, assim, um bom potencial preditivo para esse fim e que pode vir a ser estudado para as demais culturas agrícolas e florestais. A verificação da qualidade das pastagens foi determinada por meio de regressão múltipla, com base em seis parâmetros, a partir dos oito índices com melhor desempenho na estimativa da cobertura verde. Os resultados não mostraram uma capacidade preditiva regular, pois o coeficiente de determinação de todos os índices foi inferior a 0,60. Ainda assim, o RDVI, mais uma, vez se mostrou o mais promissor, pois apresentou o maior coeficiente de determinação (0,5958). A resolução espacial da imagem *RapidEye* associada a resolução das fotografias digitais não permitiu uma aferição precisa. Esse foi o fator que mais influenciou no desempenho da metodologia aqui pesquisada. Desse modo, entende-se que novos estudos baseados em imagens de satélite ou obtidas por veículos aéreos não tripulados com maior resolução espacial podem vir a ser realizados na tentativa de aperfeiçoar o método de estimativa proposto.

Palavras-chave: SFDVI, Índices de vegetação, níveis de degradação de pastagens, porcentagem de cobertura verde, sensoriamento remoto

ABSTRACT

Degraded planted pastures represent a significant portion of the total value of real estate related to livestock. The use of the best techniques of productive management is necessary to define its conservation characteristics, since the vigor of the plants and the percentage of exposed soil are relevant factors in the determination of the quality of the pastures. The use of vegetation indexes is an appropriate tool for this purpose. The objective of this study was to evaluate the potential of twenty-seven vegetation indexes, specially the Spectral Feature Depth Vegetation Index / SFDVI, to measure the percentage of green cover in RapidEye images and to determine the quality of the pastures through its association with digital photographs and quantitative/qualitative field data. Data related to physiological and conservation quality of the pastures (plant vigor and height, occurrence of invasive plants and termites) and digital photographs were collected in field, which were then processed by supervised spectral classification of maximum likelihood to obtain the percentage of green cover, straw and exposed soil. In order to determine which had the best predictive capacity, the vegetation indexes were applied to the image and correlated by simple linear regression with the green cover area. The Renormalized Difference Vegetation Index / RDVI surpassed the others and presented a coefficient of determination (R^2) of 0.766. Most indexes with the RedEdge band in their composition presented intermediate R^2 , ranging from 0.6627 to 0.7165. The SFDVI showed a coefficient of determination of 0.6924 for the measurement of the percentage of green cover, presenting, therefore, a good predictive potential for this purpose and can be studied for other agricultural and forestry purposes. The pasture quality check was determined by means of multiple regression, based on six parameters, from the eight indexes with the best performance in the estimation of the green cover. The results did not show a regular predictive capacity, since the coefficient of determination of all indexes was less than 0.60. Even so, the RDVI, once again, was the most promising, since it presented the highest R^2 (0.5958). The spatial resolution of the RapidEye image associated with the spatial resolution of the digital photographs did not allow accurate gauging. This was the factor that most influenced the performance of the methodology studied here. Thus, it is understood that new studies based on satellite images or obtained by unmanned aerial vehicles with higher spatial resolution may be performed in an attempt to improve the proposed estimation method.

Keywords: SFDVI, vegetation indexes, pastures degradation levels, percentage of green cover, remote sensing

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ARVI-2 – *Atmospherically Resistance Vegetation Index 2*
- AVIRIS – *Airborne Visible InfraRed Imaging Spectrometer*
- CBERS – *China-Brazil Earth-Resources Satellite*
- CCD – *Charge-Coupled Device*
- CL_REDEEDGE – *Chlorophyll RedEdge Index.*
- EVI – *Enhanced Vegetation Index*
- EVI-2 – *Enhanced Vegetation Index 2*
- FLAASH - *Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes*
- FPAR - *fraction of photosynthetically active radiation*
- GNDVI – *Green Normalized Difference Vegetation Index.*
- INAES – *Instituto Antônio Ernesto de Salvo*
- IFOV – *Instantaneous Field Of View*
- IAF – *Índice de Área Foliar*
- LAI – *Leaf Area Index*
- MCARI-2 – *Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index Improved*
- MODIS – *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*
- MNDVI – *Modified Normalized Difference Vegetation Index.*
- MSAVI2 – *Modified SAVI*
- MTVI – *Modified Triangular Vegetation Index.*
- MTVI-2 – *Modified Triangular Vegetation Index Improved*
- MODTRAN - *Moderate resolution atmospheric Transmittance and radiance code*
- NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index.*
- NDWI - *Normalized Difference Water Index.*
- OSAVI – *Optimized SAVI.*
- OSAVI-2 – *Optimized SAVI2.*
- RDVI – *Renormalized Difference Vegetation Index*
- RDVI-2 – *Renormalized Difference Vegetation Index.*
- RED EDGE – *Limite da Borda do Vermelho*
- RENDVI – *Red Edge Normalized Difference Vegetation Index.*
- r - *Coeficiente de Correlação*
- R² - *Coeficiente de Determinação*

SAVI – *Soil Adjusted Vegetation Index*

SARVI – *Soil and Atmospherically Resistance Vegetation Index.*

SFDVI – *Spectral Feature Vegetation Index.*

SPOT – *Satellite Pour l'Observation de la Terre*

TCARI – *Transformed Chlorophyll Absorption Reflectance Index*

TCARI-2 – *Transformed Chlorophyll Absorption Reflectance Index 2*

TCI – *Transformed Chlorophyll Index*

TDVI – *Transformed Difference Vegetation Index.*

TVI – *Triangular Vegetation Index.*

VANT – *Veículo Aéreo Não Tripulado*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Representação gráfica simplificada do processo de degradação de pastagens cultivadas em suas diferentes etapas no tempo.	20
Figura 2 - Interação entre fonte de energia eletromagnética, estrutura foliar e o sensor	25
Figura 3 – Reflectância espectral da folha vegetal verde sadia que ocorre no intervalo de comprimento de onda entre 0,4 e 2,6 μm	26
Figura 4 – Reflectância da vegetação verde através do espectro eletromagnético.....	27
Figura 5 - <i>Spectral Feature Depth Vegetation Index</i>	41
Figura 6 - Metodologia de trabalho.	42
Figura 7 - Pastagem de capim <i>Panicum maximum</i> . cv. Mombaça. Foto tirada no Piquete 4...	45
Figura 8 - Área de estudo. Pontos de coleta de dados	47
Figura 9 - a) Piquete 1; b) Piquete 2; c) Piquete 3; d) Piquete 4 e e) Piquete 5. Imagem <i>RapidEye</i> 2332306_2017-05-11_RE3_3A. Pontos de coleta de dados de campo.	47
Figura 10 - Gráfico de precipitação atmosférica na região do Vale do Paranã/GO. Estação pluviométrica de Alto Paraíso/GO.....	49
Figura 11 - Bandas existentes no satélite <i>RapidEye</i>	52
Figura 12 - Imagens associadas. (a) foto digital. (b) Classificação supervisionada de máxima verossimilhança. Ponto de coleta 88: coordenada plana 300.792,07E; 8.380.650,05N...	59
Figura 13 - Pastagem formada por capim <i>Panicum maximum</i> . cv. Mombaça com forte nível de degradação. Coordenada plana de localização: 299791.01E ; 8380586.47N – SIRGASS 2000 – 23S.....	60
Figura 14 - Pastagem não degradada formada por capim <i>Panicum maximum</i> . cv. Mombaça. Coordenada plana de localização: 300157.56 E ; 8380956.85N – SIRGASS 2000 – 23S.	60
Figura 15 - Pastagem formada por capim <i>Panicum maximum</i> cv. Mombaça com moderado nível de degradação. Coordenada plana de localização: 300100.13E ; 8381134.03N – SIRGASS 2000 – 23S..	61
Figura 16 - a) Amostra 28 - Índice SAVI calculado sobre Imagem <i>RapidEye</i> ; b) Amostra 28 - Foto digital. Coordenada plana de localização: 300902,76 E ; 8381327,78N. Datum - SIRGASS 2000, Zona 23s.....	62
Figura 17 - a) Amostra 85 - Índice SAVI calculado sobre Imagem <i>RapidEye</i> ; b) Amostra 85 - Foto digital. Coordenada plana de localização: 300.778,35 E ; 8380523,32N. Datum - SIRGASS 2000, Zona 23s.....	63

Figura 18 - Gráficos representativos dos resultados do processo estatístico de regressão linear simples. Coeficientes de determinação e equações resultantes de dois índices de vegetação. Maior e menor coeficiente de determinação dentre os 27 estudados.	64
Figura 19 - Gráfico representativos da variação dos coeficientes de determinação calculados em face à porcentagem de cobertura verde para 27 índices de vegetação..	65
Figura 20 - Mapa de classificação de porcentagem de folhagem verde, elaborado com base no processamento do índice RDVI na imagem <i>RapidEye</i>	71
Figura 21 - Gráfico representativo da variação dos coeficientes de determinação calculados em face às características de degradação das pastagens para 09 índices de vegetação....	75
Figura 22 - Gráfico de comparação entre a variação dos coeficientes de determinação calculados para os diferentes níveis de degradação e a porcentagem de cobertura verde.	76
Figura 23 - Piquete número 2. Erro de classificação oriundo da imprecisão da classificação realizada com base no índice RDVI. Pastagens com forte degradação foram classificadas como moderada degradação e as com moderada degradação como leve.....	78
Figura 24 - Piquete número 4. Erro de classificação oriundo da imprecisão da classificação realizada com base no índice RDVI. Pastagens com forte degradação foram classificadas como moderada degradação e as com moderada degradação como leve.....	77
Figura 25 - Mapa de classificação dos níveis de degradação dos pastos elaborado com base no índice RDVI.....	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estádios de degradação (ED) de pastagens segundo parâmetros limitantes, indicadores de queda temporal na capacidade de suporte (QCS) e nível de degradação.	22
Tabela 2 - Níveis de degradação de pastagens...	22
Tabela 3 - Níveis de degradação de pastagens...	23
Tabela 4 - Classes de qualidade da cobertura vegetal e valores de NDVI determinados para o Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba.	24
Tabela 5 - Resumo das características gerais dos sensores <i>RapidEye</i> ..	53
Tabela 6 - Lista de índices espectrais estudados com base nas bandas espectrais do satélite <i>RapidEye</i> . B1 = banda 1 (440-510nm); B2 = banda 2 (520-590nm); B3 = banda 3 (630-685nm); B4= banda 4 (690-730nm) e B5 = banda 5 (760-850nm).....	55
Tabela 7 - Lista de índices de vegetação processados.....	75

SUMÁRIO

1	Introdução.....	16
1.1	Objetivos	18
1.1.1	Objetivo Geral	18
1.1.2	Objetivos Específicos	18
2	Referencial Teórico	19
2.1	As pastagens degradadas na região de cerrado.....	19
2.2	O sensoriamento remoto aplicado ao estudo das pastagens	24
2.3	Índices de vegetação	35
3	Materiais e Métodos	41
3.1	Definição da espécie de pastagem e da área de estudo.....	44
3.2	Coleta de dados.....	48
3.3	Aquisição da imagem e correção atmosférica	51
3.4	Imagem RapidEye	51
3.5	Processamento dos dados	53
4	Resultados e Discussão	58
4.1	Estimativa do percentual de cobertura verde.....	58
4.2	Estimativa dos níveis de degradação dos pastos.	76
5	Conclusão	84
6	Bibliografia	87

1 INTRODUÇÃO

A obtenção de fazendas realizada pelo governo federal brasileiro é uma ferramenta para a implementação do Programa de Reforma Agrária, tendo sido previstos, entre os anos de 2016 a 2019, investimentos de R\$ 2,23 bilhões (BRASIL, 2016).

A indenização dessas propriedades rurais deve recair sobre o real valor de mercado e por isso uma aferição de valor que não apresente erros de medição é necessária. Para tal, deve-se realizar a separação do valor da terra nua de suas benfeitorias, pois cada uma tem um impacto diferente no valor final calculado (ABNT, 2004). Assim, qualificar, delimitar e mensurar, não só as características das terras, mas também das benfeitorias reprodutivas, como as pastagens, é um passo relevante no processo. Para Lima (2011), dados como o custo de formação, a área física e a qualidade dos pastos influenciam diretamente no valor do imóvel, visto que quanto maior o grau de degradação, menor o valor de comercialização. Nesse diapasão, é fundamental a avaliação precisa, sob pena de supervalorizar o valor de mercado do imóvel em avaliação.

Além disso, avaliação periódica da qualidade das pastagens é uma forma de acompanhar a adequada aplicação das técnicas de manejo empregadas durante a exploração do ciclo produtivo pecuário, de modo a verificar se a capacidade de suporte dos pastos se mantém adequada para a manutenção da atividade produtiva. Para Bernardi et al. (2014), ferramentas como a utilização de índices e a quantificação da variação espacial da produção da biomassa dos pastos auxiliam na adoção de práticas de manejo como o pastejo rotacionado, de nutrientes e previsão de rendimento. Todavia, são processos trabalhosos e que requerem tempo para a sua execução.

Nesse contexto, A adoção de técnicas de agricultura de precisão com uso de um ferramental tecnológico que vise mensurar características das pastagens de forma indireta e rápida apresenta-se como uma necessidade para o manejo dos pastos, estimativa de massa verde e de forma análoga evitar a sua degradação. Em nível de fazenda, conhecer os diferentes níveis de degradação é um passo relevante para a adoção de medidas que visem à preservação dos pastos e, conseqüentemente, da própria atividade econômica de pecuária.

Por outro lado, é necessário estimar de forma precisa a qualidade das pastagens, assim como sua localização e distribuição geográfica no Brasil, para que

novas políticas de desenvolvimento regional e setorial possam vir a ser desenvolvidas e aplicadas. A medição das áreas de pastagens degradadas vem sendo realizada há muitos anos (SANO et al. 2002; ANDRADE *et. al*, 2013; ANDRADE *et. al*, 2014; INAES, 2015), demonstrando a sua importância para a sociedade como um todo, pois não só direciona o caminho de expansão agropecuária nacional, mas também ilustra o fato de que novas técnicas de manejo devem ser aplicadas para que essas áreas venham a ser recuperadas ou substituídas por outras atividades produtivas.

Nesse contexto, o sensoriamento remoto torna-se uma ferramenta importante, pois pode ser utilizado para medir e monitorar características biofísicas e atividades humanas na terra (JENSEN, 2011), além de possuir aplicações nas áreas de levantamentos de recursos naturais e mapeamentos temáticos, como no caso das pastagens plantadas (MENESES e ALMEIDA, 2012). Assertivas que coadunam com a posição de Florenzano (2011), a qual imagens de satélite têm um grande potencial no estudo do uso das terras de ambientes rurais.

Os padrões de cobertura de vegetação e uso da terra podem ser de difícil separação em imagens de satélite, pois tanto a mistura, quanto a semelhança espectral entre os alvos, além de atributos da vegetação como ciclo fenológico, fitofisionomias, efeito das estações do ano e composição do dossel podem acarretar em confusão na interpretação e consequentes erros analíticos (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009).

A utilização de índices de matemática espectral ligados ao estudo da vegetação é um instrumento que permite a separação dos alvos e o monitoramento das condições de saúde das plantas, possibilita, inclusive, o desenvolvimento de métricas de ecologia de paisagem que podem ser aplicadas para o estudo de pastagens nativas, campos, florestas e planícies inundáveis.

A medição de fatores como a composição e padrão da cobertura terrestre, distribuição e extensão das matas ciliares, padrões de vigor da vegetação, graus de limitações biofísicas e potencial de erosão é viabilizada pela utilização de técnicas de sensoriamento remoto (JENSEN, 2011). Características da vegetação como índice de área foliar, concentração de nitrogênio foliar e clorofilas a e b, infestação de pragas e plantas invasoras muitas vezes indicam informações sobre o estado vegetativo e fisiológico dos pastos.

Essas características são parâmetros que podem ser relacionados com a porcentagem de cobertura vegetal por área, uma vez que o maior fechamento dos dosséis está diretamente relacionado com o seu estado vegetativo. Por associação, esses

aspectos podem ser empregados para o estudo da qualidade das pastagens cultivadas, visando à avaliação econômica do valor de mercado.

Neste sentido, avaliam-se as hipóteses de que é possível determinar, em imagens *RapidEye*, a porcentagem de cobertura verde e a qualidade dos pastos cultivados com *Panicum maximum* cv Mombaça, por meio da estimativa do percentual de cobertura verde, calculado com base em índices de vegetação, associados ao uso de fotografias digitais e dados de campo relacionados com o estado fisiológico das plantas e de conservação das áreas formadas.

1.1. OBJETIVOS

1.1.1 OBJETIVO GERAL

Este trabalho objetiva estimar a qualidade dos pastos plantados de *Panicum maximum* cv Mombaça por meio da associação entre a porcentagem de cobertura verde, estimada por meio da classificação espectral supervisionada em fotografias digitais, resultados dos índices de vegetação processados nas imagens *RapidEye* e os atributos agronômicos dos pastos coletados em campo de forma visual e métrica.

1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Com o intuito de atingir o objetivo geral, serão trabalhados os seguintes objetivos específicos:

- Quantificar a porcentagem de cobertura verde em pastos plantados por meio do uso de fotografias digitais e de técnicas de classificação espectral;
- Avaliar a relação entre a estimativa de porcentagem de cobertura verde com os índices espectrais de vegetação.
- Determinar a qualidade dos pastos, por meio da associação das respostas dos índices de vegetação e as características agronômicas verificadas em campo.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 AS PASTAGENS DEGRADADAS NA REGIÃO DE CERRADO

O Censo de 2006, elaborado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística/IBGE, mostrou que no Brasil existiam 158.753.866 hectares de área explorada com pastagens plantadas e naturais.

Andrade et al. (2015) verificaram que 12,5 milhões de hectares de pastagens plantadas em áreas de cerrado apresentavam sinais de degradação, sendo que os estados de Minas Gerais, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul e Goiás representavam 80% desse montante.

Em outro estudo realizado exclusivamente para o Estado de Goiás foi mensurado que, de forma global, cerca de 27% das áreas de pastos estavam em semelhante condição, incluindo nessa estimativa a região do Vale do Paranã com aproximadamente 18% em situação de moderado a forte grau de degradação (ANDRADE et al. 2013).

Dias-Filho (2014) estimou que, em nível nacional, 70% do total das áreas exploradas estejam degradadas e que a maior concentração esteja localizada nas regiões consideradas como de fronteira agrícola (Norte, Nordeste e Centro-Oeste).

Com base em trabalho elaborado por Macedo (2000), Junior e Vilela (2002) informaram que os pastos do gênero *Brachiária ssp.* eram os mais plantados (85%), seguidos do *Panicum máximum* (11%) e dos demais gêneros (*Andropógon*, *Hyparrheria*, *Melinis e Cynodon*) que abrangiam 4% da área total. Dentre as espécies mais plantadas encontravam-se a *Brachiária decumbens* cv Basilisk (55%), *Brachiária brizantha* cv. Marandu (21%), *Brachiária humidicola* (8%) e *Brachiária ruziziensis* (1%), *Panicum maximum* variedades Colônia (7%), Tanzânia, Tobiata e Mombaça (4%). Em decorrência das suas exigências de plantio, rusticidade e adaptabilidade aos diferentes solos, ambientes e clima, predominam as pastagens do Gênero *Brachiária* e das espécies *Andropógon gayanus* e *Panicum maximum*, com seus diversos cultivares.

Ainda que a área total tenha aumentado nos últimos trinta anos, a metodologia de exploração pouco tecnificada promoveu o depauperamento dos pastos já formados, pois esses se originaram do plantio em áreas marginais, de difícil acesso e de baixo potencial agrícola. Essas terras são preferencialmente destinadas a um tipo de exploração econômica de baixa tecnologia, cuja principal consequência danosa se materializa na alta incidência de degradação das pastagens. A delimitação dessa

dinâmica e o conhecimento do comportamento expansionista são ferramentas importantes para o desenvolvimento de políticas públicas conservacionistas e de desenvolvimento agropecuário (DIAS-FILHO, 2014).

Nos estágios mais avançados do processo de degradação, a dinâmica vegetal existente nos pastos é modificada de modo a ocorrer a substituição das gramíneas forrageiras plantadas por espécies indesejáveis e a posterior redução da produção forrageira, por vez definitiva (COSTA, 2004).

Macedo et al. (2000) descreveu a degradação das pastagens como um processo de redução do vigor e da capacidade produtiva das forrageiras, cuja recuperação natural não mais se aplica, acarretando na diminuição da produção animal e na consequente degradação do solo e dos recursos naturais em decorrência da aplicação de técnicas de manejo inadequadas. A evolução do nível de degradação é causada por diferentes fatores como a escolha inadequada da espécie a ser plantada, má formação inicial do pasto, adubação insuficiente e manejo produtivo incorreto. Tal processo inicia-se com a redução do vigor das plantas e da disponibilidade de forragem para os animais, agravando-se para o aparecimento de infestação por plantas invasoras, pragas e degradação dos solos com o surgimento de compactação e erosão. Tais processos, na realidade, são oriundos do manejo inadequado em função do excesso de lotação dos pastos e da não adoção de adubações periódicas de manutenção (MACEDO et al., 2013).



Figura 01: Representação gráfica simplificada do processo de degradação de pastagens cultivadas em suas diferentes etapas no tempo (MACEDO et al., 2013).

Segundo Barcellos (1990), a evolução do processo de degradação dos pastos apresenta uma sequência própria e acumulativa: 1) redução na qualidade e no potencial produtivo da forragem; 2) diminuição da porcentagem de cobertura do solo, com o aparecimento de solo exposto e plantas invasoras novas; 3) incremento da quantidade de plantas daninhas nos pastos, promovendo a competição entre as espécies e o aparecimento do processo erosivo inicial decorrente do escoamento superficial da água da chuva; 4) alta sistemática da população de plantas invasoras e colonização da área de pastagem pela vegetação nativa e o agravamento dos processos erosivos.

O grau de degradação dos pastos é estipulado de forma diferente por diversos autores. Todavia, todos os aqui citados consideram parâmetros semelhantes para a classificação e coadunam com os fatores descritos por Barcellos (1990).

Para Dias-Filho (2014) a classificação pode ser dividida em quatro níveis, que variam de muito degradado a bom estágio de desenvolvimento. INAES (2015) em classificação semelhante à desenvolvida por Andrade (2015), também considera como adequada a divisão em quatro níveis, subdivididas de não degradada a fortemente degradada.

Já Savietto (1997) e Lima (2012), em metodologia voltada à avaliação de imóveis rurais, entendem que a subdivisão deva ser escalonada em seis níveis, que variam de péssimo a ótimo, a depender da quantidade de fatores envolvidos no processo de degradação.

O conceito de pastos degradados está ligado à sua capacidade produtiva ideal para determinado tipo de pasto em específico e o seu local de plantio. Daí a dificuldade de se definir uma metodologia uniforme para a definição dos indicadores de degradação. Todavia, características visuais como o vigor das plantas, a ocorrência de solos expostos e os percentuais de plantas invasores entremeados aos pastos são bons indicadores dos níveis de degradação (DIAS-FILHO, 2014). Com base nessa percepção, o autor delimitou os estádios de degradação em dois grandes grupos: pastagens em fase de degradação e pastagens efetivamente degradadas. Para a delimitação de cada uma, quatro aspectos de fácil observação e medição no campo foram correlacionados de modo a facilitar a identificação dos níveis de queda na capacidade de suporte dos pastos (Tabela 1).

Tabela 01. Estádios de degradação (ED) de pastagens segundo parâmetros limitantes, indicadores de queda temporal na capacidade de suporte (QCS) e nível de degradação.

Estádios de degradação	Parâmetro limitante	Queda temporal na capacidade de suporte	Nível de degradação
1	Vigor e solo descoberto	Até 20%	Leve
2	Estádio 1 agravado + plantas invasoras	21 – 50 %	Moderado
3	Estádio 2 agravado ou morte das forrageiras (Degradação agrícola)	51 - 80 %	Forte
4	Solo descoberto + erosão (Degradação biológica)	> 80 %	Muito forte

Fonte: Dias-Filho (2014)

Para Barcellos (1990), os padrões ligados às características da cobertura vegetal representam elementos que permitem a discriminação dos níveis de degradação. Aspectos como a porcentagem de cobertura do solo, associada a componentes bióticos que interferem no grau de uniformidade das gramíneas plantadas, como a revegetação dos pastos por outras espécies de plantas nativas ou exóticas e a infestação por cupins, constitui indicador do processo de perda da capacidade produtiva das pastagens (Tabela 2).

Tabela 02. Níveis de degradação de pastagens.

Níveis de degradação	Parâmetros limitantes	Degradação
1	Bom vigor e qualidade.	Leve
2	Baixo vigor, baixa qualidade e baixa população.	Moderada
3	Baixo vigor, baixa qualidade e baixa população, associada à presença de invasores e/ou cupins.	Forte
4	Baixo vigor, baixa qualidade e população, associada à presença de invasores e/ou cupins e solo descoberto.	Muito forte

Fonte: Adaptado de Spain e Gualdron (1988).

Em outra vertente, Savietto (1997) propôs uma análise conjunta de seis aspectos para definição da depreciação das pastagens, de modo a quantificar a ocorrência individual de cada uma na caracterização da qualidade global dos pastos. São eles: infestação por plantas daninhas invasoras; falhas na formação ou presença de solo exposto; ocorrência processos erosivos de diferentes graus; presença de cupinzeiros ou saueiros; baixo nível de manejo derivado da ausência de divisões de pasto e o aspecto vegetativo ruim oriundo do manejo inadequado dos pastos, que influencia negativamente no vigor e altura das plantas (Tabela 3).

Tabela 03. Níveis de degradação de pastagens.

Classificação	Descrição
Ótimo	Não ocorrência dos itens acima
Bom	Ocorrência de um dos itens acima
Regular	Ocorrência de dois dos itens acima
Precário	Ocorrência de três dos itens acima
Mau	Ocorrência de quatro dos itens acima
Péssimo	Ocorrência de cinco dos itens acima

Fonte: Savietto (1997).

Essas condições diminuem a capacidade produtiva dos pastos em decorrência da redução da massa verde e do potencial produtivo, acarretando em claro impacto visual nas forrageiras em diferentes estágios de degradação existentes no interior dos imóveis rurais.

Essa proposição coaduna com o entendimento dado pelo INCRA (2006), que entende como adequada essa classificação para a avaliação do valor de indenização das pastagens.

O estudo realizado pelo INAES (2015), com base na interpretação de imagens de satélite Landsat 5 e por meio do uso de índices de vegetação, concluiu que a qualificação dos níveis de degradação das pastagens no Estado de Minas Gerais poderia ser dividida em quatro estágios diferentes. Todavia, a pesquisa mostrou que em razão da confusão espectral nas leituras do índice de vegetação processado (NDVI) as áreas de pastagem não degradadas se misturaram às áreas de cultivos agrícolas perenes e de

reflorestamento em fase inicial de crescimento. Áreas com cobertura morta oriundas das técnicas de plantio direto foram confundidas com pastos fortemente degradados. Desse modo, foi necessária a inclusão do processo de classificação de duas classes adicionais: Áreas com boa cobertura vegetal não distinguível e Áreas com cobertura vegetal rala ou com cobertura morta (Tabela 4).

Tabela 04. Classes de qualidade da cobertura vegetal e valores de NDVI determinados para o Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba.

Classificação	Descrição
Áreas com boa cobertura vegetal não distinguível	0,341 a 1,000
Pastagem não degradada	0,328 e 0,340
Pastagem levemente degradada	0,280 e 0,328
Pastagem moderadamente degradada	0,233 e 0,279
Pastagem fortemente degradada	0,170 e 0,232
Áreas com cobertura vegetal rala ou com cobertura morta	0,100 e 0,169

Fonte: INAES (2015).

Com base nas proposições discutidas, pode-se assumir que a determinação dos estágios de degradação das pastagens está relacionada com a qualidade dos pastos plantados, em que parâmetros como porcentagem de cobertura vegetal e de cobertura do solo, vigor das gramíneas e a ocorrência de solos expostos, plantas daninhas e cupins são os fatores mais preponderantes na classificação.

2.2 SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO AO ESTUDO DAS PASTAGENS

O estudo da vegetação por meio do sensoriamento remoto é uma das principais aplicações realizadas por esse tipo de tecnologia, pois cerca de 70% da superfície terrestre se apresenta coberta por vegetação. Daí a importância do seu uso com o objetivo de conhecer o comportamento espectral dos alvos vegetais no entendimento global do estudo da superfície terrestre e da cobertura do solo (PONZONI e SHIMABUKURO, 2011).

A cobertura vegetal é muitas vezes o primeiro alvo de superfície que a radiação eletromagnética utilizada para os estudos de sensoriamento remoto se depara. Com isso, a chave para a interpretação da cobertura vegetal também se torna uma importante forma de conhecimento para a análise de outras áreas temáticas como a geologia e a pedologia. Nesse contexto, os padrões não são diretamente visualizados por meio do imageamento, mas sim de forma indireta por meio das variações na composição e distribuição da vegetação no meio físico (CAMPBELL e WYNNE, 2011).

Para os mesmos autores, outras vertentes do estudo da vegetação são buscadas com vistas a diferentes interesses científicos e comerciais, como a previsão de safras, o monitoramento e detecção de pragas e doenças, técnicas de manejo e agricultura de precisão ou no manejo florestal com a estimativa de volumetria de madeira, inventário florestal, densidade populacional, determinação de espécies e escolha de locais produtivos. O estudo dos impactos da atividade humana no desmatamento dos biomas e o aumento das queimadas, assim como o monitoramento ecológico de biomas isolados também representam focos de análise.

Segundo Jensen (2011), as plantas evoluíram sua conformação interna e externa de modo a favorecer a realização da fotossíntese. Desse modo, influenciaram diretamente na forma como a radiação eletromagnética interage com as folhas e os dosséis e como são espectralmente representadas nas imagens obtidas via sensoriamento remoto. Em linha geral, uma folha verde sadia intercepta o fluxo radiante incidente do sol ou fruto de espalhamento, promovendo a interação com os componentes foliares (pigmentos, estruturas, conteúdo interno de umidade e espaços intercelulares).

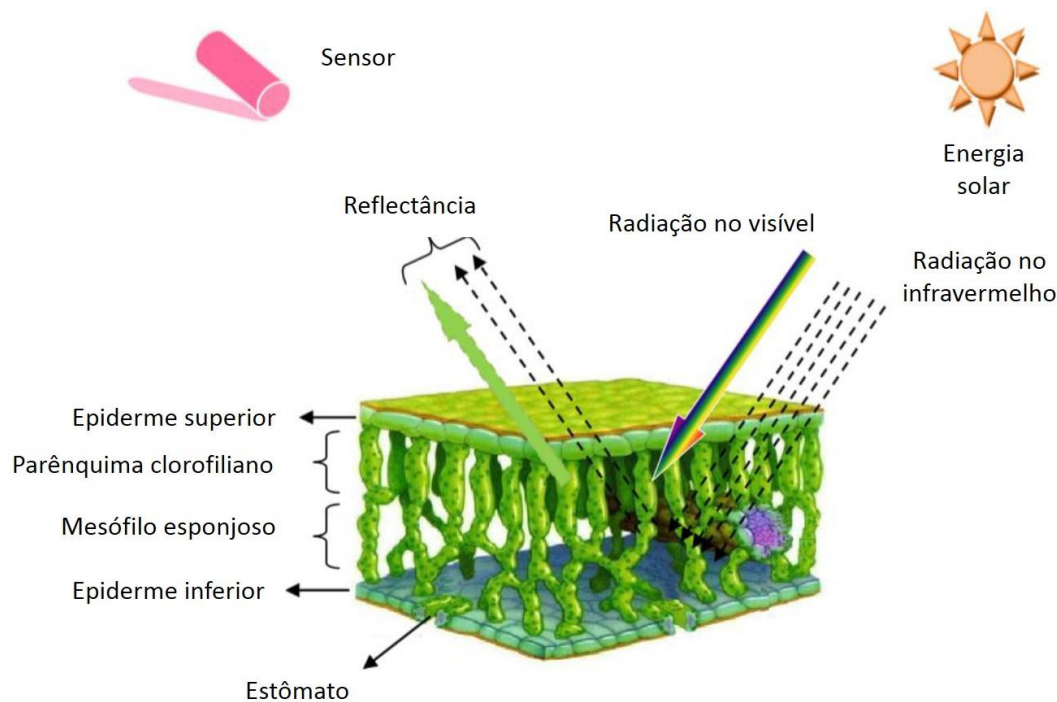


Figura 2: Interação entre fonte de energia eletromagnética, estrutura foliar e o sensor (Pullagari et. al, 2011).

A maior absorção na região do visível do que no infravermelho resulta do espalhamento interno da radiação no interior das folhas, que reflete a radiação de volta para a atmosfera ou a transmite para as camadas inferiores de folhas ou em direção ao sol (Figura 2). As assinaturas espectrais únicas permitem o seu uso para estudos com vistas à determinação do estado de saúde das plantas e quantificar biomassa e concentrações de clorofila e nitrogênio (PULLAGAGARI et. al, 2011).

O comprimento de onda correspondente ao infravermelho próximo (0,7 a 1,2 μm) é o mais refletido pelas folhas verdes. Mudanças na reflexão desse comprimento de onda fornecem dados acerca do estado de senescência ou estresse das plantas (Figura 3).

Os pigmentos foliares são os componentes que mais absorvem a radiação no espectro do visível (0,35 a 0,70 μm), sendo as clorofilas a e b as mais importantes. A absorção da radiação pela clorofila determina, entre outras, o estado fisiológico das plantas (Figura 4). Por outro lado, pigmentos como as xantofilas e carotenos também tem o seu papel na refletância foliar (JENSEN, 2011).

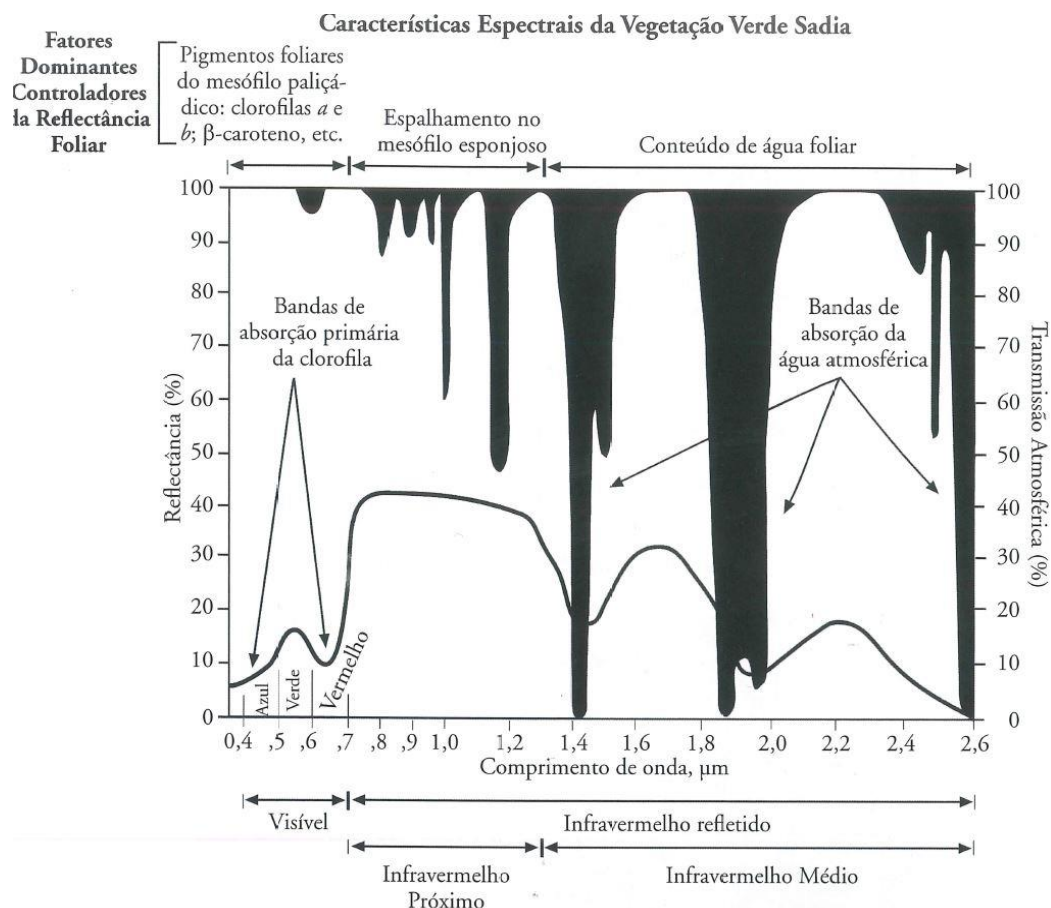


Figura 3: Reflectância espectral da folha vegetal verde saudável que ocorre no intervalo de comprimento de onda entre 0,4 e 2,6 μm (JENSEN, 2011).

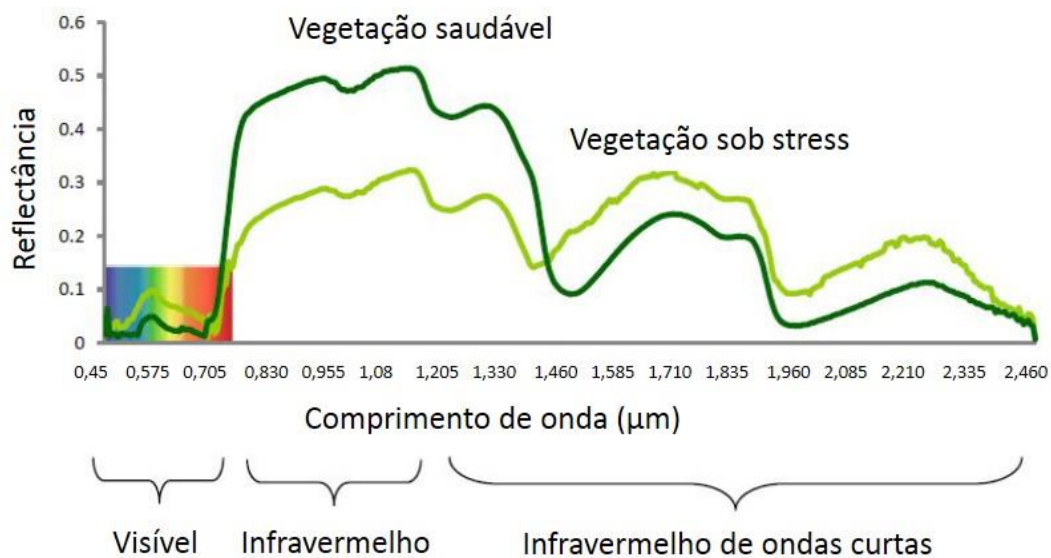


Figura 4: Reflectância da vegetação verde através do espectro eletromagnético. Adaptado de Pullagari et al. (2011).

No caso dos dosséis, ainda que esses apresentem uma reflectância assemelhada à da folha verde sadia, outros aspectos influenciam no comportamento espectral. Devem ser levados em consideração nos estudos os fatores de natureza geométrica, relacionados à iluminação (ângulo de incidência solar e azimute) e ao sensor (ângulo de visada, azimute de direção de visada, sensibilidade espectral e IFOV). Em adição, fatores espectrais oriundos do próprio dossel (espécies envolvidas, porcentagem de fechamento e orientação das plantas), da copa das árvores (forma e diâmetro), dos troncos ou caules (densidade e diâmetro à altura do peito) e das próprias folhas (Índice de Área Foliar/IAF e Distribuição do Ângulo Foliar/DAF) são relevantes. Por fim, deve-se ainda analisar os parâmetros oriundos do solo, como textura, cor e conteúdo de umidade (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009; JENSEN, 2011).

Os diversos aspectos podem ser estudados com base na reflectância foliar na região do espectro que varia de 0,35 a 2,6 μm (Figura 4).

Além das características já descritas, outros fatores são importantes por afetarem diretamente no comportamento espectral da vegetação: ciclo fisiológico das plantas (idade), nutrição, turgidez das folhas (déficit hídrico) e ataque de patógenos e pragas. Em muitos casos, a concentração de nitrogênio está diretamente ligada a cada um dos fatores listados acima, sendo o seu estudo de grande relevância quando se trata do sensoriamento remoto das pastagens.

No estudo da classificação dos níveis de degradação das pastagens diversos aspectos devem ser tratados de modo a relacionar a ocorrência dos fatores que afetam a qualidade fisiológica dos pastos. Parâmetros como cobertura vegetal, vigor das plantas, a ocorrência de solos expostos, presença de cobertura morta, pragas e plantas daninhas são fatores preponderantes na determinação. Tais parâmetros são utilizados por pesquisadores para qualificar os pastos e definir ações de manejo adequadas para a manutenção da capacidade produtiva (SAVIETTO, 1997; ASSAD, 2001; DIAS-FILHO, 2014; BARCELLOS, 1990).

A idade mais avançada das plantas tem influência direta no processo de senescência foliar com a consequente queda e secagem das folhas, levando o comportamento espectral para uma resposta mais próxima a dos solos em decorrência do aumento de massa seca. Nesse caso, a redução da clorofila nas folhas faz com que outros pigmentos como os carotenos passem a ter maior influência nos padrões de reflectância. Já o surgimento de folhas jovens promove o surgimento de tons de verdes mais vivos. Nesse diapasão, o estudo do comportamento fisiológico das plantas deve

analisar a época da coleta das imagens, pois os plantios costumam ser realizados em épocas mais chuvosas (Jensen, 2011).

Para Castro et al. (2008), a concentração de nitrogênio nos tecidos tende a declinar à medida que a planta se torna mais madura, tendo sido constatado que a concentração de nitrogênio foliar nas folhas verdes tende a ser o dobro das mortas. O mesmo pode ser dito da concentração de clorofila.

Santos et al. (2007) chegaram à mesma conclusão ao observarem que a idade dos pastos plantados tem influência direta na sua capacidade produtiva, visto que as pastagens mais novas apresentaram rendimentos superiores em detrimento aos pastos com mais de 20 anos de idade. Tal fato pode ser atribuído ao processo de degradação oriundo do uso de técnicas inadequadas de manejo e da disponibilidade de nitrogênio para as plantas.

Por meio da análise de dados AVIRIS, Elmore e Asner (2006) observaram que áreas com pastoreio em excesso puderam ser delineadas por meio da ocorrência de solos expostos entremeados aos pastos e da presença de vegetação não fotossinteticamente ativa, ou seja, em estado de senescência.

Numata et al. (2007) a fim de estimar características biofísicas de pastagens degradadas de *Brachiária brizantha* e *Brachiária decumbens* em Rondônia, por meio da análise de dados Hyperion e de espectroscopia de campo, verificaram que a senescência das gramíneas estava ligada à presença de lignina-celulose presente no componente mais seco da vegetação (vegetação não fotossinteticamente ativa). Ressalta-se que nesse estudo a validação da estimativa dos dados de sensoriamento remoto foi realizada por meio de espectrômetros de campo e câmera fotográfica CCD, que classificou as porcentagens de vegetação verde, seca e sombra.

A mesma situação é verificada em condições de estresse hídrico, pois a redução da quantidade de água no interior das folhas produz a migração da reflectância para as bandas do verde e do vermelho, acarretando em cores mais amareladas. Em outra vertente, as bandas localizadas na região do infravermelho médio são adequadas para análises acerca do uso eficiente da água pelas plantas, visto que a reflectância varia em função do conteúdo de água no interior das folhas. Plantas com maior estresse hídrico tendem a refletir mais nesse comprimento de onda do que as túrgidas (Jensen, 2011).

Em estudo voltado ao mapeamento de pastagens degradadas no cerrado, Sano et al. (2002) verificou que os grandes grupos de pastagens cultivadas podem ser

discriminados por meio de radiometria de campo, desde que consideradas as variações sazonais. Como resultado, verificou-se que a estação chuvosa permitiu uma melhor discretização das espécies em detrimento da estação seca. Por outro lado, a separação dos diferentes níveis de degradação apresentou um nível de dificuldade maior em razão do tipo de manejo empregado e da época de estudo.

Assad et al. (1991) estudaram o comportamento espectral das forrageiras *Andropogon gayanus*, *Brachiária ruziziensis*, *Brachiária Humidicola* e *Brachiária decumbens*, com o objetivo de verificar a ocorrência de variações nas leituras espectrais das quatro gramíneas, a sua evolução entre os anos de 1986 e 1988 e as relações entre a reflectância e a biomassa. Foram avaliadas as relações entre índices de vegetação, biomassa verde, teor hídrico das plantas e a separabilidade das espécies. As relações entre os índices estudados não mostraram evidências de que responderiam bem à biomassa, mas indicou boa correlação acerca do teor hídrico das plantas. Em adição, a separação das espécies com base em aspectos fisiológicos e na arquitetura das plantas permitiu o surgimento de dois grupos distintos (*Brachiária humidicola/Andropogon gayanus* e *Brachiária decumbens*) e a tendência de melhor individualização no período seco em decorrência da maior sensibilidade do *Andropogon gayanus* ao estresse hídrico.

Albuquerque et al. (2010) entendem que a separação entre alvos como pastagens, mata galeria e agricultura é viável. Entretanto, o comportamento espectral pode ser mais bem caracterizado no caso de vegetação sob estresse hídrico e/ou localizada em áreas de baixa fertilidade e solos mais rasos e pedregosos.

Machado et al. (2015) comprovaram essa assertiva em laboratório e demonstraram que as alterações dos padrões de reflectância no feijoeiro provocadas pela ocorrência de ataque de mofo branco permitem indicar a ocorrência da doença no campo. Em adição, verificou-se que o intervalo de comprimento de onda *Red-Edge* foi o mais significativo nessa determinação, pois tem estreita relação com a variação do teor de clorofila nas folhas, que decresce à medida que a severidade da doença aumenta.

Já Junior et al. (2002) perceberam em estudo relacionado com o ataque de nematoides em cultura de soja que os comprimentos de onda do vermelho e do infravermelho são os mais adequados para o monitoramento da infestação por esse patógeno, dado que a sintomatologia indica o aparecimento de clorose nas folhas.

Quanto à ocorrência de infestação por plantas daninhas, Ferrari et al. (2009), em estudo realizado no Município de Camapuã, com o objetivo de se avaliar a possibilidade de identificação dos níveis de degradação das pastagens (solo exposto,

pastagens com invasoras e pastagens em bom estado), constataram que com a aplicação do índice NDVI, nas épocas de seca e chuva, em imagens CBERS 2B/CCD, foi possível a discriminação da degradação em pastagens com solo exposto e aquelas infestadas com plantas daninhas. Entretanto, as áreas de pastagem em bom estado de conservação se confundiram com as áreas infestadas, indicando que o índice não foi possível sozinho discretizar os alvos. Os autores entenderam que uma delimitação prévia dos pastos deveria ser realizada para que os resultados pudessem vir a ser satisfatórios.

Problemas nutricionais afetam a coloração das folhas de forma diferente para cada tipo de nutriente em falta, normalmente ocasionando o amarelecimento e secamento das folhas e redução do crescimento, produtividade e o aumento da degradação das pastagens. Por outro lado, quantidades satisfatórias de nutrientes deixam as folhas mais verdes (COSTA et al. 2006).

Lehnert et al. (2013) mostraram ser possível a separação em imagens hiperespectrais entre alvos de pastagens e demais tipos de vegetação e, posteriormente, estimar os teores de clorofila em todos os *pixels* da imagem, indicando a possibilidade de identificação dos alvos na área foco do estudo.

A concentração de nitrogênio na folha é um bom parâmetro para a aferição da qualidade fisiológica das pastagens. A deficiência do nutriente restringe o desenvolvimento dos perfilhos e o crescimento individual das folhas, afetando a capacidade fotossintética do capim (CASTRO, 2008).

Tais sintomas são passíveis de monitoramento e diversos estudos foram realizados com vistas à medição dos teores de nitrogênio foliar (BOEGH et al. 2002; JUNIOR et al., 2008; EITEL et al., 2007; GUO e GUO, 2015).

O índice de área foliar é representado pela relação adimensional da quantidade em área de folhas existentes pela área do terreno (PONZONI e SHIMABUKURO, 2011). Trata-se de uma medição do stand vegetal nos ecossistemas terrestres e um parâmetro para estudos climáticos, hidrológicos e meteorológicos, podendo, no caso de dosséis, ser mensurado por meio de sensoriamento remoto (POCOCK et al. 2009).

Uma das formas de se estimar o IAF consiste em instituir relações empíricas entre o IAF e os diversos índices de vegetação elaborados com o objetivo de maximizar a sensibilidade à vegetação e reduzir os elementos de confusão (*background* do solo, ruídos derivados dos efeitos da atmosfera e a geometria de iluminação). Com isso, podem vir a ser calibradas para diferentes tipos de vegetação por meio do uso de

medidas em campo aliadas a medições de reflectância ou simulações de modelos de radiação dos dosséis (GARRIGUES et al., 2008).

O índice em questão está relacionado com a quantidade de cobertura verde existente nos dosséis. Desse modo, pode-se assumir que exista uma relação direta entre os dois. Mais ainda, em dosséis saudáveis com elevado IAF é possível a analogia de que a concentração de nitrogênio foliar e os teores de clorofila também sejam elevados. Sob essa premissa, vários estudos utilizando índices de vegetação, com ou sem estimativa de IAF, têm sido realizados com o objetivo de determinar essas relações e identificar quais os índices de vegetação podem melhor representar essas premissas (DELEGIDO et al. 2012, HOUBORG et al., 2015; DARVISHZADEH et al. 2006; WU et al. 2008; HABOUDANEA et al. 2002; MAIN et al. 2011).

Em estudo sobre degradação de pastagens formadas por *Brachiária decumbens*, Franco e Rosa (2009) realizaram o cruzamento de dados sobre IAF, NDVI, porcentagem de cobertura vegetal (CV), biomassa e altura da vegetação e obteve informações que comprovaram as relações positivas entre os parâmetros e a qualidade dos pastos. Aqueles com elevado nível de degradação apresentaram baixo IAF, menor altura das plantas, menor CV e biomassa total. Tais constatações coadunam com o fato de que os índices de NDVI também se mostraram equivalentes aos de IAF das pastagens em melhor estado fenológico, demonstrando uma relação positiva e direta entre os valores. Ainda que os resultados fossem positivos, a separação entre os níveis de degradação baixo e médio não foi possível em decorrência da elevada presença de matéria seca oriunda da coleta dos dados no final da estação de seca.

Em outra vertente, é possível assumir que pastagens com maior IAF também apresentam melhores condições fisiológicas e se mostrem menos degradadas. Estudos nesse sentido têm demonstrado a positividade dessa assertiva (ANDRADE et al. 2014; INAES, 2015).

A viabilidade de espacialização do IAF em áreas de pastagem com base em imagens WorldView 2 e radiômetro Crop Circle ASC-430 foi avaliada por Andrade et al. (2013). Para o estudo, o IAF foi mensurado com base em dados de campo processados em laboratório e estimado por meio de índices de vegetação aliados aos fatores de ajuste calculados por Andrade et. al (2015). Concluíram que a estimativa de IAF teve alta correlação com a medida pelo radiômetro, indicando que a estimativa indireta é factível de uso em estudos voltados à pastagem.

O IAF estimado em pastos de *Brachiaria brizantha* em imagens LandSat 5 TM, variou em consonância com três níveis de degradação em estudo (fortemente degradado, não degradado e um intermediário composto pelas classes levemente e moderadamente degradados), permitindo, à distância, espacializar o estado fisiológico dos pastos em três microbacias localizadas no Município de Guararapes, SP (ANDRADE et al. 2013).

Pesquisas sobre pastagens por meio de sensoriamento remoto têm sido realizadas com o intuito de avaliar processos de degradação, espacialização de áreas plantadas em níveis territoriais, avaliação nutricional, cálculo de índice de área foliar, concentração de nitrogênio foliar, identificação de espécies, ataques de pragas e etc. Percebe-se, assim, ampla gama de possibilidades de estudos a serem realizados e que o mapeamento dos graus de degradação das pastagens por meio de sensoriamento remoto é viável. Diversos autores vêm realizando estudos nesse sentido e com diferentes abordagens e alguns de seus trabalhos serão discutidos a seguir.

Sano et al. (2002) processaram imagens do satélite *Landsat-7*, com o intuito de verificar a possibilidade de identificação de variedades de pastagem plantadas em áreas de cerrado no Distrito Federal. O estudo, com base nas bandas 3 e 4, permitiu a individualização dos pastos formados por *Andropogon* e *Panicum*.

A potencialidade do satélite *CBERS-2B*, aliado ao uso dos classificadores espectrais de Máxima Verossimilhança e Bhattacharya, foi testada e se concluiu que é possível a discretização de quatro níveis de degradação dos pastos localizados no Estado de Mato Grosso do Sul (ABDON et al. 2009).

Ferramentas como a análise multitemporal de imagens de satélite associadas aos índices de vegetação processados têm sido utilizadas para a avaliação dos níveis de degradação dos pastos.

Andrade et al. (2017), em estudo realizado em 173 municípios do cerrado brasileiro, que possuíam áreas de pasto maiores que 10.000 hectares, realizaram a análise temporal da variação de NDVI entre os anos de 2006 a 2011 e verificaram que 50% dos pastos apresentavam algum grau de degradação. Concluíram, então, que a aferição de parâmetros biofísicos por meio de sensoriamento remoto permite compreender a dinâmica da variação das pastagens em macrorregiões.

A análise multitemporal (2006-2011) dos dados de vegetação associados ao índice de vegetação NDVI em imagens SPOT-Vegetation (VGT-10) se mostrou uma

ferramenta viável na delimitação das áreas de pastagem em diferentes níveis de degradação no Estado de Goiás (ANDRADE et al. 2013).

Andrade et al. (2014) mostraram ser possível o monitoramento das áreas pastagens cultivadas no cerrado goiano a partir de imagens MODIS e da análise histórica entre os anos de 2001 a 2009 com base na aplicação do índice de vegetação EVI.

Aguiar et al. (2010) verificaram que o uso dos índices de vegetação NDVI e NDWI processados em imagens MODIS (MD 09), localizadas no Estado de Mato Grosso do Sul, permitiu a separação entre pastagem e cerrado, porém a discretização entre os diferentes níveis de degradação dos pastos não apresentou bons resultados. Dentre os três níveis pesquisados (pasto bom, pasto com invasoras e pasto com solo exposto e cupinzeiros), os dois primeiros obtiveram melhor separação. Todavia, o terceiro não permitiu a individualização mais precisa.

Nascimento et al. (2006) estudaram o nível de degradação das pastagens de *Melinis minutiflora* na região da Zona da Mata mineira em imagens ASTER por meio do algoritmo classificador Distância de Mahalanobis e verificou ser possível a identificação de três níveis de degradação (moderado, forte e muito forte). Todavia, a pastagem no nível de degradação muito forte apresentou confusão com as áreas descritas como solo exposto.

Para Souza et al. (2011) o mapeamento de quatro níveis de degradação de pastagens (leve, moderado, forte e muito forte) na Região da Bacia do Rio Colônia/BA, por meio do classificador Máxima Verossimilhança em imagens LandSat 5 TM, é possível, tendo sido obtida uma classificação acurada de cada tipologia.

O INAE (2015), em estudo baseado na interpretação de leituras do NDVI e no índice de cobertura vegetal de pastagem (CVP), desenvolvido em pesquisa elaborada por Andrade et al. (2014), realizou o mapeamento das pastagens no Estado de Minas Gerais e constatou que é possível a discretização de até quatro níveis de degradação.

O índice de cobertura vegetal (ICV) é definido como a porcentagem de cobertura da vegetação por unidade de área ou a fração de vegetação contida em uma área plana definida (Liu et al. 2012).

A determinação do ICV, por meio do uso de fotografias digitais, com vistas à diferenciação da vegetação verde do *background* do solo, assim como a separação de espécies, vem sendo estudado ao longo do tempo por diversos pesquisadores, para

diferentes alvos e por meio variados métodos de classificação digital das imagens (Demarez et al. 2008; Chen et al. 2010; Liu et al. 2012)

Zhou e Robson (2001) testaram os classificadores k-médias e Máxima Verossimilhança e concluíram que os resultados são acurados, porém o consumo de tempo para o processamento é elevado.

Vanamburg et al. (2006) utilizaram fotografias digitais com o intuito de estimar biomassa em forragens de pradaria na bacia do Rio Colorado e concluiu que para esse tipo de vegetação e ecossistema o classificador Máxima Verossimilhança aliado às fotografias digitais não se mostrou uma ferramenta adequada.

A utilização de fotografias digitais para a quantificação de cobertura vegetal em áreas degradadas foi pesquisada por Azevedo et al. (2005), em que foram coletadas fotografias em 24 locais e utilizado o classificador Máxima Verossimilhança para estimar as porcentagens de cobertura ao longo do tempo. Os resultados mostraram que a metodologia utilizada pode ser adotada para o fim que se propõe.

Wiesmair et al. (2016) realizou estudos com a finalidade de identificar os níveis de degradação dos pastos localizados nas áreas montanhosas do Cáucaso na Georgia. Para tal foram utilizados índices de vegetação (MSAVI2 e o NDVI) e imagens *WorldView 2*. Para a aferição foram levantados dados de campo relacionados com a porcentagem de cobertura verde e solo exposto. Ambos os parâmetros foram medidos a partir de fotografias digitais coletadas em campo e processadas no software Adobe Photoshop. Como resultado, os dois índices não apresentaram variações significativas na diferenciação dos pastos afetados pelo aparecimento de solos expostos e rochas. Ainda que quatro tipologias tenham sido efetivamente discretizadas, nas áreas montanhosas devem-se incorporar dados de campo locais para um melhor monitoramento.

Louhaichi et al. (2017) utilizaram fotografias digitais e o processamento por meio do software VegMeasure software[®] para a determinação de biomassa e cobertura de sete espécies de arbustos forrageiros em regiões áridas no nordeste da Síria como uma ferramenta não destrutiva da vegetação e de rapidez e baixo custo. Os resultados foram positivos.

2.3 ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Segundo Jensen (2011), desde 1960 diversos parâmetros biofísicos da vegetação vêm sendo estudados e modelados por meio do uso de técnicas de

sensoriamento remoto como os índices de vegetação, definidos como medidas radiométricas adimensionais que expressam a abundância relativa e a atividade da vegetação verde. Dentre as métricas obtidas se encontram a mensuração de área foliar (IAF), porcentagem de cobertura verde, teores de clorofila, biomassa verde e de radiação fotossinteticamente ativa. Por outro lado, a grande quantidade de índices elaborados acaba por gerar resultados equivalentes, ou redundantes, em termos de qualidade e conteúdo de informações geradas.

A utilização de índices de matemática espectral ligados ao estudo da vegetação é um instrumento que permite a separação dos alvos e o monitoramento das condições e saúde das plantas, sendo importantes para a medição de fatores como a composição e padrão da cobertura terrestre, distribuição e extensão das matas ciliares, padrões de vigor da vegetação, graus de limitações biofísicas e potencial de erosão (JENSEN, 2011).

Objetivam estudar as propriedades espectrais, principalmente nas regiões do visível e infravermelho próximo, relacionando-as com parâmetros biofísicos da cobertura vegetal, além de minimizarem os efeitos da iluminação nas cenas, declividade da superfície e geometria de aquisição que influenciam nos valores de reflectância da vegetação (PONZONI e SHIMABUKURO, 2011).

Tais estudos podem ser realizados em consonância com análises históricas do comportamento da vegetação ao longo tempo, de modo a permitir o monitoramento constante e sistemático das suas variações estruturais, fenológicas e biofísicas. Os índices integram as relações entre a atividade fotossintética e as variações estruturais de dossel na paisagem. Em linhas gerais, o objetivo é isolar o sinal do verde, fotossinteticamente ativo, dos sinais oriundos de outros alvos e permitir comparações espaciais e temporais (HUETE et al., 2002).

Para Campbell e Wynne (2011), os índices de vegetação, medidos com base em valores digitais de brilho, intentam a medição da biomassa ou do vigor vegetativo. São elaborados a partir de combinações de vários valores espectrais que somados, divididos ou multiplicados acabam por produzir um valor único, que indica a quantidade ou o vigor vegetativo dentro de um *pixel*. Altos valores de um índice de vegetação podem, por exemplo, identificar *pixels* cobertos por substanciais quantidades de vegetação saudável.

O resultado da aplicação de um índice resulta em uma imagem monocromática, nos quais os tons de cinza em diferentes gradações representam a variação da biomassa

ou o índice de área foliar. Ressalta-se que quanto mais claro o tom de cinza, maior será a densidade de vegetação. Tons de cinzas médios indicam a ocorrência de um menor percentual de vegetação e tons de cinza totalmente escuros, a ausência de vegetação, o que só pode ocorrer nas áreas correspondentes aos solos expostos, nuvens, neve ou corpos de água vegetal (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Todavia, grande parte dos índices tende ao estudo de determinadas espécies, não sendo robustos para o estudo conjunto de variadas espécies com diferentes tipos de arquitetura foliar e estruturas foliares (VINA et. al, 2011).

No entendimento dos autores Thenkabail et al. (2012), o uso de imagens multiespectrais apresenta uma capacidade de detecção reduzida em relação aos sensores hiperespectrais, pois esses possuem um elevado número de bandas com intervalos mais estreitos, permitindo a aquisição de dados mais precisos a respeito dos alvos em estudo. Ao se utilizar dados hiperespectrais, as análises tornam-se mais finas e permitem obter resultados que suplantam o aspecto qualitativo para o quantitativo. Com isso, os estudos passaram, então, a objetivar a verificação de aspectos mais complexos como estresse nas plantas, medir o teor de clorofila e água foliar, identificar espécies e pequenas variações na cobertura verde de maciços vegetais, extrair variáveis bioquímicas, como nitrogênio e lignina, detectar variações de umidade e de pigmentos foliares, melhorar a detecção de mudanças em áreas de vegetação mais escassa e modelar as características biofísicas e de rendimento de culturas agrícolas.

O desenvolvimento de índices objetiva reduzir os efeitos de reflectâncias indesejáveis, como por exemplo do solo e da atmosfera, e ao mesmo tempo incrementar a sensibilidade em direção a características de interesse. O ideal seria o desenvolvimento de índices adequados ao estudo de diferentes espécies vegetais e suas estruturas foliares. Nesse diapasão, a utilização de comprimentos de onda na região da borda do vermelho (*RedEdge*) para a composição de novas fórmulas promoveu ganhos na delimitação de características relacionadas com a fisiologia das plantas (RAMOELO et al. 2012).

A banda *RedEdge*, com reflectância entre 0,68 e 0,78 μm , presente na constelação de satélites *RapidEye*, tem a capacidade de monitorar a capacidade fotossintética e permitir a separação das espécies e condições fisiológicas da vegetação (PLANETLABS, 2016).

Mutanga e Skidmore (2007) concluíram que existe uma correlação indireta entre a feição absorção de clorofila na banda *RedEdge* e o incremento de nitrogênio no

solo para as gramíneas, inclusive em nível de cobertura foliar. Tais características permitem a identificação de padrões de vigor das plantas.

A lista de índices espectrais desenvolvidos para estimar a concentração de clorofila nas folhas e de área foliar é extensa. Russel et al. (2011) testou 73 índices conhecidos com o objetivo de estudar o potencial preditivo em culturas de milho, repolho, tomate e oito árvores de savana e concluíram que os índices baseados em bandas *RedEdge* se mostraram mais consistentes e robustos. Em adição, verificou que a escolha do índice mais adequado deverá considerar o tipo de cultura a ser estudada e o ecossistema que está inserida, não existindo um índice universal.

Mesma conclusão chegou Ramoelo (2011), ao verificar que os índices compostos pelas bandas do *RedEdge* e infravermelho, disponíveis no satélite *RapidEye*, ao verificar que os resultados se mostraram coerentes para o mapeamento de nitrogênio foliar em pastagens numa escala regional.

Baptista (2015) desenvolveu o índice denominado *Spectral Feature Depth Vegetation Index* (SFDVI) com o objetivo de discretizar as nuances da atividade fotossintética da vegetação e testou a sua capacidade de minimizar a saturação que os índices *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e *RedEdge Normalized Difference Vegetation Index* (RENDVI) apresentavam em medições relacionadas a formações arbóreas. Os resultados mostraram que o SFDVI apresentou um maior potencial de destacar as nuances da atividade fotossintética em áreas com cobertura foliar mais densa do que os demais índices testados.

Ao longo do tempo, diversos índices de vegetação foram desenvolvidos e estudados ao longo do tempo com objetivos diversos, geralmente voltados a determinar características biofísicas e bioquímicas das plantas e dosséis.

O NDVI foi desenvolvido por Rouse et. al (1974) com o objetivo de mensurar quantitativamente as características da vegetação. Jensen (2011) valoriza o índice de modo indicar que dentre suas vantagens está o fato de permitir o monitoramento de variações sazonais e anuais no desenvolvimento das atividades da vegetação, assim como promover a redução de ruídos presentes em múltiplas bandas de imagens de diferentes datas, oriundos de atenuação atmosférica, presença de sombreamento de nuvens, variações na iluminação solar e topografia. Por outro lado, apresenta problemas como a saturação em alvos com elevado índice de área foliar e com a ocorrência de *background* do solo e umidade, limitando a amplitude da análise em áreas com dosséis vegetais densos e regiões com solo muito exposto (HUETE, 1988).

Existem possibilidades diversas nas áreas de agricultura, floresta e estudos climáticos para a exploração do NDVI, incluindo a análise temporal com vistas à detecção de atividades sazonais e fenológicas, duração do período de crescimentos, pico do verde, mudanças fisiológicas das folhas e períodos de senescência (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009; HUETE et al. 2002).

Ainda que o NDVI seja amplamente aceito, constatou-se a necessidade de desenvolvimento de índices que considerassem em sua concepção a possibilidade de diminuir a problemática do *background* do solo. Com isso, Huete (1988) propôs o índice *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) e, posteriormente, Huete et al. (2002) propuseram o *Enhanced Vegetation Index* (EVI).

O índice SAVI foi desenvolvido como uma técnica de transformação de bandas que visava minimizar a influência dos efeitos de *background* do solo, que influenciava negativamente os resultados das análises realizadas com base em índices que utilizavam as bandas espectrais do vermelho e do infravermelho.

Para a redução da interferência do solo, foi incorporado à fórmula do NDVI um fator de ajuste para o substrato da cobertura vegetal, denominado de fator L. A pesquisa mostrou que um fator 0,5 era adequado para minimizar as variações de brilho de diferentes tipos de solos para um amplo intervalo de valores de área foliar e graus de fechamento dos dosséis. Como a equação é baseada na mesma concepção da fórmula do NDVI, se L for igual a zero, o resultado do SAVI torna-se idêntico ao NDVI (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Roujean et al. (1995) propuseram o *Renormalized Difference Vegetation Index* (RDVI) com a renormalização do NDVI também com o objetivo de reduzir a sensibilidade aos efeitos de *background* de solo. Segundo o autor, o índice combina as vantagens do NDVI e do DVI (*Difference Vegetation Index*). Posteriormente, foi criado o RDVI-2, com a inclusão da banda localizada na região *RedEdge*.

Rondeaux et al. (1996) desenvolveram o índice *Optimized SAVI*, que é baseado na arquitetura do SAVI. Contudo, o fator L foi estipulado como 0,16, tornando-o mais adequado para áreas com baixa cobertura vegetal onde o solo é exposto e visível por entre o a folhagem.

A fim de reduzir a influência da atmosfera e os efeitos de *background* do solo logo abaixo da cobertura vegetal e com vistas a otimizar os estudos de monitoramento ambiental, foi desenvolvido o EVI, que melhorou a sensibilidade de leitura para áreas

de elevada cobertura vegetal (Huete et al., 2002). Já o índice EVI-2 foi criado para uso em sensores que não possuem a banda do azul (JIANG et al. 2008).

Visando o estudo da correlação entre a concentração de clorofila a e a reflectância foliar, Gitelson et al. (1994) verificaram que um índice por diferença normalizada semelhante ao NDVI, porém com a banda do vermelho sendo substituída pelo comprimento de onda no espectro *RedEdge*, apresentou resultados positivos. Esse índice foi denominado de RENDVI.

Posteriormente, Datt et al. (1999) promoveram modificações no índice a fim de incrementar a sensibilidade à vegetação em face à reflectância localizada na borda do vermelho e às mudanças no conteúdo de folhagem e senescência nos dosséis. Com isso, foi criado o *Modified RedEdge Normalized Difference Vegetation Index* (MRENDVI).

Em 2002, Haubodane et al. desenvolveram o índice *Transformed Chlorophyll Absorption Reflectance Index* (TCARI), relacionado com o estudo de teores de clorofila na cultura de milho em Montreal, por meio do uso das bandas compreendidas nas faixas do *RedEdge*, vermelho e verde. Posteriormente, Wu et al. (2008) realizaram novas pesquisas com a cultura de trigo de inverno na China e alteraram a fórmula original com a substituição da banda do vermelho pela do infravermelho (*Transformed Chlorophyll Absorption Reflectance Index* - TCARI2). Em ambos os trabalhos os pesquisadores testaram a integração dos índices TCARI/OSAVI e verificaram que a sensibilidade dos índices integrados era superior aos individuais.

Gitelson et al. (2003) pesquisou o uso da banda *RedEdge* com o objetivo de determinar a concentração de clorofila nas folhas de quatro espécies vegetais e verificaram que as bandas localizadas no comprimento de onda de 0,450, 0,550, 0,715 e 0,850 micrometros apresentaram melhores resultados para a aferição da clorofila foliar. Como resultado, foi elaborado o índice *RedEdge Chlorophyll Index* (CI_RedEdge).

A fim de avaliar densidade de área foliar e de clorofila em dosséis, Broge e Leblanc (2000) elaboraram o índice *Triangular Vegetation Index* (TVI), com base na premissa de que a absorção da energia eletromagnética pelos pigmentos de clorofila está relacionada com a diferença relativa entre a reflectância dos espectros infravermelho e vermelho, em conjunto com a magnitude da reflectância do espectro verde, em que a absorção pelas moléculas de clorofila é muito baixa ou insignificante.

Haboudane et al. (2004) desenvolveram o *Modified Triangular Vegetation Index* (MTVI-1) com o objetivo de tornar o TVI mais adequado para estimar de área foliar. Para tal, substituiu o comprimento de onda de 750 pelo de 800nm, que é mais

influenciado pelas mudanças nas estruturas foliares, além de ser insensível às mudanças nas concentrações de pigmentos nas folhas, e aplicou um fator de escala com o objetivo de reduzir o efeito do *background* do solo. Posteriormente, promoveu alterações nos índices *Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index* (MCARI) e MTVI e desenvolveu os índices MCARI-2 e MTVI-2 com intuito de quantificar a área foliar verde em dosséis.

No intuito de tornar o TVI mais sensível aos efeitos da clorofila, ao invés do vigor da vegetação e das variações de densidade de folhas verdes nos dosséis, foi elaborado o *Triangular Chlorophyll Vegetation Index* (TCI) (HABOUDANE et. al, 2008). Para tal, foi introduzida na fórmula a razão de bandas entre os espectros 670 e 700nm, reduzindo, assim, os efeitos combinados do *background* do solo e dos componentes não fotossintéticos das folhas e integrada o comprimento de onda de 700nm com o objetivo de incrementar a sensibilidade às mudanças de teores de clorofila.

Com vistas a integrar as feições espectrais do *Red Edge* com a da região do vermelho e medir a intensidade da feição espectral a partir da média dos pontos de máxima reflectância na região do verde e do NIR, Baptista (2015) desenvolveu o Índice de Vegetação por Profundidade de Feição Espectral ou SFDVI. Fórmula que permitiu discretizar as nuances da atividade fotossintética, minimizando os efeitos de saturação que o NDVI e o RENDVI costumam sofrer, principalmente em formações arbóreas.

Como salientado o SFDVI baseia-se na integração das bandas de absorção do vermelho e do *Red Edge* e a intensidade da feição é medida subtraindo-se essa integração da média dos picos de reflectância na região do verde com a do NIR.

A figura 5 apresenta graficamente o conceito por trás do índice SFDVI, indicando as bandas do satélite *RapidEye* utilizadas e a sua localização plotada em um espectro de vegetação empírico.

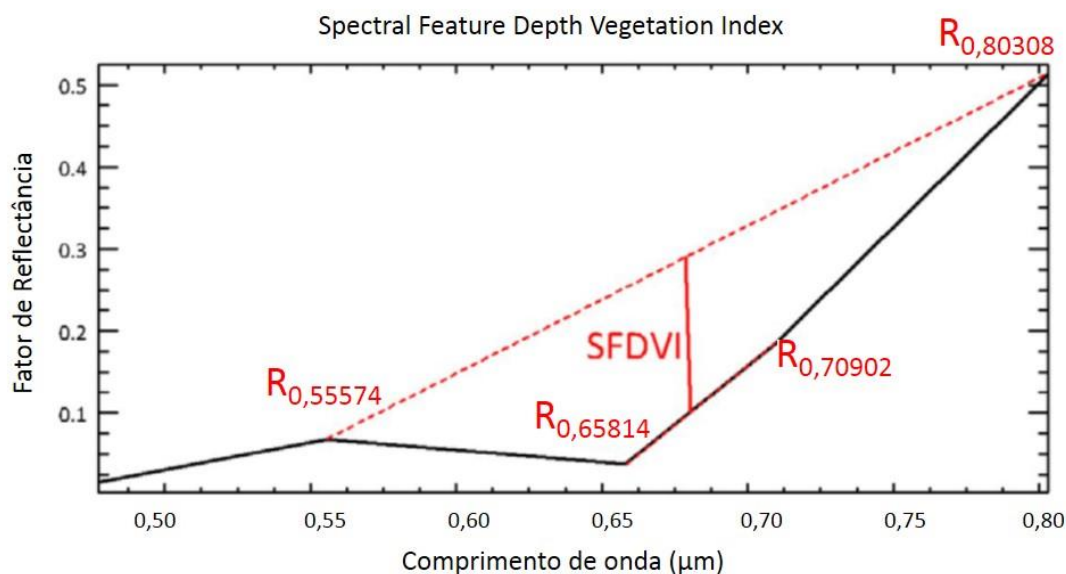


Figura 05 – Spectral Feature Depth Vegetation Index (Adaptado de Baptista (2014))

3. MATERIAL E MÉTODOS

Neste tópico serão apresentadas informações relativas à área de estudo, às características dos trabalhos de campo, aos equipamentos e à metodologia utilizada para a obtenção dos resultados.

Decidiu-se pelo uso das seguintes técnicas:

- Levantamento em campo das informações descritivas das características das pastagens (altura e vigor das pastagens, infestação por plantas invasoras e cupins e ocorrência de erosão);
- Coleta de fotografias digitais;
- Classificação espectral supervisionada das fotografias, pelo método de máxima verossimilhança, com vistas a determinar as porcentagens de folha verde, solo exposto e palhada;
- Processamento de vinte e sete índices de vegetação sobre a imagem *RapidEye*;
- Aplicação de testes estatísticos de validação.

As etapas de trabalho estão pormenorizadas no fluxograma da Figura 06. Nela está descrito o passo a passo de todas as operações realizadas durante a pesquisa, desde

a etapa inicial de definição da área de estudo até a discussão final dos resultados obtidos.

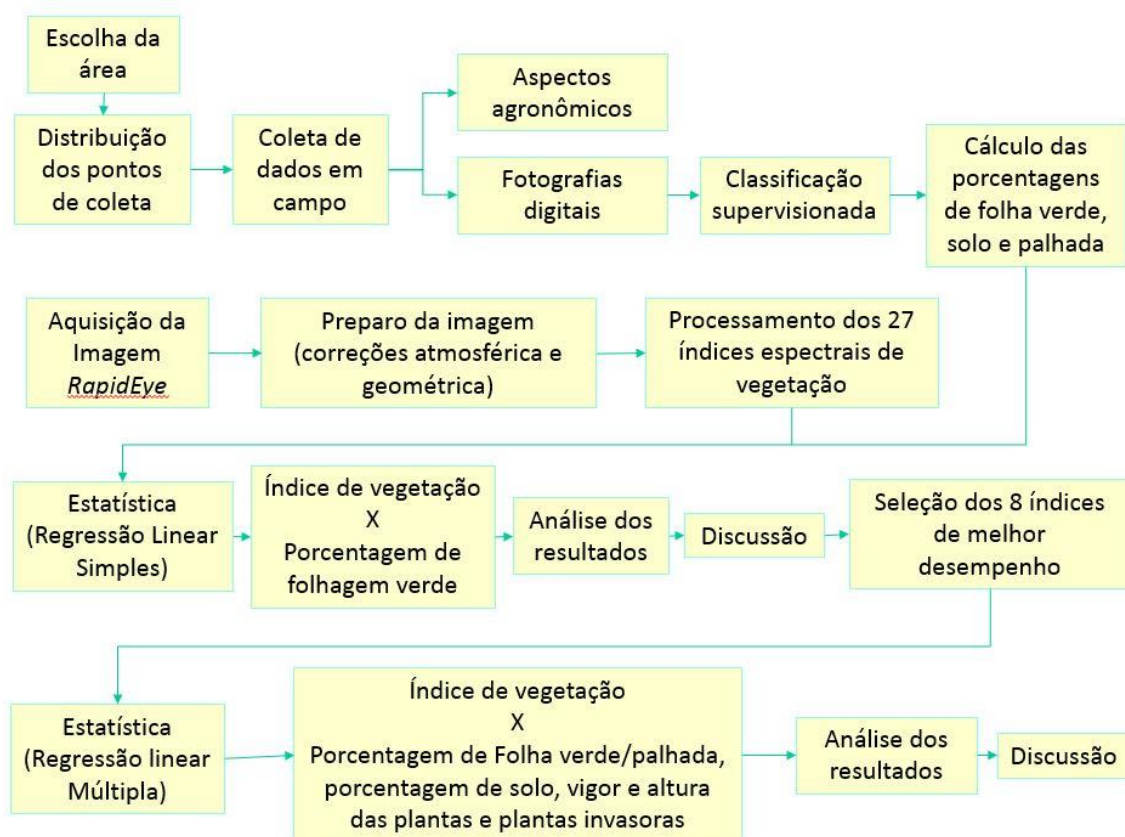


Figura 06: Metodologia de trabalho.

Durante a etapa de planejamento foi definida a espécie de capim, a data de coleta e a área de estudo a fim de verificar se a região teria as condições técnicas de receber o estudo.

Após essa decisão, escolheu-se uma propriedade rural que dispusesse de pastos de capim *Panicum maximum cv Mombaça* em diferentes estados de conservação. Uma vistoria prévia de campo em toda a área foi necessária para a seleção dos piquetes onde seriam coletados os dados de campo (Figura 09).

Foram analisados, após a vistoria, os dados dos levantamentos zootécnicos existentes na propriedade de modo a conhecer, a priori, as características físicas e químicas dos solos, dimensão e localização dos piquetes e as condições fitossanitárias dos cultivos.

A escolha dos piquetes ocorreu em função dos aspectos agrônômicos das pastagens, contemplando os parâmetros previamente estabelecidos para a análise do

nível de degradação. São eles: espécie de pastagem, porcentagem de cobertura foliar, vigor das plantas, ocorrência de solos expostos, plantas invasoras, cupins e erosão.

Cada um dos cinco pastos selecionados possui em média 19 hectares, totalizando 108 hectares de área física plantada.

O satélite escolhido foi o *RapidEye*, pois possui características técnicas específicas para o estudo como resolução espacial de 5m, temporal de 5,5 dias, radiométrica de 12bits e espectral com 5 bandas, incluindo o canal *RedEdge*. A imagem de radiância foi fornecida gratuitamente pela empresa Santiago & Cintra Importação e Exportação LTDA e coincidiu precisamente com a data de coleta. Posteriormente, foi necessária a correção para reflectância de superfície. Para tal, foi utilizado o módulo *Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Hypercubes* (FLAASH), disponível no software *ENVI 5.2*. Por fim, a cena foi georreferenciada no software *ArcGis 9.3* com base no perímetro certificado no Instituto Nacional de Reforma Agrária e Colonização – INCRA.

A data da coleta de dados foi estabelecida por meio da análise do histórico pluviométrico da região, tendo sido selecionada a data de 11/05/2017 em que foi possível associar a visita de campo, o período de passagem do satélite, a ocorrência de céu sem a cobertura de nuvens e um intervalo entre a última chuva de 15 dias.

Foram, então, elaborados mapas georreferenciados da área de estudo, em que foram plotados os pontos de coleta (um ponto por hectare), distribuídos de forma randômica, por meio do software *QuantumGis 2.4*, ferramenta de pontos aleatórios, em toda a extensão dos piquetes.

Na sequência, foram definidas as operações a serem realizadas em campo para que a coleta dos dados fosse mais precisa e célere, evitando que problemas inesperados inviabilizassem a realização do trabalho.

Foi necessária a presença de um segundo analista com o objetivo de auxiliar na localização dos pontos de coleta, por meio do uso de aparelho GPS com precisão submétrica, no preparo das áreas e coleta de informações. Assim como na segurança operacional, visto que se tratava de uma propriedade com características hidromórficas e com as áreas nativas de preservação permanente e de reserva legal totalmente preservadas. Em cada ponto, foi coletada uma fotografia digital e anotadas em caderneta própria as características físicas das pastagens obtidas por meio visual e via trena métrica.

As informações de campo tiveram suas características estudadas e planilhadas em escritório com vistas a sistematizar os dados que pudessem subsidiar o estudo.

As fotografias foram processadas no software *Envi 5.2*, no qual foi realizada a classificação espectral supervisionada de máxima verossimilhança, com o intuito de calcular as porcentagens de cobertura foliar verde, solo exposto e palhada.

A imagem *RapidEye* foi tratada no módulo *BandMath* do *Envi 5.2* de modo a extrair leituras espectrais de vinte e sete índices de vegetação (Tabela 06), com o objetivo de checar se teriam a capacidade de estimar à distância a porcentagem de cobertura verde. Para tal, foram realizados testes de regressão linear simples no software *SISDEA*, que relacionaram os índices como variável dependente e a porcentagem de folha verde como independente. Atenção especial foi dada ao índice *Spectral Feature Depth Vegetation (SFDVI)*.

Após a verificação da capacidade preditiva dos índices, foram realizados testes de regressão linear simples e múltipla com o objetivo de checar a possibilidade de estimativa dos níveis de degradação das pastagens, relacionando os parâmetros levantados em campo e aqueles calculados em escritório.

Por fim, as escalas produzidas para o índice de melhor desempenho foram plotadas em mapa temático com o objetivo de identificar se os resultados obtidos coadunavam com o observado em campo e registrado em planilha específica.

3.1 DEFINIÇÃO DA ESPÉCIE DE PASTAGEM E DA ÁREA DE ESTUDO

Realizou-se o estudo no interior da Fazenda Confiança, localizada a uma distância aproximada de 30km do Município de Flores de Goiás/GO, inserido na Região do Vale do Paranã/GO.

A área da fazenda possui 1440 hectares, sendo que existem quatro espécies principais de pastagens plantadas: *Panicum maximum* cv Mobaça, *Andropogon gayanus* e *Brachiária humidicola* e *Brachiária brizantha* cv Paiaguás. No total, existem 1113 hectares formados.

A escolha da espécie se deu em função das suas características físicas e do fato de que as demais não apresentavam as condições necessárias para a realização do estudo. A *Brachiária humidicola* se encontrava entremeada ao capim *Andropogon*. O capim *Andropogon* se encontrava em fase de florescimento, com altura superior a dois

metros, característica que inviabilizou a coleta de dados nos moldes propostos nesse trabalho.

Na área de estudo foram escolhidos 108 hectares com pastagens plantadas de capim *Panicum maximum* cv *Mombaça* em diferentes estados de conservação e subdivididos em cinco piquetes de aproximadamente 19 hectares foram destinados para esse estudo (Figuras 08 a 11).

O *Panicum maximum*. cv. Mombaça é uma planta cespitosa de porte alto, em média 1,7m de altura, podendo chegar de três metros, com folhas largas e eretas, dobradas nas pontas. São plantas exigentes em fertilidade, devendo ser adubadas para a produção de massa verde ou serem plantadas em solos mais férteis, de textura moderada a argilosa e com baixa acidez (Fonseca, 2015).

Além disso, a conformação física do capim se diferencia em muito daqueles com hábito de crescimento decumbente (*Brachiária decumbens* cv. *Basilisk*), estolonífero (*Brachiária humidícola* cv. *Humidícola*) e rizomatoso (*Cynodon dactylon* (L.) Pers) que apresentam um maior fechamento da área e o recobrimento quase total do solo.

Suas características são marcantes nas imagens de satélite por apresentar uma cobertura foliar muito densa e o fechamento quase completo do solo na época de plena chuva. Além disso, tendem a se manter verde por mais tempo do que as pastagens de capim *Andropogon* existentes na fazenda.

Por outro lado, na época de seca e intermediária entre as estações do ano, o espaçamento entre plantas expõe o solo, com ou sem matéria seca, e palhada. O mesmo cenário pode ser visualizado nas áreas mais degradadas ou recém pastoreadas em que a camada superficial das folhas foi diminuída e a porção inferior e interior das touceiras fica mais a mostra com o aparecimento de colmos, folhas secas e sombra.



Figura 07: Pastagem de capim *Panicum maximum* cv. Mombaça. Foto do interior do Piquete 4.

A escolha do imóvel deu-se em razão da sua localização, próxima à sede do município, da facilidade de acesso, da disponibilidade de estradas internas e características de uso e, por fim, do tipo de exploração econômica das terras.

Trata-se de uma propriedade que tem como finalidade produtiva a exploração pecuária em sistema semi-intensivo de cria e recria e produção de sementes de pastagens com elevado grau de tecnificação.

O perímetro da fazenda, assim como dos piquetes em estudo (Figuras 08 a 11), está inserido em área de *Cerrado Stricto Sensu*.

A composição dos solos na área de estudo é formada, principalmente, por plintossolos concrecionários pétricos, distróficos, textura argilosa muito cascalhenta e horizonte A moderado, assentados em relevo plano com até 3% de declividade. Características que coadunam com a Região do Vale do Paranã, em que os plintossolos apresentam textura média e argilosa, distrofismo, drenagem imperfeita, acidez moderada a forte e argila de atividade baixa. O horizonte A apresenta textura franco arenosa ou franco siltosa cascalhenta ou muito cascalhenta e tonalidade clara com cores cinzentas e cinzento-rosadas.

Já o horizonte B é do tipo textural, com aumento relativo dos teores de argila ao longo do perfil e com cores cinzentas e amareladas e mosqueado vermelho, vermelho-amarelado e cinzento-claro. A camada de cascalhos e concreções ferruginosas plínticas ou petroplínticas pode iniciar-se a profundidade da faixa de 40 a 50 cm ou aflorar na superfície.

A análise dos solos indicou características químicas favoráveis para o manejo produtivo das pastagens, formadas há menos de 10 anos, sendo que os piquetes 2, 3 e 4 foram formados no ano de 2013. A correção dos solos e adubação de formação foram realizadas à época e adubações de cobertura são realizadas a cada ciclo anual. Em linhas gerais, os solos apresentam baixa acidez (pH de 6,2), baixo teor de alumínio ($0,01 \text{ cmolc/dm}^3$), médio de fósforo ($3,31 \text{ mg/dm}^3$) e elevados de cálcio ($5,62 \text{ cmolc/dm}^3$), magnésio ($1,82 \text{ cmolc/dm}^3$), potássio ($0,52 \text{ cmolc/dm}^3$) com saturação de bases de 75,8%.

Para Cardoso (2014), o clima regional é classificado como tropical chuvoso com inverno seco, descrito por Köppen como subtipo Aw, apresentando o período de chuvas entre os meses de outubro e março e de seca entre abril e setembro. Características distintas que serviram de base para a definição das datas de coleta de dados.

Os perímetros das áreas de estudo encontram-se materializados em forma de piquetes numerados (Figura 8). Já os pontos de coleta de dados de campo podem ser visualizados na Figura 9.

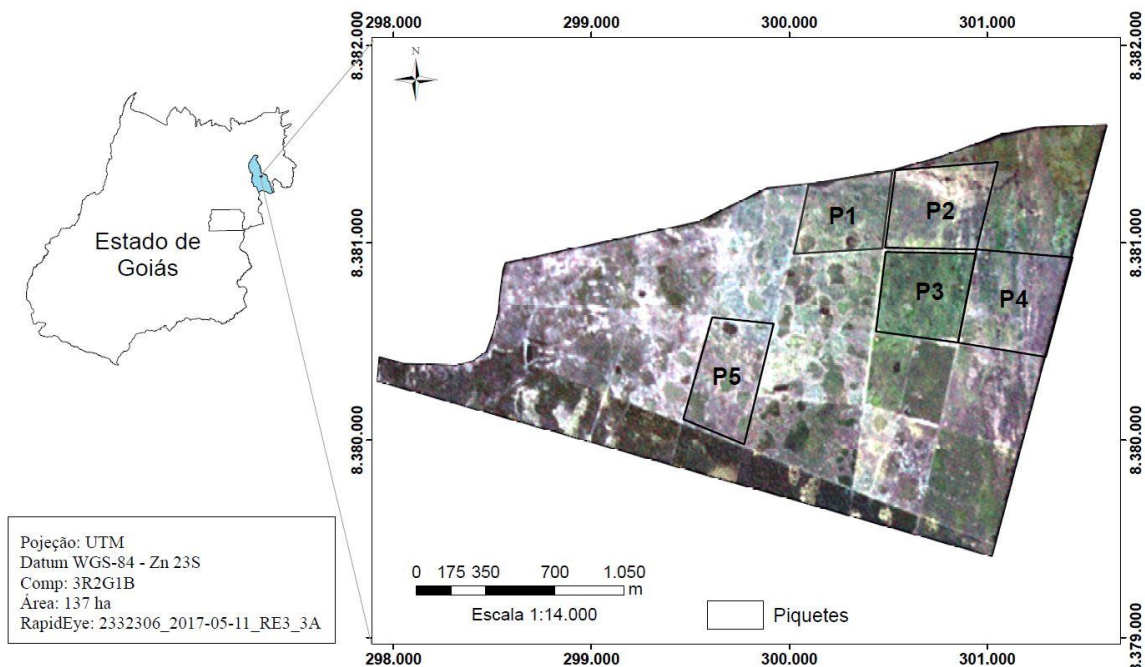
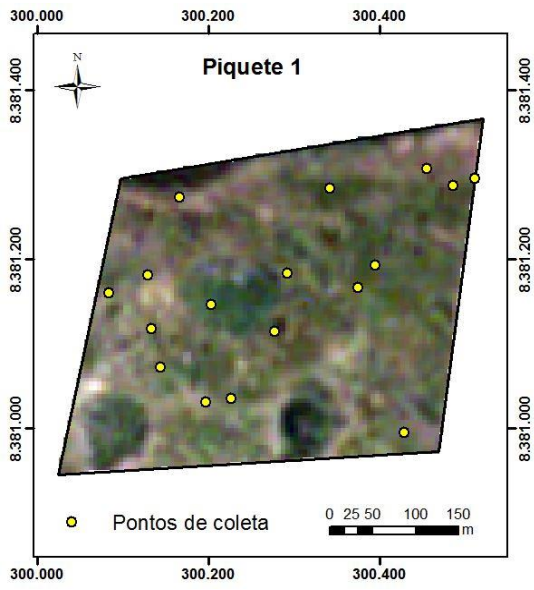
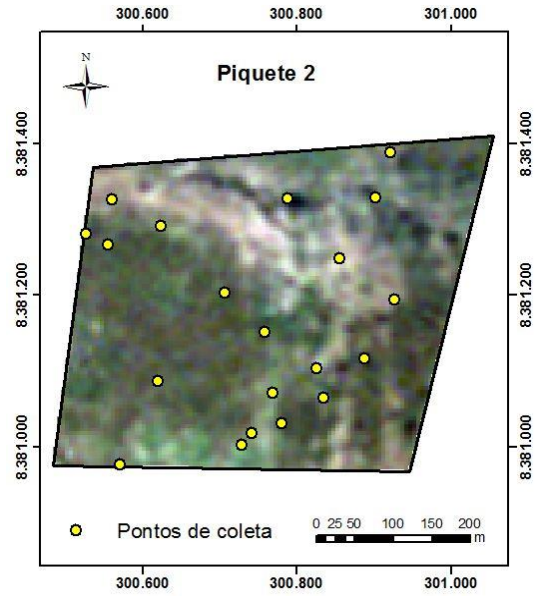


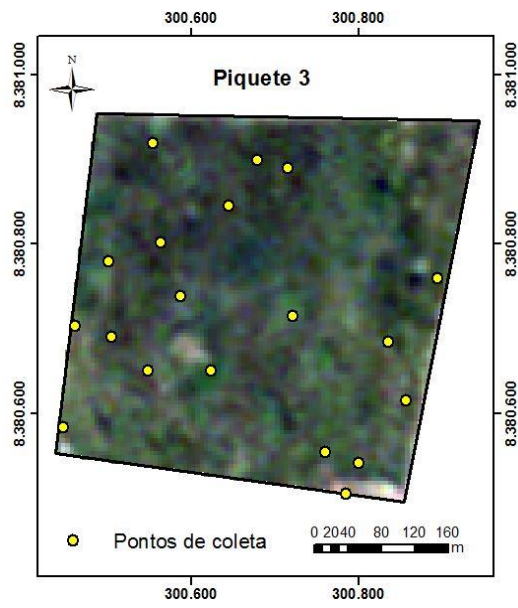
Figura 08. Área de estudo.



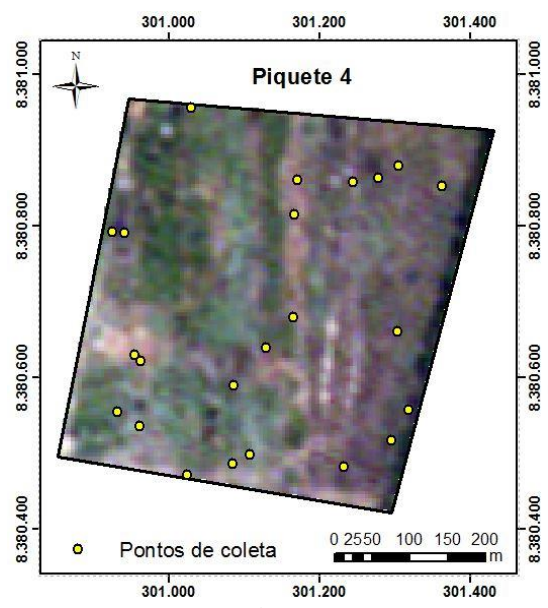
(a)



(b)



(c)



(d)

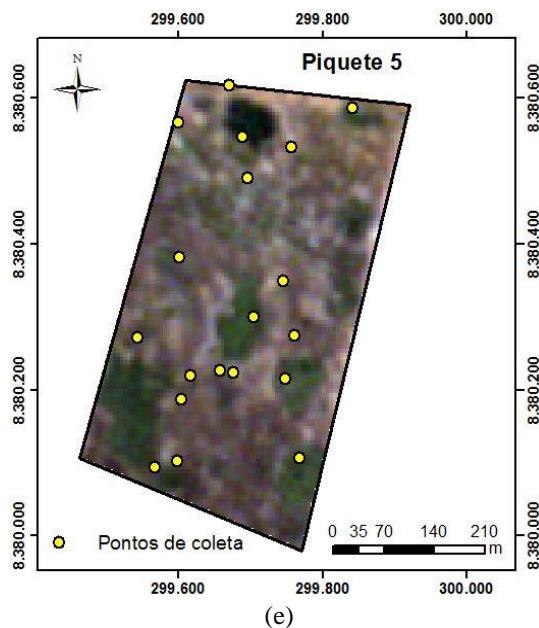


Figura 09 : a) Piquete 1; b) Piquete 2; c) Piquete 3; d) Piquete 4 e e) Piquete 5. Imagem *RapidEye* 2332306_2017-05-11_RE3_3A. Pontos de coleta de dados de campo.

3.2 COLETA DE DADOS

A coleta de dados foi realizada em um total de 108 pontos de amostragem distribuídos aleatoriamente, um ponto por hectare, em função da área física individual de cada piquete. Os pontos de coleta foram georreferenciados para possibilitar a obtenção dos dados em coordenadas de localização exatas. Para tal, foi escolhido o aparelho de GPS portátil *Mobile Mapper™120*, Marca *Spectra Precision*, que possui precisão submétrica. Em cada ponto foi coletada uma fotografia digital, por meio da câmera fotográfica *Fujifilm*, modelo XP 3PS, com distância focal entre 28 e 140mm, e resolução máxima de imagem de 4608 x 3456.

Foram selecionados cinco piquetes (Figuras 8 e 9) com áreas de aproximadamente dezenove hectares formadas por pastagens em quatro estágios de desenvolvimento: vegetativo pleno, em fase de floração e após a colheita das sementes.

Os trabalhos de coleta de dados de campo foram realizados na primeira semana de maio de 2017, período final da estação das chuvas, época em que as pastagens e a vegetação nativa ainda se apresentam em bom vigor vegetativo. O objetivo foi avaliar as condições fisiológicas dos pastos, por meio do levantamento visual e métrico das suas características físicas e obter fotografias digitais com vistas a determinar as porcentagens de cobertura verde, solo exposto e palhada.

O primeiro semestre de 2017 apresentou uma baixa precipitação, regime pluviométrico atípico, sendo os meses de março e abril os mais chuvosos (Figura 10). Fato que contribuiu para uma maior expressão vegetativa das plantas nesse período. Nos trinta dias anteriores à coleta de dados, choveu 52mm, sendo que a última chuva significativa ocorreu quinze dias antes da ida a campo.

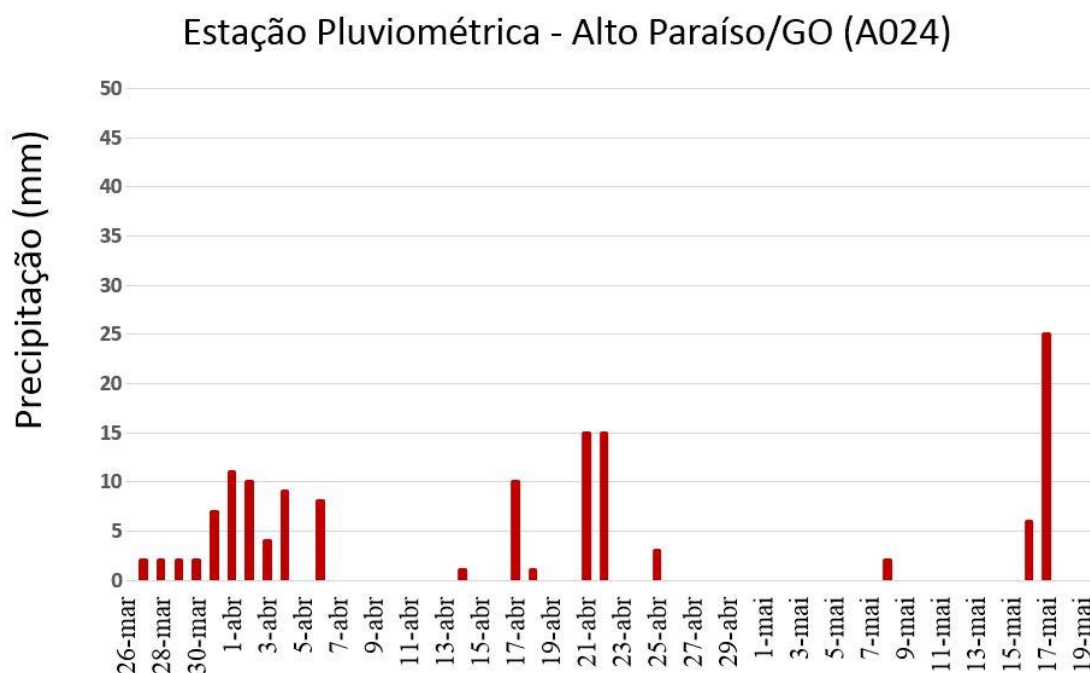


Figura 10: Gráfico de precipitação atmosférica na região do Vale do Paranã/GO. Elaborado com base nas leituras disponibilizadas pela estação pluviométrica de Alto Paraíso/GO (INMET, 2017). Disponível em http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=home/page&page=rede_estacoes_auto_graf em 22/08/2017 as 17:02h.

Em razão da dificuldade de sincronização entre a coleta de campo e a obtenção da imagem de satélite no período compreendido entre os meses de dezembro a fevereiro, período em que ocorre uma cobertura quase perene de nuvens na região, a coleta de dados nessa época foi preterida.

Princípio diferente foi utilizado para a tomada de decisão acerca da exclusão da coleta de dados durante estação de plena seca, época do ano em que as chuvas se tornam ausentes por até 120 dias. Nesse período, a vegetação se torna muito seca, com excesso de palhada e baixa cobertura verde. Características que somadas às cores claras dos solos acarretariam em resultados pouco adequados para este conjunto de dados.

Borges et al. (2015), na região de Brasília/DF, verificaram fraca correlação entre a porcentagem de folha verde e diversos índices de vegetação em setembro (período de plena seca) e moderada na estação de plena chuva (janeiro/2014). Em

adição, Sano et al. (2002) verificaram que uma época intermediária entre o período de plena chuva e de plena seca seria o mais adequado para a aferição dos níveis de degradação das pastagens, pois no período de plena seca as respostas espectrais da vegetação se assemelham à do substrato pedológico e no final da estação de chuvas à da vegetação verde. Desse modo, entendeu-se que a amostragem em uma data em que a expressão da vegetação verde e dos solos não se mostrassem tão intensas seria coerente com o objetivo do estudo.

As fotografias foram coletadas no período de 10:00h às 14:00h e a uma altura perpendicular do topo da cobertura vegetal de um metro, distância que possibilitou imagear uma área de aproximadamente 1,5m².

O horário escolhido permitiu obter dados com ângulos de inclinação solar adequados, com reduzido aparecimento de sombras e maior intensidade luminosa. Parâmetros semelhantes de coleta foram utilizados por outros pesquisadores. Azevedo et al. (2005) definiram por uma área de imageamento nas fotografias de 1,8m², uma altura de 2,10m e um horário de coleta entre 10:00 e 12:00h.

Jia et al. (2014) optaram por uma altura de 2,2m e um horário de coleta entre 12:00 e 14:00h para a medição de cobertura vegetal em cultura de algodão. Já Handcock et al. (2016), com vistas ao monitoramento de pastagens tropicais ao longo do tempo, coletaram imagens a 2,5m de altura e área de 0,97m² em plantas com 1,5m de altura.

Mesma altura foi utilizada por Louhaichi et al. (2017) ao coletar fotografias digitais para a mensuração da porcentagem de cobertura verde por meio do processamento digital com o software VegMeasure[®].

Para a coleta das fotografias em campo, foi utilizado um banco plástico de cinquenta centímetros de altura que permitiu alcançar, em qualquer local e independente da altura das plantas, a distância de um metro acima do extrato superior do capim. A medição exata desta distância foi feita com uma trena métrica manual. Com isso, foi possível manter um padrão para a obtenção das imagens (Figura 11).

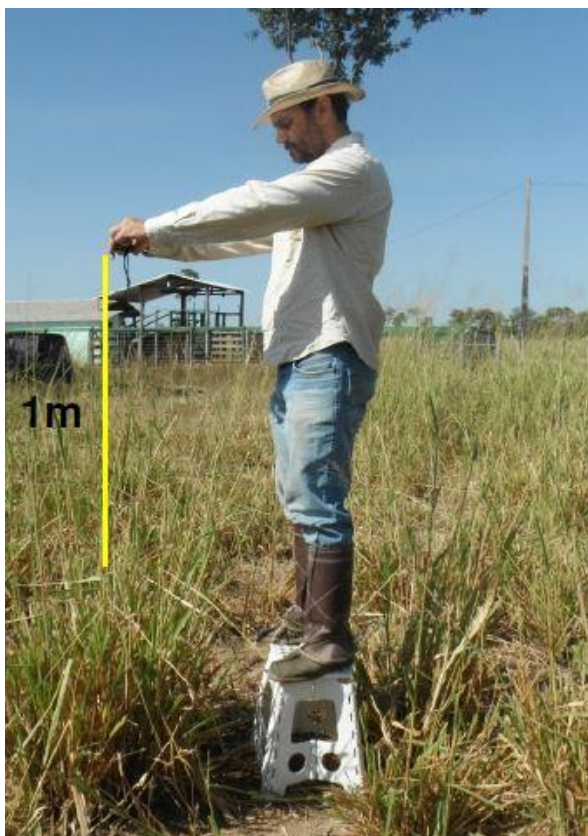


Figura 11: Método de coleta de fotografias em campo.

Segundo Ritchie et al. (2008), o uso de câmeras digitais para estudos de sensoriamento remoto é um método rápido, amigável, de baixo custo e de fácil aplicação, cujos resultados permitem, por exemplo, a classificação com vistas a separar alvos como a cobertura de vegetação verde e do solo exposto (LIU et al. 2013).

Sabe-se que o uso de câmeras digitais é uma alternativa viável para a inferência de dados como biomassa e vigor da vegetação (KRAINER et al. 2015). Alvos que por analogia são semelhantes aos aqui pesquisados, validando a metodologia aplicada para a obtenção de dados de campo.

Wiesmair et al. (2016) também validaram essa metodologia ao utilizar máquinas fotografias digitais aliadas ao software Adobe Photoshop para determinação da porcentagem de cobertura verde de pastagens e de solo exposto em áreas montanhosas do Cáucaso para determinar os níveis de degradação dos pastos.

Por fim, com vistas a estimar a classificação do estado de conservação dos pastos, parâmetros adicionais foram medidos por meio de interpretação visual (presença de plantas invasoras, vigor e ocorrência de cupins e erosão) e via trena manual, (altura das plantas) e anotados em planilha de campo.

3.3. PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

A cena *RapidEye* foi fornecida gratuitamente pelo distribuidor oficial das imagens no Brasil (Santiago & Cintra Importação e Exportação LTDA).

A cena escolhida foi a imagem *RapidEye Ortho Level 3A n° 2332306_2017-05-11_RE3_3A*, que possui correções geométrica, radiométrica e do sensor aplicados às cenas. Além disso, as imagens disponibilizadas são ortorretificadas.

A constelação de satélites *RapidEye* é composta por cinco satélites, com sensores idênticos e localizados no mesmo plano orbital em órbita sol-síncrona, permitindo a produção diária de imagens de qualquer ponto da superfície terrestre em off-nadir e a cada 5,5 dias no nadir. São coletados 4 milhões de km² por dia em uma faixa de imageamento de 77km de largura e 1500 km de extensão.

A resolução espacial original do satélite é de 6,5m, porém após o processo de ortorretificação passou a ser disponibilizada em cinco metros. Dimensão adequada para estudos de meio ambiente rural, visto que os diversos satélites que disponibilizam as imagens gratuitamente possuem resoluções espaciais maiores.

Os satélites são equipados com sensores multiespectrais, que imageiam nas bandas do visível e do infravermelho, possuindo uma banda espectral específica no intervalo de onda de 690 a 730 nm, denominada de *RedEdge* e resolução radiométrica de 12 bits (Figura 11).

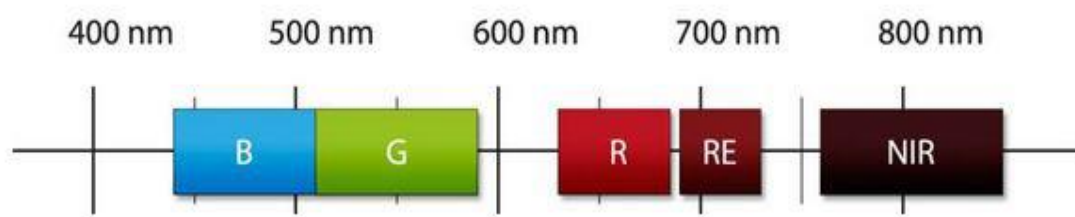


Figura 11: Bandas existentes no satélite *RapidEye* (PLANETLABS, 2012).

A imagem *RapidEye* foi desenvolvida para discriminação da vegetação, situada numa faixa do espectro eletromagnético que tem alta correlação com a fluorescência da clorofila. Ela pode ser utilizada para discriminar tipos diferentes de vegetação, avaliar a fitossanidade e a ocorrência de processos de eutrofização em reservatórios.

O resumo das características das imagens *RapidEye* encontra-se no Tabela 5. A cena utilizada neste trabalho pertence ao nível 3A, que possui uma qualidade

geométrica adequada para o mapeamento de superfície e é compatível, de acordo com as normas da Comissão Nacional de Cartografia Brasileira, com a Classe A na escala de 1:20.000 (ANTUNES E SIQUEIRA, 2013).

Em função da resolução temporal (5,5 dias), foi possível programar a aquisição de dados de campo para uma semana livre de cobertura de nuvens. O período de permanência no campo foi de quatro dias, que acarretou em uma diferença de até dois dias entre a coleta de dados e a data da imagem.

Todavia, esse fato não afetou o tratamento dos dados, visto que em um período tão curto a vegetação não sofreu nenhuma mudança no seu comportamento vegetativo. Além disso, como a cobertura de nuvens foi nula, as variações dos efeitos da atmosfera na cena não foram significativas.

Por fim, a decisão pelo satélite em detrimento aos demais disponíveis no mercado se deu em razão da ampla gama de imagens disponibilizadas gratuitamente pelo Governo Federal para as instituições públicas e pelo fato de que o índice SFDVI foi desenvolvido para o uso da banda RedEdge disponível neste satélite em específico.

Tabela 5: Resumo das características gerais dos sensores *Rapideye*.

Sensor	Multiespectral (pushbroom)
Resolução espacial (nadir)	6,5m / 5m (ortho imagem)
Resolução temporal (nadir)	5,5 dias
Resolução radiométrica	12 bits
Resolução espectral	Banda 1 (azul): 440 – 510 nm
	Banda 2 (verde): 520 – 590 nm
	Banda 3 (vermelho): 630 – 685 nm
	Banda 4 (<i>red-edge</i>): 690 – 730 nm
	Banda 5 (infravermelho próximo): 760 – 850 nm
Largura de imageamento	77km
Grade de imagem	25km (5000 linhas) x 25km (5000 colunas)
Datum horizontal	WGS-84

Fonte: (PLANETLABS, 2016).

O processamento de correção atmosférica foi realizado em duas etapas: conversão da imagem composta por números digitais para radiância, realizada no módulo de calibração radiométrica do *software Envi*TM 5.2 e conversão para imagem de reflectância de superfície por meio do módulo FLAASH, que tem como base o modelo de transferência radiativa MODTRAN4 (*Moderate resolution atmospheric transmittance and radiance code*), disponível no mesmo *software*.

Para a realização da correção, foi necessário o fornecimento dos seguintes parâmetros: coordenada central da área de estudo, altitude do sensor, altitude da região, tamanho do *pixel*, e dados da aquisição da imagem (dia e hora da aquisição, ângulo zenital e azimutal do sensor). Foram definidos o modelo atmosférico “tropical” e o modelo de aerossol o “rural”. A visibilidade utilizada foi 40 km.

A correção geométrica do perímetro do imóvel, da distribuição dos piquetes e dos pontos de coleta amostral foram realizados no *software ArcGis 10*.

3.4. PROCESSAMENTO DOS DADOS

O processamento dos dados teve objetivos distintos:

- a) estimar por meio de classificação supervisionada de máxima verossimilhança as porcentagens de cobertura verde, solo exposto e palhada existentes nas pastagens amostradas;
- b) checar quais dos 27 índices de vegetação em estudo apresentam potencial para estimar a porcentagem de cobertura verde;
- c) determinar o nível de degradação dos pastos com base nos dados processados em escritório e nos demais parâmetros coletados em campo;
- d) verificar a capacidade preditiva do índice SFDVI para determinar os parâmetros estudados.

Das fotografias digitais foram extraídas informações acerca da porcentagem de vegetação verde, palhada e solo exposto nos pastos. Para isso, foi utilizado o algoritmo de classificação supervisionada Máxima Verossimilhança, disponibilizada no software *Envi™ 5.2*.

Com base no número de *pixels* classificados, foi determinada a porcentagem de cobertura de cada alvo. Assim como realizaram Azevedo et al, (2005), os limites de probabilidade para o processamento não foram fixados, o que permitiu que todos os *pixels* fossem classificados nas classes estipuladas nas áreas de treinamento.

Nos últimos 33 anos, diversos índices de vegetação foram desenvolvidos, sendo que parte deles é baseada nos comprimentos de onda do vermelho e do infravermelho. Outros possuem os comprimentos de onda localizados nos espectros do azul, verde e borda do vermelho na sua composição. Como esse estudo utiliza o satélite *RapidEye* como referência, foram escolhidos índices que possuem pelo menos duas das cinco bandas na sua fórmula (Tabela 6).

Os índices foram trabalhados de modo a ser compatíveis com a configuração espectral existente no satélite *RapidEye*. Assim, os comprimentos de onda originais, extraídos das médias dos valores de reflectância, que compõem cada índice foram substituídos por aqueles correspondentes e compatíveis com as diferentes bandas do satélite. Premissa também utilizada por Ehammer et al. (2010).

Os processamentos de cálculo de cada índice foram realizados no *software Envi™ 5.2*, por meio da ferramenta *Band Math*, em que foram extraídas as leituras individuais de cada ponto de coleta, correspondente a um *pixel* de 5x5m da imagem, para a realização dos tratamentos estatísticos.

Todos os índices escolhidos estão relacionados com a sensibilidade a nível de folhas e de cobertura foliar para a estimativa de área foliar, pigmentos e biomassa. Características que podem ser extrapoladas para o estudo em tela.

Tabela 06 – Lista de índices espectrais estudados com base nas bandas espectrais do satélite *RapidEye*.

Nº de bandas	Índice	Formulação matemática	Referência
2	ARVI2	$-0.18+1.17*\frac{((B5)-(B3))}{((B5)+(B3))}$	Kaufman et al. (1992)
2	EVI-2	$(2.4*(B5)-(B3))/((B5)+2.4*(B3)+1)$	Jiang et al. (2008)
2	GREENDVI	$\frac{((B5)-(B2))}{((B5)+(B2))}$	Gitelson et al. (1996)
2	NDVI	$\frac{((B5)-(B3))}{((B5)+(B3))}$	Rouse et al. (1973)
2	OSAVI	$(1+0.16)*\frac{((B5)-(B3))}{((B5)+(B3))+0.16}$	Rondeaux et al. (1996)
2	RDVI	$\frac{((B5)-(B3))}{(\text{SQRT}((B5)+(B3)))}$	Roujean et al. (1995)
2	TDVI	$\text{SQRT}(\frac{((B5)-(B3))}{((B5)+(B3))+0.5})$	Bannari et al. (2002)
3 ou mais	EVI	$(2.5*((B5)-(B3)))/((B5)+6*(B3)-7.5*(B1)+1)$	Huete et al. (1994)
3 ou mais	LAI	$(3,618 * \text{EVI} - 0.118) > 0$	Boegh et al. (2002)
3 ou mais	MNDVI	$\frac{((B5)-(B3))}{((B5)+(B3)-(2*(B1)))}$	Sims and Gamon (2002)
3 ou mais	MTVI	$1.2*(1.2*((B5)-(B2))-2.5*((B3)-(B2)))$	Haboudane et al. (2003)
3 ou mais	MTVI2	$1.5*(1.2*((B5)-(B2))-2.5*((B3)-(B2)))/\text{SQRT}(\wedge(2*((B5)+1)-(6*(B5)-5*\text{SQRT}((B3))))-0.5)$	Haboudane et al. (2003)
3 ou mais	SARVI2	$2.5*\frac{((B5)-(B3))}{(1+(B5)+6*(B3)-7.5*(B1))}$	Huete et al. (1997)
3 ou mais	SFDVI	$\frac{((B5)+(B2))/2+((B3)+(B4))/2}$	Baptista (2015)
3 ou mais	TCARI/OSAVI	TCARI/OSAVI	Wu et al. (2008)

3 ou mais	TVI	$0.5*(120*((B5)-(B2))-200*((B3)-(B2)))$	Broge e Leblanc (2001)
RedEdge	CL.RedEdge	$((B5)/(B4))-1$	Gitelson et al. (2003)
RedEdge	MCARI 2	$((B5)-(B4))-(0.2*((B5)-(B2))))*((B5)/(B4))$	Haboudane et al. (2003)
RedEdge	MRENDVI	$((B5)-(B4))/((B5)+(B4)-2*(B1))$	Datt et al. (1999)
RedEdge	OSAVI2	$(1+0.16)*(((B5)-(B4))/((B5)+(B4)+0.16))$	Wu et al. (2008)
RedEdge	RDVI-2	$((B5)-(B4))/SQRT((B5)+(B3))$	Roujean et al. (1995)
RedEdge	RENDVI	$((B5)-(B4))/((B5)+(B4))$	Gitelson et al. (1994)
RedEdge	TCARI	$(3*((B4)-(B3)))-(0.2*((B4)-(B2))*((B4)/(B3)))$	Haboudane et al. (2002)
RedEdge	TCARI2	$(3*((B5)-(B4)))-(0.2*((B5)-(B2))*((B5)/(B4)))$	Wu et al. (2008)
RedEdge	TCARI2/OSAVI2	TCARI2/OSAVI2	Wu et al. (2008)
RedEdge	TCI	$1.2*((B4)-(B2))-1.5*((B3)-(B2))*SQRT((B4)/(B3))$	Haboudane et al. (2008)

Onde: B1 = banda 1 (0,44-0,51 μ m); B2 = banda 2 (0,52-0,59 μ m); B3 = banda 3 (0,63-0,685 μ m); B4= banda 4 (0,69-0,73 μ m) e B5 = banda 5 (0,76-0,85 μ m).

Os testes de normalidade (Kolmogorov-Smirnov) e de estatística não paramétrica (Friedman), realizados com o objetivo de verificar a similaridade dos índices, foram realizados no software livre Bioestat[®] 5.3.

A fim de verificar a correlação entre os resultados dos índices de vegetação e a porcentagem de cobertura verde foram realizados, por meio do software SISDEA Home, testes estatísticos de regressão linear simples. Esse procedimento foi utilizado por Ramoelo et al. (2012) para estimar em imagens *RapidEye* a porcentagem de nitrogênio foliar em pastagens e por Clevers et al. (2013) em cenas dos satélites Sentinel 2 e 3.

A identificação dos índices mais robustos para a aferição da porcentagem de cobertura verde foi determinada com base nos resultados de R² (coeficiente de determinação), em que quanto mais próximo a 1 maior a capacidade preditiva do índice e melhor o seu desempenho explicativo. Após a validação da capacidade de estimar o percentual de folha verde, passou-se a analisar a possibilidade dos índices de aferir o grau de degradação das pastagens plantadas.

Como já discutido, a classificação dos níveis de degradação dos pastos deve considerar em conjunto uma série de parâmetros. Desse modo, em adição às fotografias digitais coletadas para a aferição dos percentuais de cobertura verde, solo exposto e

palhada, foram obtidas informações acerca de características como vigor e altura das plantas, ocorrência de invasoras, cupins e erosão.

Na área, não foi verificada a ocorrência de cupins e nem erosão. Portanto, esses parâmetros foram excluídos do tratamento estatístico.

Os níveis de degradação das pastagens foram estipulados por meio da associação dos parâmetros supracitados e em consonância com as escalas utilizadas por diversos pesquisadores.

Para estimativa da porcentagem de cobertura verde, foram definidas as seguintes classes (ANDRADE et al. 2014): não degradada (CVP > 60%), levemente degradada (CVP entre 50% e 60%), moderadamente degradada (CVP entre 40% e 50%) e fortemente degradada (CVP < 40%).

A ocorrência de plantas daninhas foi aferida com base nas fotografias digitais e na classificação supervisionada em consonância com o proposto por Padilla et al. (2009) e Dias-Filho (2014), em que a infestação poder ser subdividida em quatro níveis: produtiva (até 10% de invasoras); degradação leve (11% - 35%); degradação moderada (36% - 60%) e degradação avançada (> 60%).

O vigor foi estabelecido a partir da altura das plantas e do aspecto visual. Foram estabelecidos dois parâmetros: vigoroso (acima de 40cm) e não vigoroso (abaixo de 40cm). Tal metodologia foi baseada em estudos feitos por Cezar (2005), que pesquisou os períodos de entrada e saída do gado nos pastos para o melhor aproveitamento produtivo. No estudo, foi verificado que as áreas não pastoreadas, com altura de até 40cm, encontravam-se degradadas e com baixa capacidade de suporte e que a recomendação de reentrada do gado no pasto para o máximo aproveitamento nutricional seria de 90cm.

As informações coletadas em campo mostraram que em alturas acima desse nível (90cm) os pastos estavam vigorosos e com alta porcentagem de fechamento de cobertura foliar (valor aferido por meio da porcentagem de cobertura da folhagem verde).

A partir desses parâmetros, foi realizada uma regressão linear múltipla com o objetivo de verificar se os oito índices com maior capacidade preditiva da porcentagem de cobertura verde apresentavam também o potencial de aferir a qualidade dos pastos em cada área de estudo. Os mesmos procedimentos de validação foram utilizados.

De posse dos resultados e da equação de regressão resultante, foi elaborada a escala de classificação de degradação baseada nos intervalos de valor identificados.

Por fim, os resultados foram espacializados em mapas temáticos de classificação produzidos a partir do índice de maior desempenho.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. ESTIMATIVA DO PERCENTUAL DE COBERTURA VERDE

O estudo dos diferentes estágios de degradação das pastagens deve ser realizado de forma multivariada, pois vários aspectos são considerados para que os pastos possam ou não vir a ser qualificados como degradados.

Nesse diapasão, aspectos fisiológicos como altura, vigor e porcentagem de cobertura foliar indicam a vitalidade das plantas e demonstram de forma clara como as gramíneas encontram-se em relação ao meio produtivo. Já aspectos de conservação como a presença de solo exposto, cupins, erosão e plantas invasoras demonstram as condições de conservação dos pastos (SAVIETTO, 1997).

Dias-Filho (2014) é bem claro ao indicar que quanto maior a quantidade desses aspectos, maior será o nível de degradação dos pastos. Por conseguinte, os níveis de degradação devem ser analisados em conjunto para que o estado dos pastos possa ser efetivamente definido (BARCELLOS, 1990). A partir dessas premissas foi desenvolvido este estudo, com vistas a demonstrar que o sensoriamento remoto pode, à distância, estipular em quais níveis de degradação as pastagens se encontram.

Nesta pesquisa, duas análises sequenciais foram realizadas de modo a testar a viabilidade do uso das ferramentas de sensoriamento remoto para a identificação dos níveis de degradação dos pastos formados por Capim *Panicum maximum cv* Mombaça em áreas de cerrado.

Partiu-se do princípio de que a porcentagem de cobertura verde é a característica mais adequada para a aferição da qualidade, pois representa não só a capacidade vegetativa dos pastos, mas também a sua potencialidade de recuperação e manutenção de forma sustentável ao longo do tempo. Além disso, considera-se que os pastos mais vigorosos são aqueles que apresentam uma maior expressão fotossintética e maior índice de área foliar. INAES (2015) coadunou com essa proposta ao mensurar as áreas de pastagens em Minas Gerais por meio da associação dessas duas características. De fato, Andrade et al. (2013) optou por esse mesmo tipo de abordagem ao mensurar pastagens em Goiás. Assim, decidiu-se que a primeira etapa da análise seria a verificação da potencialidade dos índices de vegetação para a aferição do percentual de cobertura verde.

A premissa básica é de que quanto maior a porcentagem de cobertura das folhas verdes em relação ao terreno, menor será o estágio de degradação das pastagens, desde que os outros aspectos que afetem as condições vegetativas não estejam presentes.

Com o objetivo de analisar se o satélite *RapidEye* teria condições de aferir essa característica foram testados diversos índices de vegetação derivados das bandas disponíveis, tendo sido cada fórmula adequada para às resoluções espectrais correspondentes.

No total 27 índices foram estudados e tiveram testadas estatisticamente as suas leituras espectrais com o intuito de determinar quais teriam a maior capacidade de predição. Metodologia semelhante foi utilizada por Ramoelo et al. (2012) ao testar as bandas do satélite para verificar o potencial da banda *RedEdge* no mapeamento de nitrogênio foliar em pastagens em escala regional.

Por se tratarem de pastos em diferentes níveis de degradação (Figuras 13 a 15), as suas características físicas se mostraram muito variadas ao longo da área e no interior de cada um dos piquetes.

O estado fisiológico das plantas variou em função de aspectos como baixo estande, compactação do solo, presença de plantas invasoras e o aparecimento de solos expostos entremeados ao maciço foliar. Com isso, a densidade da cobertura vegetal apresentou variações de porcentagem de folhas verdes, vigor e altura.

Das fotografias digitais coletadas em campo, dados como porcentagem de vegetação verde, palhada e solo exposto nos pastos foram extraídos por meio de classificação supervisionada máxima verossimilhança, disponibilizada no software *Envi*TM 5.2. Essas informações foram utilizadas com o objetivo de qualificar os pastos e permitir que dados quantitativos fossem utilizados para as regressões estatísticas.

É possível visualizar o resultado da classificação da foto e a separação dos diferentes alvos de estudo na Figura 12.

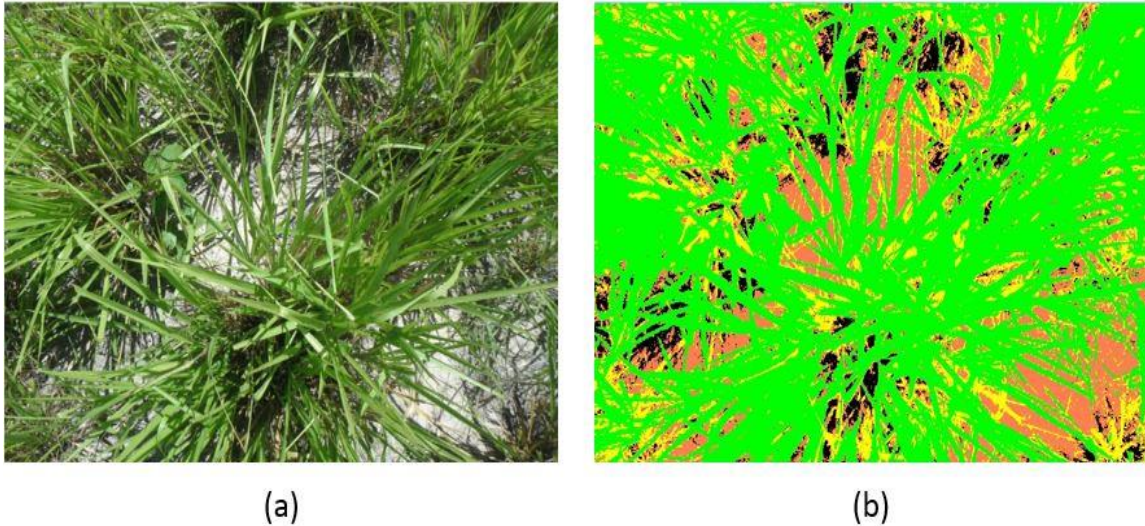


Figura 12: Imagens associadas. (a) Foto digital. (b) Classificação supervisionada de máxima verossimilhança. Cores: verde (folhagem), amarela (palhada), marrom (solo exposto) e preta (sombra). Ponto de coleta 88: coordenada plana 300.792,07E; 8.380.650,05N.

Constatou-se que as pastagens mais antigas apresentaram maior porcentagem de solo exposto, plantas com porte reduzido e uma maior infestação de plantas daninhas, oriundas de um manejo inadequado em que as adubações podem ter sido preteridas e o sobrepastejo se tornou uma prática constante (Figura 13). Como resultado, foi verificada a redução no vigor das touceiras e o surgimento de espaços vazios entremeados ao pasto de melhor qualidade vegetativa.



Figura 13: Pastagem formada por capim *Panicum maximum*. cv. Mombaça com forte nível de degradação. Coordenada plana de localização: 299791.01E; 8380586.47N – SIRGASS 2000 – 23S.

Nos pastos mais vigorosos (Figura 14), o capim mostrou-se com uma elevada densidade vegetal e maior fechamento entre plantas. Nesses locais, a idade dos cultivos não passou de quatro anos, salvo o piquete 1. Práticas culturais mais intensivas e um maior uso de tecnologia foram empregados a fim de obter uma alta porcentagem de cobertura verde aliada à conformação vegetativa e fisiológica das plantas e a baixa quantidade de solos desnudos e de plantas invasoras, de modo a permitir uma maior capacidade de lotação animal por área.



Figura 14: Pastagem não degradada formada por capim *Panicum maximum*. cv. Mombaça. Coordenada plana de localização: 300157.56 E; 8380956.85N – SIRGASS 2000 – 23S.

Nas áreas com níveis de degradação intermediários (Figura 15) houve variação entre os diversos fatores que influenciam na qualidade vegetativa e produtiva das pastagens. Já nas porções hidromórficas do terreno, o capim foi substituído por plantas invasoras rasteiras, que se encontravam secas na época da amostragem e caracterizaram áreas 100% degradadas.



Figura 15: Pastagem formada por capim *Panicum maximum* cv. Mombaça com moderado nível de degradação. Coordenada plana de localização: 300100.13E; 8381134.03N – SIRGASS 2000 – 23S.

Durante o tratamento estatístico foram identificados dados discrepantes que não representavam a realidade de campo. Essas amostras foram consideradas como *outliers* e retiradas à medida que o processamento foi sendo realizado.

Essa opção mostrou-se oportuna visto que o objetivo dessa etapa da pesquisa era de identificar os pixels com informações mais puras e que representassem com fidedignidade os pastos amostrados. Assim, a obtenção de leituras espectrais uniformes era necessária.

Como as fotografias digitais foram coletadas em locais aleatórios georreferenciados previamente no *software ArcGIS 10.0* e por meio de aparelho de GPS com precisão submétrica, essas representaram apenas uma parte do pixel, que nem sempre era centralizada. Com isso, ainda que uma foto mostrasse apenas solo exposto, o seu entorno, dentro do pixel, era formado por vegetação. Fato que acarretou em leituras dos índices de vegetação diferentes do esperado (Figuras 18 e 19).

Em alguns casos, os resultados apresentados pelo índice SAVI, por exemplo, deveriam indicar para áreas sem vegetação um valor inferior ou muito próximo a zero e para áreas com muita vegetação um valor superior a 0,5. Algo que não ocorreu em razão da complexa relação entre a mistura espectral dentro do pixel e a diferença de resolução espacial entre a imagem e a fotografia. Dois exemplos podem ser visualizados nas Figuras 16 e 17).

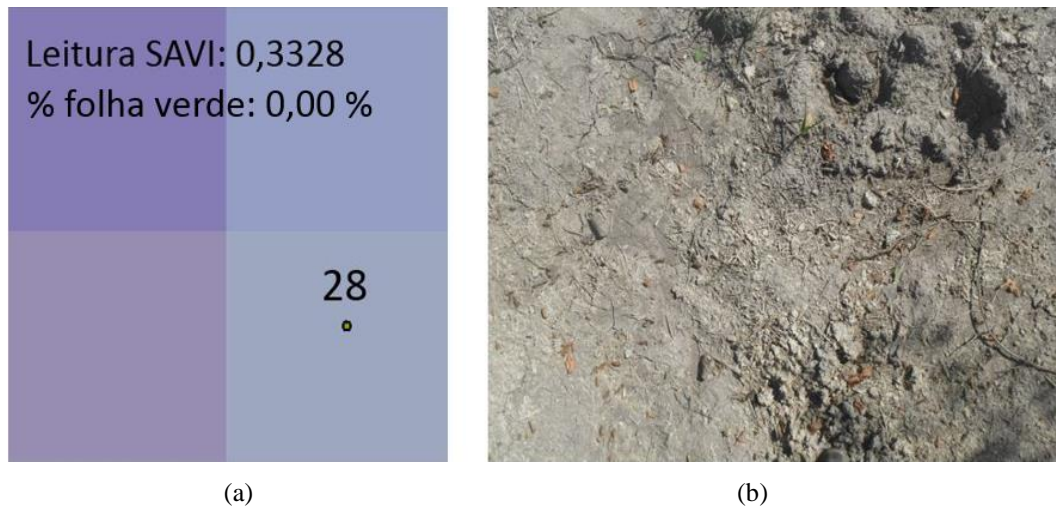


Figura 16: a) Amostra 28 - Índice SAVI calculado sobre Imagem *RapidEye*; b) Amostra 28 - Foto digital. Coordenada plana de localização: 300902,76 E ; 8381327,78N. Datum - SIGASS 2000, Zona 23s.

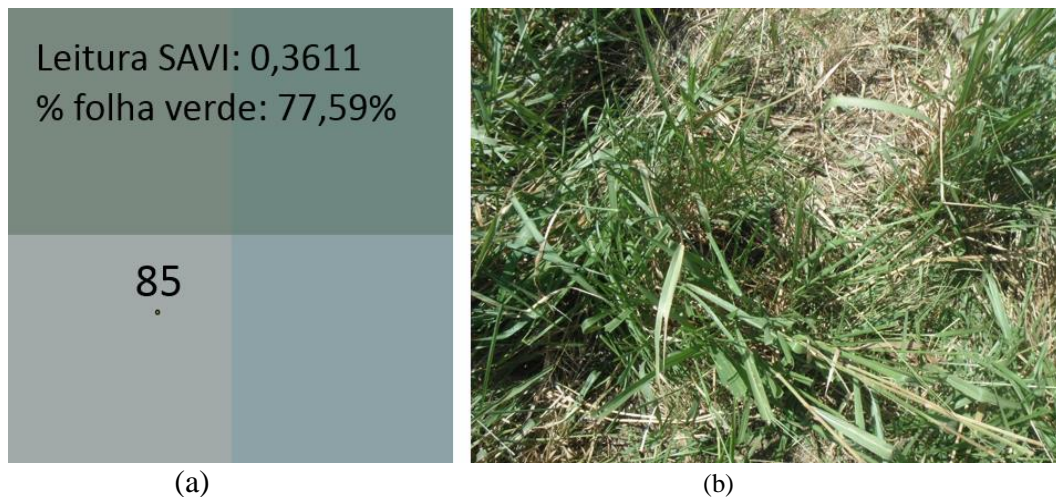


Figura 17: a) Amostra 85 - Índice SAVI calculado sobre Imagem *RapidEye*; b) Amostra 85 - Foto digital. Coordenada plana de localização: 300.778,35 E ; 8380523,32N. Datum - SIGASS 2000, Zona 23s.

Essa resposta demonstrou que existem limitações quanto à aplicação da metodologia de amostragem, principalmente em áreas com níveis de degradação muito variados. O *pixel* de 5x5m do satélite *RapidEye* não proveu uma leitura uniforme de todos os alvos ao longo da área de estudo. Esse mesmo problema foi verificado por Ko et al. (2017) em estudo de gramíneas baseado em imagens MODIS na região central da Mongólia.

Previamente ao tratamento de regressão linear simples, e com o objetivo de saber se seria necessário realizar esses tratamentos para todos os índices, foi testada a normalidade por meio do teste de kolmogorov-Smirnov e verificou-se que não houve ajuste de normalidade nos dados em quase todos os índices. Com base nesses

resultados, adotou-se a estatística não paramétrica a fim de testar a similaridade estatística dos índices.

Para tal, foi aplicada a análise de variância por meio do teste de Friedman. Como resultado, a hipótese nula foi rejeitada e semelhança dos índices não foi verificada, validando a possibilidade de realização dos demais testes em todos os índices propostos neste estudo.

Todavia, os resultados deste estudo mostraram que para alguns índices de vegetação os coeficientes de correlação positiva superaram 84%, validando parcialmente o seu uso como ferramenta de predição, devido ao fato de que os coeficientes de determinação não ultrapassaram 0,7661, indicando que outros fatores desconhecidos interferiram nas respostas. Essa questão será discutida em mais detalhes ao longo desta exposição.

Os vinte e cinco índices de vegetação foram selecionados em virtude do seu desenvolvimento para a discretização de determinadas características fisiológicas das folhas e dos dosséis como um todo.

Em adição, a variabilidade de aspectos preditivos dos índices foi escolhida de modo a abranger características que pudessem contornar problemas como a influência da vegetação esparsa, do *background* do solo e de condições atmosféricas, visto que essa problemática afeta caracterização de áreas degradadas como um todo (MANSOUR et al., 2012).

Os índices foram separados em três classes: formados por duas bandas; por três ou mais bandas e, em separado, aqueles que possuem a banda *RedEdge* na sua composição. Com isso, foi possível testar se os índices com arquitetura baseada nas bandas do infravermelho e do vermelho do satélite *RapidEye* teriam um desempenho mais eficiente do que aqueles com a banda *RedEdge*. Premissa que foi confirmada (Tabela 7).

As leituras de dois testes de regressão foram plotadas em gráficos de dispersão, contendo a variável dependente (índice de vegetação) e a independente (porcentagem de folhas verdes). O melhor e o pior resultado encontram-se na Figura 18 e a lista completa de gráficos dos 27 índices encontra-se em anexo

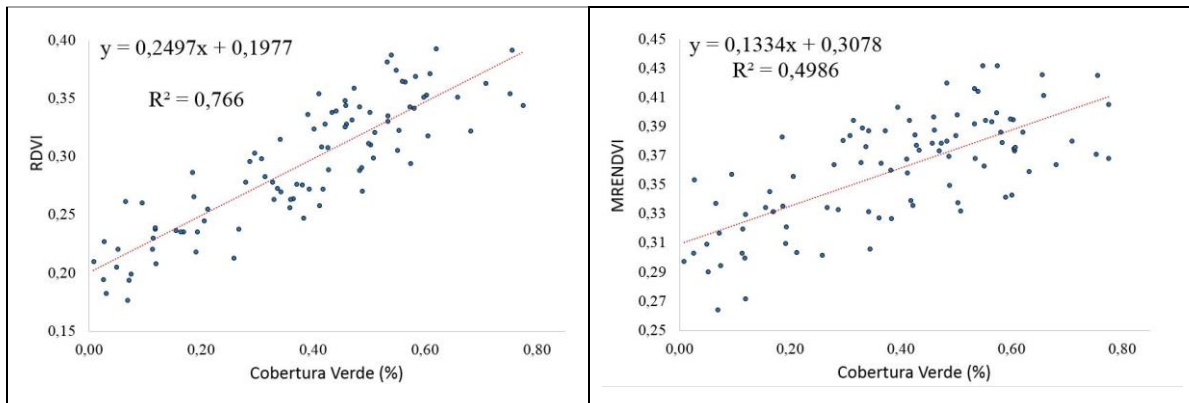


Figura 18: Gráficos representativos dos resultados do processo estatístico de regressão linear simples. Coeficientes de determinação e equações resultantes de dois índices de vegetação (RDVI e MRENDVI). Maior e menor coeficiente de determinação dentre os 27 índices estudados.

Os resultados foram preparados para análise em ordem decrescente dos coeficientes de determinação para cada um dos índices de vegetação e podem ser visualizados na Figura 19.

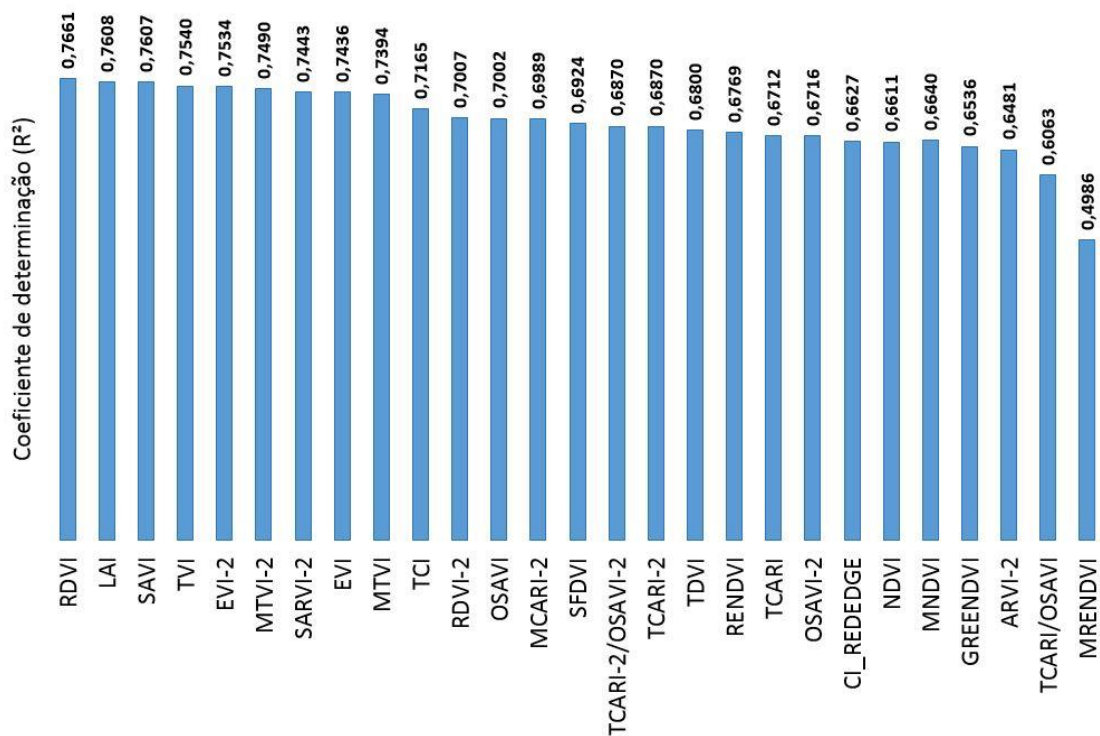


Figura 19: Gráfico representativo da variação dos coeficientes de determinação calculados em face à porcentagem de cobertura verde para 27 índices de vegetação. Resultados orientados em ordem decrescente, de modo a demonstrar a variação de resultados obtidos.

O estudo mostrou que, para a determinação dos percentuais de cobertura verde, os índices que visam corrigir os efeitos do *background* do solo e aqueles baseados nas bandas do vermelho e infravermelho apresentaram os melhores resultados, estando localizados nas primeiras nove posições do *ranking*. Contudo, seus coeficientes de

determinação variaram pouco, com uma diferença de apenas 2,67%. Conclusão que permite ao analista decidir de forma discricionária qual o índice melhor se adequa às necessidades de estudo.

A utilização da banda *RedEdge*, para esses dados utilizados na pesquisa, não se mostrou a mais adequada para a determinação da porcentagem de cobertura verde, contudo o seu uso pode ser investigado para outros fins.

Ressalta-se que os coeficientes de determinação acima de 0,6 demonstraram que o uso é viável, desde que realizado de forma criteriosa, objetiva e consciente de que os resultados podem apresentar alguma porcentagem de incerteza.

Em outra vertente, os índices baseados em diferença normalizada (NDVI, MNDVI, GNDVI, RENDVI e MRENDVI) não se sobressaíram aos demais e apresentaram resultados menos representativos.

O índice RDVI ($R^2 = 0,7661$), criado com base na arquitetura dos índices DVI e NDVI com a finalidade de associar as suas vantagens preditivas ligadas às áreas de baixa e alta cobertura vegetal, apresentou o melhor resultado. De fato, Ehammer et al. (2010), para a aferição de *fpar* e IAF em arroz, apontou que os índices RDVI, EVI e SAVI possuíam a maior capacidade de predição. Resultado que coaduna com o aqui obtido.

O EVI ($R^2 = 0,7436$) mostrou-se coerente para a estimativa da cobertura verde nas áreas de cerrado. Esse resultado reside no fato de que a concepção do índice visa não só a interpretação da capacidade vegetativa dos dosséis, mas também a diminuição da influência do *background* do solo e dos efeitos deletérios da atmosfera. Parâmetros relevantes na área de estudo em que as respostas dos solos e da palhada são mais aparentes nas porções com pastagens mais degradadas. Resultado semelhante ao obtido por Xiaoping et al. (2011) em pastagens com elevada porcentagem de vegetação verde na China e Li et al. (2014) para aferição de IAF na cultura de trigo em Beijing/China.

O mesmo entendimento pode ser dado ao EVI-2. Entretanto, percebeu-se que a retirada da banda do azul, aliada às alterações nos parâmetros da fórmula, produziram mudanças positivas, denotando no aumento do coeficiente de determinação de 0,7436 para 0,7534. Posição que viabiliza o uso de satélites que não possuem essa banda específica na sua composição, como no caso do ASTER, e que, conforme apresentado por Carvalho e Baptista (2015) para dados RapidEye é a banda com maior interferência do espalhamento atmosférico e que mais influência na utilização ou não de correção atmosférica para cálculo de índices de vegetação.

Na segunda posição ficou o LAI ($R^2 = 0,7608$). Nota-se que o índice apresentou um coeficiente de determinação muito próximo dos índices EVI, EVI-2 e SAVI. Fato que era esperado, pois sua fórmula utiliza o próprio EVI como variável. Em adição, leitura quase idêntica foi obtida pelo índice SAVI ($R^2 = 0,7607$), elaborado em momento anterior e que deu origem à concepção teórica do EVI.

O TVI ($R^2 = 0,7540$) apresentou um resultado superior ao EVI-2, porém muito próximo ao MTVI-2. Nesse caso, e para esse fim, as modificações propostas no índice não geraram avanços significativos, ainda que tenha obtido a sexta colocação no ranking e apresentado um coeficiente de determinação de 0,7490. Na mesma tendência, o MTVI apresentou uma capacidade de leitura semelhante à do MTVI-2. Resultado que coaduna com as conclusões de Haboudane (2003), em estimativa para a cultura de milho, por se mostrar menos sensível às variações de clorofila e aos problemas de saturação.

Nota-se, desse modo, que a inclusão da banda do verde na equação contribuiu para uma melhor expressão do verdor. Além disso, os resultados que vão ao encontro ao observado por Jansen et al. (2016) para pastagens no Oregon/USA. Por outro lado, o mesmo estudo indicou que o índice MCARI-2 havia apresentado um comportamento semelhante. Algo que aqui não foi visualizado, uma vez que o seu coeficiente de determinação foi inferior a 0,70.

Em consonância com os mesmos princípios científicos utilizados no desenvolvimento do índice NDVI, o índice SARVI-2 foi aprimorado para equalizar os efeitos deletérios do *background* do solo e dos aerossóis atmosféricos nas imagens. O seu resultado ($R^2=0,7443$) sobrepujou o dos demais índices que não dirimem efetivamente as consequências negativas do *background* do solo. Huete et al. (1997) verificou que o SARVI-2 apresentou uma maior sensibilidade ao comprimento de onda do infravermelho próximo, sendo por essa razão adequado para estudos voltados à biomassa e área foliar. Já Lyburner (1997), em estudo voltado à estimativa de área específica foliar em diferentes tipos de vegetação, inclusive pastagens, verificou que o SARVI-2 apresentou uma correlação positiva de 0,89, superior aos índices NDVI e GNDVI. Resultados que estão em linha com os aqui observados.

Esperava-se que o OSAVI apresentasse um coeficiente de determinação superior ao SAVI, como verificado por Boschetti et al. (2007) e Ren e Feng (2015) em estudos de biomassa de pastagens nos alpes italianos e em regiões desérticas na

Mongólia. Fato que não ocorreu, demonstrando que a alteração do fator de correção de 1,5 para 0,16 não resultou em melhora de seu desempenho.

Por outro lado, as características dos solos influenciaram sobremaneira as leituras do NDVI ($R^2=0,6787$), que pode ter apresentado problemas para a determinação dos alvos em decorrência das suas dificuldades ligadas à existência de solos expostos e palhada nas pastagens mais degradadas. Valor que acompanha as conclusões de Liang et al. (2016) em estudo para a determinação de biomassa em gramíneas na China. Em outra vertente, contrasta com as observações de Nagler et al. (2001) em regiões de vegetação ripária de diferentes espécies no Colorado/US, em que a alta porcentagem de cobertura vegetal compensava os efeitos do *background* do solo.

O NDVI foi utilizado por Andrade (2013) para estimar, por meio da estimativa da porcentagem de cobertura verde, o quantitativo dos níveis de degradação das pastagens existentes no Estado de Goiás e apresentou um bom potencial para a análise quantitativa. Algo que não foi bem explicado pela metodologia aqui proposta. Em adição, INAES (2015) fez o uso de metodologia semelhante e possibilitou o mapeamento das pastagens no Estado de Minas Gerais. Desse modo, entende-se que uma abordagem utilizando índices mais eficientes poderá trazer resultados mais aprimorados.

Em outra vertente, Lukina et al. (1999) fez o uso de fotografias digitais associadas ao NDVI para estimar a porcentagem de cobertura verde em plantio de trigo e obteve valores de correlação superiores aos aqui obtidos para as pastagens. O mesmo foi observado para algodão por Jia et al. (2014) cujos coeficientes de correlação entre a cobertura foliar e o NDVI superaram 0,90. Acredita-se que em ambos os casos, essa diferença pode ser explicada pela uniformidade vegetal dos cultivos agrícolas. Por outro lado, esses resultados coadunam com o observado por Ko et al. (2017) e Wiesmair et al. (2016).

O índice ARVI -2, desenvolvido com o intuito de melhorar as respostas dadas pelo NDVI em função do espalhamento atmosférico, apresentou baixa correlação com a cobertura verde. Resultado consistente com Li et al. (2014). Nota-se, entretanto, que a incorporação da banda do azul e da constante *gamma* na fórmula não denotou na melhora esperada. Ao contrário, a resposta foi semelhante à do NDVI. Tal fato reside na ausência de um fator de correção para a influência do solo exposto entre plantas nas imagens e em função da baixa ocorrência de aerossóis na atmosfera decorrente da ausência total de nuvens no dia da passagem do satélite. Este estudo mostrou que o

aprimoramento do índice (SARVI-2) para contornar esses efeitos resultou em uma melhora significativa.

Mesmo comportamento foi apresentado pelo índice TDVI, que é uma variação do NDVI, mas recomendado para o uso em ambientes urbanos. Ainda que não apresente saturação em função da densidade de cobertura vegetal, sua expressão de valor relacionada com as pastagens degradadas não causaria esse efeito, pois as leituras são mais baixas do que para vegetações mais exuberantes.

O GNDVI, variação do NDVI em que foi substituída a banda do vermelho pela do verde apresentou resultados mais baixos ($R^2 = 0,6569$), mostrando que a substituição não foi positiva para a determinação da porcentagem de cobertura verde em face ao NDVI. Posição que coaduna com Agapiou et al. (2012), em que foi demonstrado que o índice não apresentou boa capacidade de discretização em cobertura verde de cultivos de cevada. Entretanto, esse resultado é contrário às constatações obtidas por Gitelson et al. (1988) em que foi demonstrado para diversas culturas que o índice teria um maior potencial que o NDVI para estimar variações de clorofila.

Essa mesma condição foi constatada para os demais índices que incorporaram a banda *RedEdge* na sua composição e são adequados, por exemplo, para a aferição de características como concentrações de clorofila e nitrogênio foliar. Aspectos preditivos que nem sempre coadunam diretamente com as características de biomassa e IAF, ambas relacionadas com o volume de área verde.

Em todos os casos, os resultados mostraram-se inferiores aos nove primeiros índices ranqueados, sendo que apenas o TCI foi uma exceção a esse padrão e derivou em uma melhor capacidade de discretização ($R^2 = 0,7801$). Os demais índices variaram de 0,7584 a 0,6628.

A aferição dos teores de clorofila foliar baseia-se na posição do espectro *RedEdge* na reflectância total, que varia em função da quantidade de clorofila existente, migrando em direção ao infravermelho próximo em teores mais elevados e para o vermelho no momento que os teores são reduzidos. Tal fato foi constatado por Eitel et al. (2011) em plantas herbáceas sob estresse hídrico. Condição semelhante à encontrada em vegetação e pastagens em áreas de cerrado na época da pesquisa, que passaram por um regime pluviométrico tendente à seca e já se encontravam há mais de 30 dias sem chuva.

Neste estudo não foram avaliados pixels puros de vegetação ao longo da imagem, pois a intenção era de avaliar o contrário, ou seja, a capacidade dos índices de identificar a variabilidade da degradação das pastagens na área.

Em razão da diferença entre a resolução espacial do satélite e das fotografias coletadas para a aferição do percentual de vegetação verde e do fato de que cada pixel é formado por uma mescla dos três alvos (solo, folhagem e palhada), acredita-se que essa possa ter sido a causa da ocorrência da confusão interpretativa na leitura desses índices para a aferição das características estipuladas neste estudo.

Assume-se que sejam mais recomendados para a interpretação de culturas agrícolas, cuja expressão vegetal é mais homogênea ao longo das áreas de estudo, em razão do elevado nível tecnológico empregado e da uniformidade natural dos plantios. De fato, diversos trabalhos seguem essa linha (HABOUDANE et al. 2002; WU et al. 2008; VINÃ et al. 2011; EITEL et al. 2011; MAIN et al. 2011). Por outro lado, Khderly et al. (2017) verificou que o uso dos índices de vegetação também pode ser utilizado em plantas nativas de diferentes espécies. O que indica a possibilidade de estudos adicionais voltados a diferentes tipos de vegetação que não se apresentam uniformes vegetativamente e em relação ao seu meio natural de inserção.

Apenas o piquete nº 03 poderia, se estudado em separado, mostrar resultados mais promissores, pois tratava-se de pasto novo e manejado com forma mais planejada e tecnológica, visto que parte do seu objetivo agrônomo, na época, era a produção de sementes. Com isso, a cobertura foliar apresentava uma maior uniformidade. Proposição que está em linha com Ramoelo et al. (2012), em estudo relativo à estimativa de nitrogênio foliar e porcentagem de vegetação verde em áreas de savana africana em época de chuva. Ressalta-se que o estudo validou o potencial de uso das imagens *RapidEye* para essa finalidade. Contudo, esse não foi o objetivo desse estudo.

Apesar de ter sido verificada uma forte correlação positiva (acima de 0,70) entre os índices e a porcentagem de cobertura verde, os coeficientes de determinação variaram de 0,7165 a 0,4986, indicando que o desempenho de diversos índices foi afetado de diferentes formas pelas características da imagem na época da coleta.

Em comparação direta, os índices em que foi substituída a banda do vermelho pela do *RedEdge* (OSAVI-1 e 2, RDVI-1 e 2, NDVI e RENDVI) apresentaram resultados inferiores, cujas correlações caíram de forte para moderada. O índice associado TCARI/OSAVI apresentou o segundo resultado mais baixo ($R^2=0,6063$).

Todavia, fugiram a essa tendência os índices TCARI-1 e 2 e os mistos TCARI/OSAVI- 1 e 2, em que, para esse conjunto de dados em específico, a substituição gerou uma melhora na capacidade de estimativa.

O CI_RedEdge apresentou uma moderada capacidade de explicação ($R^2=0,6627$), mantendo a premissa técnica de que sua elaboração não é a mais adequada para estimar porcentual de cobertura verde, e, sim, para teores de clorofila e nitrogênio em gramíneas (CLEVERS, 2013). O resultado aqui obtido foi contrário a Vinã et al. (2011) e Li et al. (2014) que verificaram em culturas de milho e trigo a relação positiva entre o índice e a capacidade de estimar índice de área foliar verde.

O índice SFDVI, apesar de ser promissor para a discretização de diferentes tipos de vegetação (BAPTISTA, 2015), apresentou uma capacidade intermediária para prever a porcentagem de cobertura verde ($R^2=0,6924$) e se comportou de forma semelhante aos demais índices formados com a banda *RedEdge*. Fato que era esperado, visto que as premissas de interpretação dos resultados também seguem a mesma linha. Todavia, o resultado mostrou que a integração da banda infravermelha com a verde associada à do *RedEdge* com a vermelha pode gerar bons resultados para estudos com outros objetivos, pois a relação entre a expressão do verdor de alta clorofila com a palhada não fotossinteticamente ativa foi bem diferenciada. Acredita-se que em cultivos mais uniformes, inclusive pastagens, a variação dos teores de clorofila pode ser bem aferida.

A partir do tratamento estatístico, obteve-se, por meio da equação de regressão linear obtida, elaborar as escalas de valor, baseadas nos intervalos definidos por Andrade et al. (2013), utilizadas para criar o mapa temático (Figura 20) e auxiliar em futuros estudos. De posse desses resultados foi elaborado um mapa de porcentagem de folhagem verde, baseado na imagem resultante do processamento do índice de melhor desempenho (RDVI) para espacializar a distribuição de cada pixel classificado no terreno de estudo.

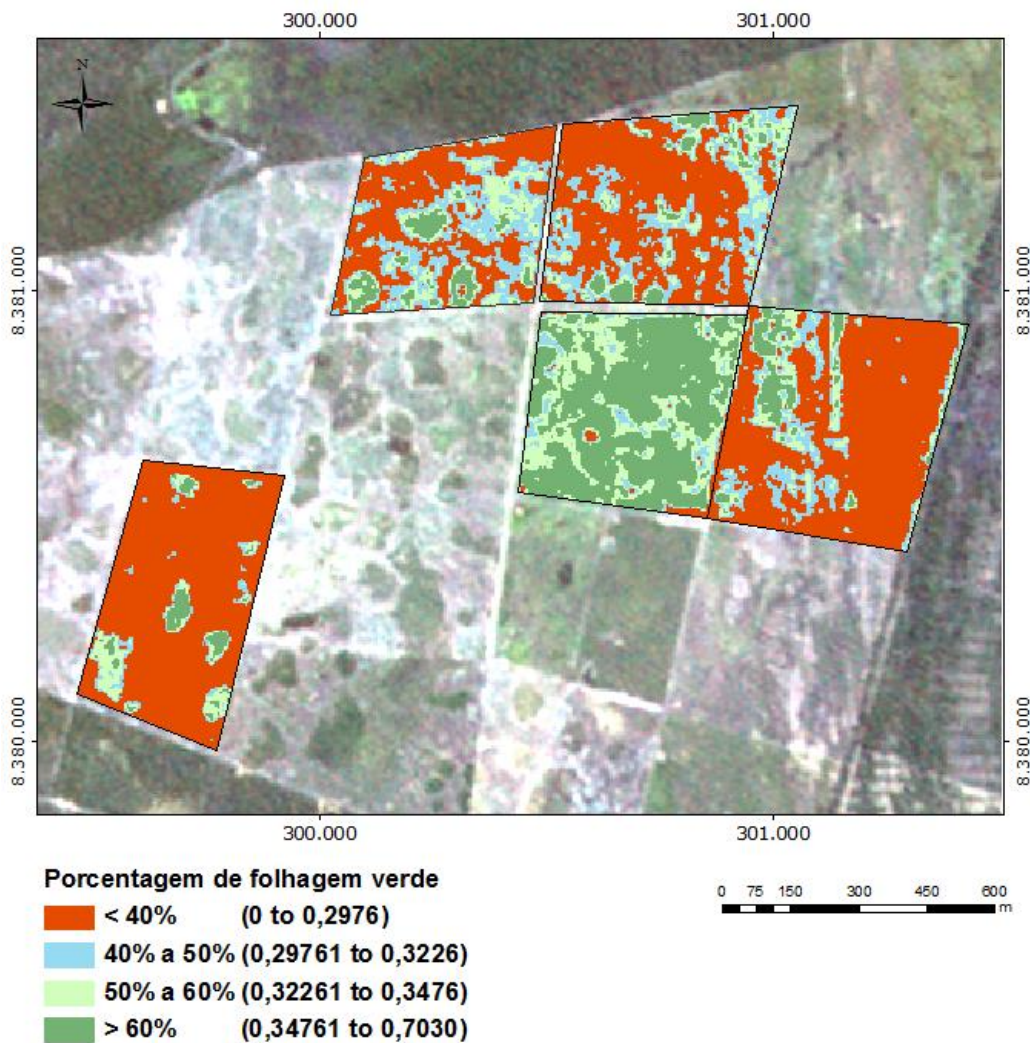


Figura 20: Mapa de classificação de porcentagem de folhagem verde, elaborado com base no processamento do índice RDVI sobre imagem *RapidEye*.

O cruzamento dos dados de campo aferidos pela classificação supervisionada de máxima verossimilhança e os pixels RDVI na imagem mostraram erros de leitura em todos os níveis, elevando ou abaixando a classificação. Dentre os 108 pontos amostrados, 39 apresentaram algum tipo de erro. Esse resultado valida o obtido nos tratamentos estatísticos e indica que algum fator que não pode ser explicado está afetando as leituras. Ainda assim, representaram com boa fidedignidade o visualizado em campo durante a coleta de dados.

Acredita-se que essa discrepância possa ser explicada, como já discutido, pela diferença de resolução entre a fotografia e o pixel da imagem de satélite. Resoluções mais próximas poderão vir a contornar essa deficiência. Para isso, sugere-se a realização

de pesquisas com esse viés. Seja por meio do uso de imagens de satélite com maior resolução espacial ou por meio de veículos aéreos não tripulados.

É possível assumir que a capacidade preditiva dos doze primeiros índices se mostrou adequada para a estimativa do percentual de cobertura verde para pastagens em diferentes estágios vegetativos. Apesar das altas correlações estatísticas, os demais apresentaram um potencial intermediário para esse fim, pois a sua capacidade de explicação da variável folha verde variou de 0,60 a 0,70, salvo o índice MRENDVI, com coeficiente de determinação de 0,4986.

Por outro lado, caso o objetivo seja associar de forma direta a porcentagem de cobertura aos diferentes níveis de degradação, deve-se atentar para a ocorrência de erros relacionados com o estado fisiológico das plantas e, principalmente, ao manejo que vem sendo realizado nos pastos. Ainda que a estimativa de folhagem verde tenha sido coerente com a realidade, a ocorrência de palhada entremeada à folhagem e acima do solo elevou os níveis de degradação, gerando confusão entre os níveis leve e moderado, superestimando, assim, a classificação. Como resultado, parte das áreas não degradadas, que haviam tido as sementes colhidas ou sido pastoreadas em época próxima à coleta de dados se apresentaram com baixa porcentagem de cobertura verde (< 40%). Todavia, não estavam degradadas.

Esse tipo de leitura prejudica, sobremaneira, a interpretação dos resultados em nível regional, pois pode considerar pastagens não degradadas como possuindo algum tipo de degradação, subestimando, assim, os resultados e possibilitando a adoção de políticas públicas de desenvolvimento equivocadas. Contudo, essa conclusão não inviabiliza a adoção desse tipo de classificação. Ao contrário, apenas acende um sinal de alerta para que a interpretação dos resultados seja mais direcionada.

Em adição, deve-se ressaltar que, mesmo em áreas menores, e em nível de fazenda, a interpretação deve ser mais criteriosa e levar em consideração os dados de manejo existentes, de modo a identificar de forma prévia o que foi realizado em cada piquete e evitar assunções equivocadas.

Entende-se que desde que sejam conhecidos em detalhes cada um dos pastos e o seu manejo, os índices de vegetação podem ser aproveitados. Por conseguinte, surge a oportunidade de se utilizar Vants com equipamentos mais adequados para a coleta de imagens com maior resolução espacial e que permitam uma aferição mais precisa dos dados, pois acredita-se que a problemática relativa à diferença de resolução entre as fotografias digitais e a imagem *RapidEye* pode ser contornada. Além disso, a

porcentagem de cobertura verde pode ser utilizada para fins de monitoramento contínuo das condições fisiológicas das pastagens, melhor época de colheita de sementes e manejo do gado. Novas pesquisas podem ser direcionadas a esse fim, inclusive por meio do uso associado do comprimento de onda localizado na região da borda do vermelho.

4.2. ESTIMATIVA DOS NÍVEIS DE DEGRADAÇÃO DOS PASTOS

Após a verificação do potencial dos índices para a predição da porcentagem de cobertura verde, partiu-se para a análise do potencial de discretização dos diferentes níveis de degradação dos pastos, por meio do estudo conjunto das variáveis que influenciam na sua qualidade (cobertura verde, solo exposto, palhada, altura das plantas, vigor e plantas invasoras). Foram, então, realizadas análises estatísticas por meio da regressão linear múltipla a fim de verificar as correlações entre as variáveis e a potencialidade de extração dos dados na imagem *RapidEye*.

Como descrito, a cena foi coletada no mês de maio de 2017, época em que os pastos mostravam uma melhor diferenciação visual entre os vários níveis de degradação existentes. Desse modo, foram selecionados piquetes com características distintas: fase de colheita, após a colheita e em três níveis de degradação, que foram divididos em quatro padrões: sem degradação, leve degradação, moderada degradação e forte degradação (ANDRADE et al., 2013).

Para a realização da regressão foram utilizadas quatro variáveis independentes: folha verde/palhada (%), altura das plantas (cm), vigor e existência de plantas daninhas. Variáveis como a presença de cupins e erosão não foram trabalhadas devido ao fato de não ocorrerem na área de estudo. Além disso, todas as variáveis escolhidas estão diretamente interligadas em suas características gerais. A conformação dos dosséis e o estado fisiológico das plantas possuem respostas espectrais muito próximas, dado que existe uma relação direta entre a cobertura verde e o vigor das plantas. Assim como uma relação inversa com a ocorrência de solo exposto e palhada.

Por outro lado, a ocorrência de plantas invasoras se mostrou uma incógnita, dado que no caso em comento, por serem rasteiras, encontravam-se secas em decorrência do estresse hídrico. Sabe-se que a associação entre plantas invasoras e o nível de degradação, interpretado via sensoriamento remoto, pode não apresentar resultados satisfatórios (FERRARI, 2009). Todavia, a sua separação dos pastos em bom

estado pode ser possível (AGUIAR, 2010). Assim, estudos relacionados com infestações por plantas herbáceas e que permanecem verdes por mais tempo podem vir a ser realizados a fim de verificar se a tendência é mantida.

Estimar os níveis de degradação dos pastos é um desafio a ser vencido, visto que as características que os determinam não são exatamente diferenciadas nas leituras espectrais. Principalmente no que tange ao uso de índices de vegetação, que extraem informações muito particulares e específicas e que por vezes podem acarretar em confusões espectrais e erros de interpretação.

A ocorrência de palhada nos dosséis não necessariamente indica que os pastos estão degradados, apenas que a época do ano ou o regime hidrológico estão exercendo uma maior pressão na expressão vegetal. Ao longo do ano, as plantas secam em função do período de seca prolongado sem, contudo, estarem degradadas. Em outra vertente, deve-se ressaltar que o capim colonião, por ser uma planta cespitosa, apresenta em sua base uma relação colmo/folha mais densa, possuindo uma maior porcentagem de partes secas e um espaçamento entre plantas que permite que o solo exposto seja ressaltado (FONSECA, 2015).

Desse modo, ao invés de utilizar separadamente as variáveis porcentagem de folha verde e porcentagem de palhada no modelo, optou-se por elaborar uma variável composta pelos dois parâmetros em que foi realizada a soma dos valores das porcentagens de área de folha verde e palhada.

Essa opção se justifica pelo fato de que a individualização das variáveis acarretaria numa inversão de hipóteses, pois assumiu-se, de início, que o excesso de palhada na época da pesquisa indicaria vigor e não fraqueza das plantas. Assim, caso não se tivesse juntado as variáveis, o aumento das leituras de palhada (vegetação não fotossinteticamente ativa) acarretaria num aumento do estado de degradação dos pastos. Algo que tecnicamente não poderia ser aceito.

Foram escolhidos para essa etapa, os oito primeiros índices do processamento anterior. Justifica-se essa escolha com base no fato de que os índices cuja composição possui a B4 (*RedEdge*) se mostraram mais adequados para outros fins e os demais com coeficientes menos representativos. Partindo-se dessas premissas foi realizado o tratamento estatístico dos dados, cujos resultados estão apresentados no Tabela 08 e nas Figuras 21 e 22.

Tabela 07 - Lista de índices de vegetação processados

Item	Índice	R ²	r	Desvio Padrão	Significância (P)	Equação resultante
1	RDVI	0,5958	0,7719	0,0363	0,01	$RDVI = 0.2249 + (0.08510 * FVP) + (0.01609 * Altura) - (0.02331 * PD) + (0.01980 * Vigor)$
2	EVI-2	0,5846	0,7646	0,0351	0,01	$EVI-2 = 0.2238 + (0.0714 * FVP) + (0.01589 * Altura) - (0.02355 * PD) + (0.01477 * Vigor)$
3	EVI	0,5815	0,7626	0,0335	0,01	$EVI = 0,02217 + (0,06531 * FVP) + (0,01303 * Altura) - (0,2274 * PD) + (0,01541 * Vigor)$
4	SAVI	0,5753	0,7585	0,0379	0,01	$SAVI = 0,2412 + (0,08377 * FVP) + (0,0109 * Altura) - (0,0252 * PD) + (0,02202 * Vigor)$
5	TVI	0,5731	0,7571	1,4453	0,01	$TVI = 9.2921 + (1.2579 * FVP) + (0.6955 * Altura) - (1.1564 * PD) + (0.11964 * Vigor)$
6	MTVI-2	0,5708	0,7556	0,0427	0,01	$MTVI-2 = 0.15715 + (0.08065 * FVP) + (0.01402 * Altura) - (0.02978 * PD) + (0.02104 * Vigor)$
7	LAI	0,5624	0,7499	0,1333	0,01	$LAI = 0.67438 + (0.27107 * FVP) + (0.03657 * Altura) - (0.08868 * PD) + (0.07411 * Vigor)$
8	SARVI-2	0,5618	0,7496	0,0363	0,01	$SARVI-2 = 0.22085 + (0.07053 * FVP) + (0.01108 * Altura) - (0.02393 * PD) + (0.0195 * Vigor)$

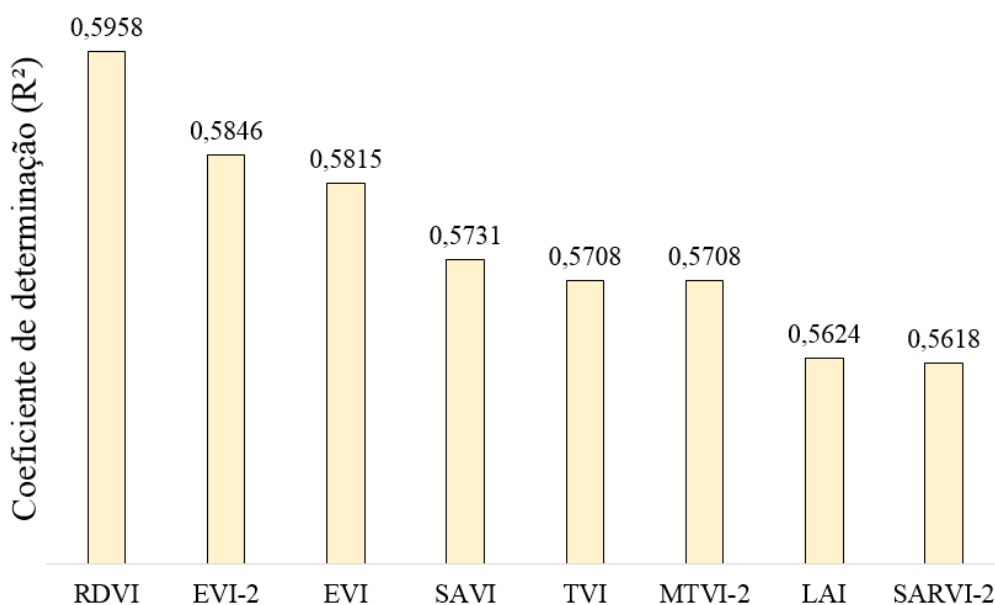


Figura 21: Gráfico representativo da variação dos coeficientes de determinação calculados em face às características de degradação das pastagens para 09 índices de vegetação.

Os resultados foram inferiores àqueles correspondentes à estimativa do percentual de cobertura verde e uma alteração no ranking dos índices foi verificada. Todavia, percebe-se que um mesmo padrão foi obtido, visto que em ambos os casos os coeficientes de determinação variaram muito pouco (Figura 22).

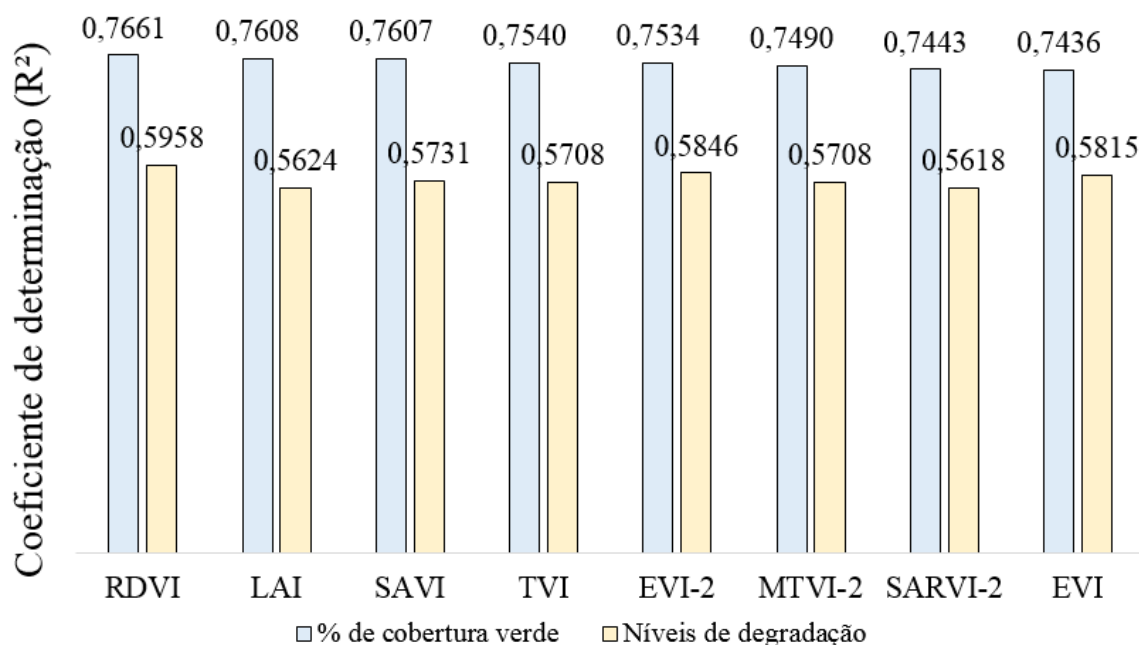


Figura 22: Gráfico de comparação entre os diferentes coeficientes de determinação calculados para a regressão múltipla, que contemplou os diferentes fatores relacionados com níveis de degradação, e aquela referente aos cálculos para a aferição da porcentagem de cobertura verde.

A redução nos valores apontados demonstra que a inserção de novas variáveis no modelo de regressão influenciou de forma negativa nos resultados, aumentando a imprecisão e diminuindo a capacidade de explicação do modelo.

A razão para esse fato está ancorada em diferentes perspectivas de análise de resultados, sendo que a principal está na metodologia em si, que utilizou uma coleta de dados com resolução espacial diferente da imagem, acarretando nos mesmos erros verificados para a estimativa da porcentagem de cobertura verde. A mistura espectral existente no pixel da imagem *RapidEye* não coaduna diretamente com a da fotografia.

Outro problema reside no fato de que os parâmetros utilizados para a aferição dos níveis de degradação dos pastos estão intimamente relacionados, pois em todos os casos, a resposta espectral está ligada ao verdor da folhagem. Assim, pequenas e médias variações no vigor, na altura e até na porcentagem de plantas invasoras, assim como de solos expostos de tonalidade mais clara, que podem alterar os níveis de degradação, não foram efetivamente reconhecidas pelo satélite.

Em outra vertente, o excesso de palhada e solo exposto afetou, sobremaneira, e de forma positiva e negativa a interpretação dos dados. A soma das porcentagens de folha verde e palhada contribuiu para dirimir dúvidas acerca de uma possível exclusão das áreas recém pastoreadas ou colhidas, cuja camada superior das folhas foi retirada ou consumida, da classificação leve ou não degradada.

As porções infestadas, em contrapartida, por plantas daninhas secas e de solo exposto coberto por palhada também foram classificadas como pastagem de boa qualidade. Um resultado não esperado e que vai contra a hipótese de que ao se adicionar essa variável no modelo, os resultados dos índices seriam reduzidos. Esperava-se que essas áreas ficassem mais aparentes e a resposta espectral caminhasse no sentido de apresentar-se como uma pastagem mais degradada.

Nesse caso, a leitura mostrou uma pastagem menos degradada, ainda que as plantas não apresentassem um bom vigor, fossem infestadas de plantas invasoras e tivessem solos expostos em demasia. Constatação que não coaduna com os resultados obtidos por Franco e Rosa (2009).

No caso em tela (Figuras 23 e 24), as áreas localizadas em baixadas no terreno, que acumulam água durante o período de seca, ou pequenos córregos temporários, foram classificadas como em leve degradação. Todavia, o que existia em campo eram áreas cobertas com palhada e plantas rasteiras secas entremeadas à pastagem em estado fisiológico variado. Ou seja, os pastos deveriam ter sido classificados como em moderado ou forte nível de degradação. Algo não visualizado, pois foram classificados em sua maioria como moderada/leve degradação.

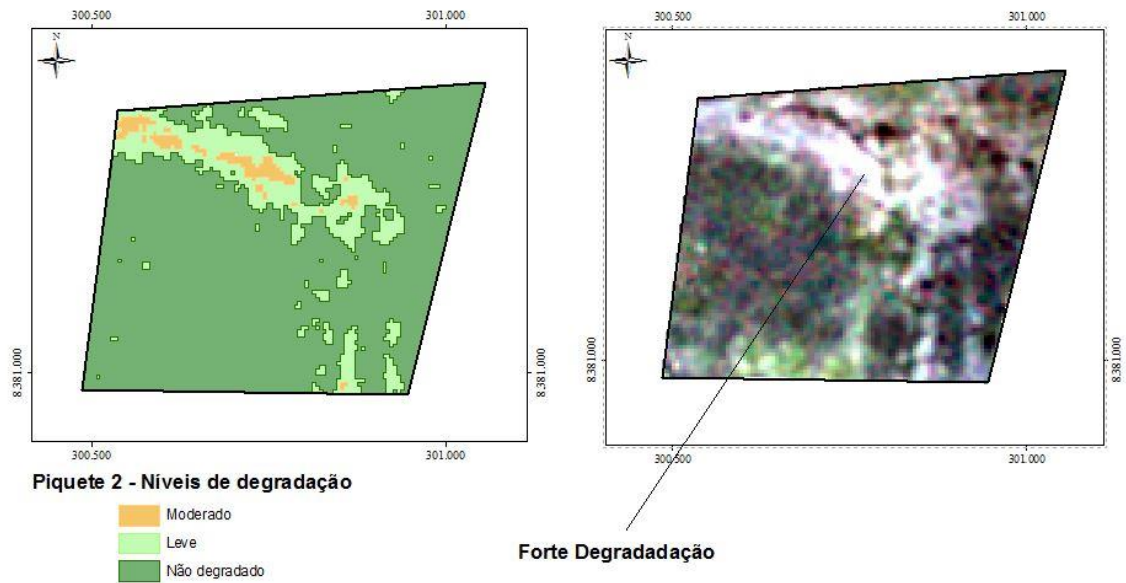


Figura 23: Piquete número 2. Erro de classificação oriundo da imprecisão da classificação realizada com base no índice RDVI. Pastagens com forte degradação foram classificadas como moderada degradação e as em moderada degradação como leve.

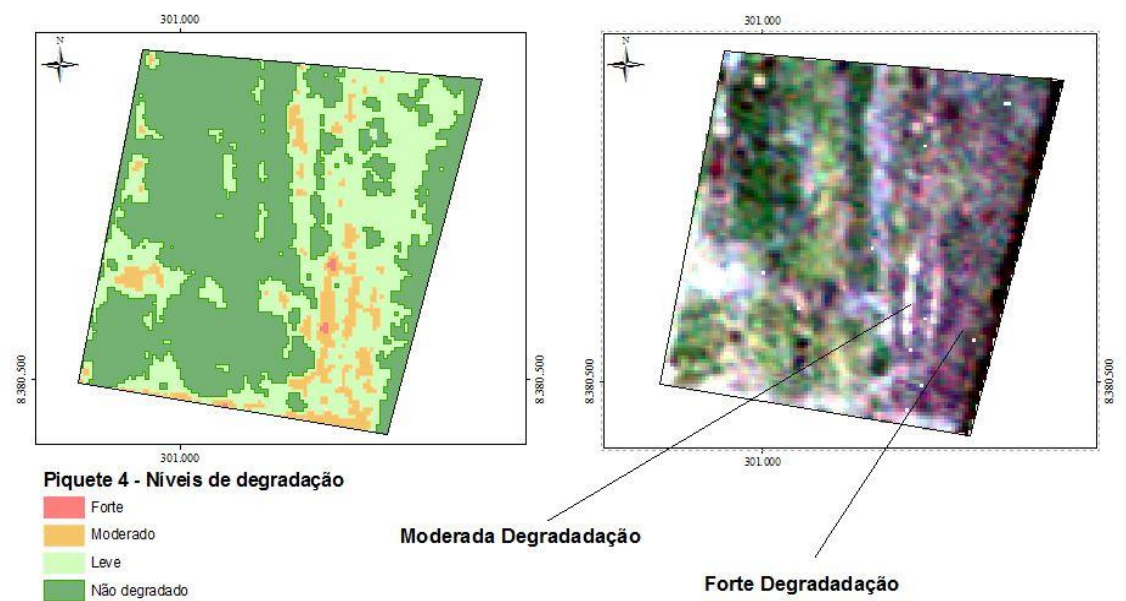


Figura 24: Piquete número 4. Erro de classificação oriundo da imprecisão da classificação realizada com base no índice RDVI. Pastagens com forte degradação foram classificadas como moderada degradação e as em moderada degradação como leve.

Outro ponto de interesse está no fato de que a escala de valores, baseada na porcentagem de folha verde considerada para a diferenciação entre os pastos levemente degradados e os moderados (ANDRADE et al., 2013) é estreita e não permitiu que a discretização fosse mais efetiva.

Em adição, como já discorrido, as áreas que foram classificadas como levemente degradadas (CPV 40 e 50%) na realidade não se apresentam assim em sua totalidade, pois as leituras espectrais relativas dos pastos infestados ou em regular estado fisiológico foram em parte equivocadas em decorrência da presença de palhada interfoliar e sobre o solo desnudo.

Desse modo, houve confusão com as pastagens moderadamente degradadas, impedindo a sua individualização correta, ponto que pode ser explicado em parte pela relação entre a resolução espacial da amostragem de campo e a da imagem de satélite. De fato, essa dificuldade também foi verificada por Nascimento et al. (2006), Franco e Rosa (2009), Aguiar et al. (2010) e INAES (2015).

As pastagens fortemente degradadas ou com degradação moderada, devido a sua baixa uniformidade vegetal, no geral, mostraram leituras coerentes com a realidade, pois a expressão do verdor das plantas é menos proeminente e de fácil mensuração.

Além disso, pode-se afirmar que a uniformidade das características dos pastos, sem a presença de solo exposto, excesso de palhada e de plantas daninhas, permite que a interpretação dos resultados dos índices seja mais pura e por essa razão com uma maior capacidade de predição acerca dos pastos menos ou nada degradados. Nesses casos, os resultados coadunam com o presenciado em campo.

A imagem resultante da classificação baseada no índice de melhor desempenho (RDVI) encontra-se materializada na forma de mapa temático, que relaciona os diferentes níveis de degradação das pastagens (Figura 25).

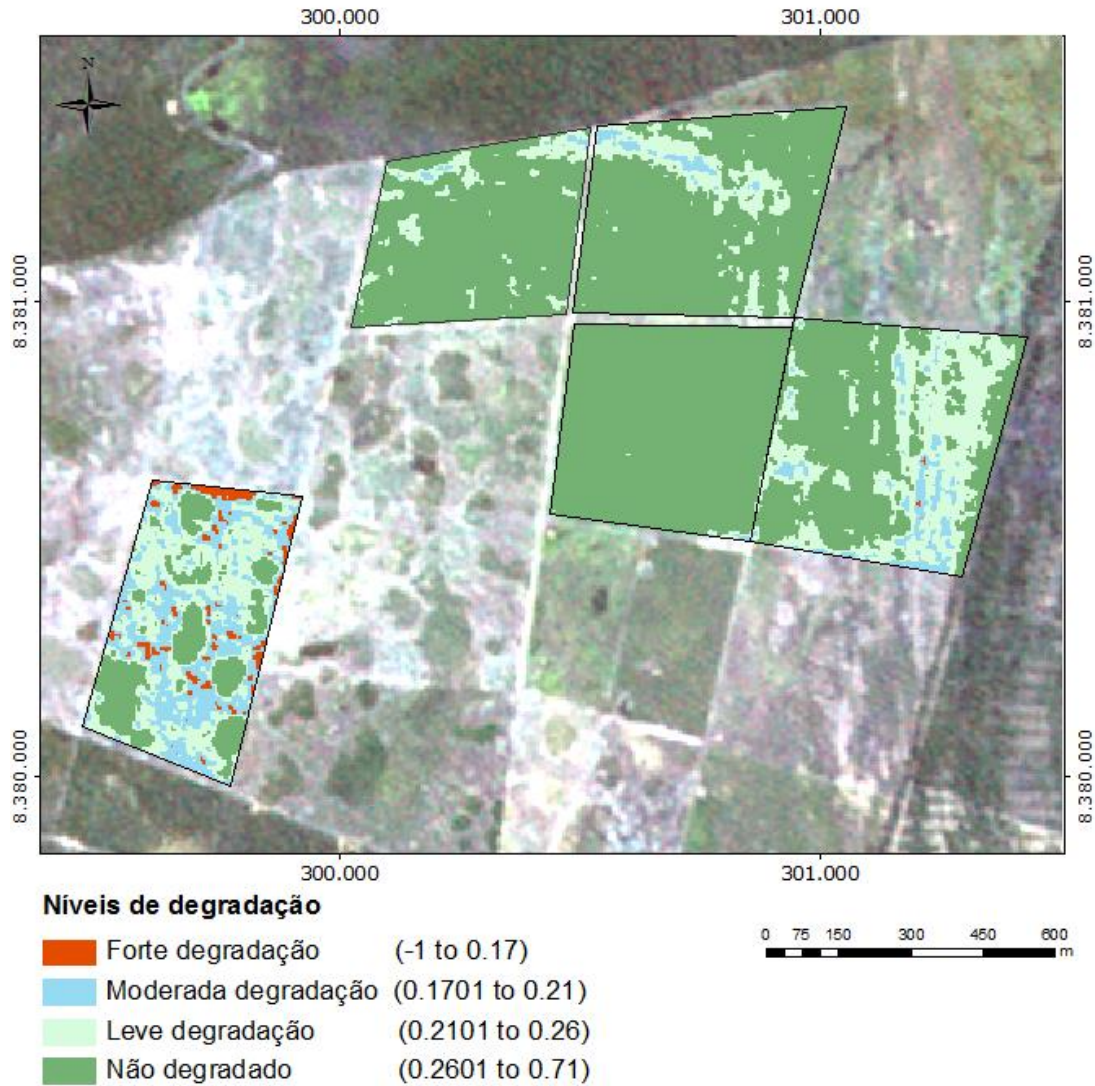


Figura 25: Mapa de classificação dos níveis de degradação dos pastos elaborado com base no índice RDVI.

Os coeficientes de determinação calculados (Tabela 07) mostraram que não existe variação significativa entre os oito índices de vegetação, de modo que fosse possível indicar qual deles teria uma capacidade melhor de discretização dos alvos que os demais. Ao contrário, os resultados variaram apenas 3,4% entre o mais alto e o mais baixo.

Nota-se que a média simples dos coeficientes é de 0,5756, ou seja, apenas 57,56% da hipótese pode ser explicada pela análise conjunta das variáveis, resultado que não viabiliza a mensuração ou individualização dos diferentes níveis de degradação de uma forma precisa que permita uma análise mais consistente. Ao contrário, a mescla de variáveis indicou que, a princípio, estimar os níveis de degradação, ou a qualidade dos pastos em imagens do satélite *RapidEye*, ou outros satélites com resolução espacial

idêntica ou superior, por meio de apenas uma variável (como no caso da porcentagem de cobertura verde) pode ser a solução mais viável. Principalmente no que tange a estudos do meio físico em níveis regionais. Seja pela dificuldade de coleta de dados em campo, custos envolvidos ou pela baixa precisão de acerto esperado pelo método aqui em estudo.

Por outro lado, acredita-se que o uso de imagens com resoluções espaciais maiores, como no caso da WorldView-2 (ANDRADE et al. 2013) ou obtida via veículos aéreos não tripulados possam vir a ser utilizadas para dirimir essa questão.

Mais ainda, após a validação de que, nesse contexto estudado, os índices baseados apenas nas bandas RGB/NIR são os mais adequados para a estimativa de porcentagem de cobertura verde e que sua relação com as demais variáveis possa vir a ser positiva, abre-se um novo campo de oportunidades relacionado com o uso de Vants e as suas aplicações ligadas à pecuária de precisão e ao monitoramento dos pastos em nível de fazenda.

5. CONCLUSÃO

Esta pesquisa visou identificar se os índices de vegetação, associados a fotografias digitais e dados de campo relacionados com o estado fisiológico e de conservação das pastagens, teriam a capacidade de estimar os diferentes níveis de degradação dos pastos de capim *Panicum maximum cv Mombaça*.

O resultado deveria indicar se a metodologia proposta seria adequada para estipular o valor econômico dos pastos para determinar o preço de venda de imóveis rurais, ser utilizada no manejo das pastagens por produtores rurais e, por fim, quantificar em nível regional ou nacional o montante de pastagens degradadas, a fim de subsidiar decisões governamentais para a implementação de políticas públicas de desenvolvimento ambiental e agropecuário.

Fotografias digitais foram, então, coletadas e processadas por meio de classificação espectral supervisionada de máxima verossimilhança para a determinação dos percentuais de folha verde, palhada e solo exposto.

Com o intuito de verificar se seria necessário avaliar tantos índices para um mesmo fim, foram realizados testes de normalidade por meio do método de Kolmogorov-Smirnov. Foi constatado que não houve ajuste de normalidade nos dados em quase todos os índices.

A partir desse resultado, adotou-se a estatística não paramétrica para verificar se existia similaridade estatística entre os índices. Assim, foi processada a análise de variância por meio do teste de Friedman. Como resultado, a hipótese nula foi rejeitada e semelhança dos índices não foi verificada, validando a possibilidade de realização dos demais testes em todos os índices propostos neste estudo, visto que não são semelhantes estatisticamente.

Na sequência, com base nos resultados foram testados 27 índices de vegetação e verificado, por meio de regressão linear, quais deles teriam a capacidade de estimar a porcentagem de folha verde dos pastos.

Dos 27 índices apenas um (MRENDVI) apresentou um coeficiente de determinação inferior a 60%, não sendo, portanto, adequado para o fim proposto. Os demais mostraram-se adequados para estimar o percentual de folhagem verde.

Notou-se que os nove primeiros do ranking (Tabela 8) são compostos pelo conjunto de comprimentos de onda centrados no RGB/infravermelho, presente em grande parte dos satélites e nos Vants mais utilizados. Fato que indica o seu maior potencial para as diferentes finalidades aqui estudadas.

Foi verificado que cinco deles são baseados na arquitetura do índice SAVI, indicando que o fator de correção dos efeitos negativos do *background* do solo foi eficiente para o estudo de pastagens na região de cerrado. Em adição, três dos índices baseiam-se no TVI.

Os índices que contêm a banda centrada no comprimento de onda localizado na porção da borda do vermelho (*RedEdge*) ficaram numa posição intermediária no ranking. Tal fato pode estar relacionado com a própria concepção de uso dessa banda em específico, que visa a identificação das variações de verdor nas folhas oriundas da mudança nos teores de clorofila. Como as pastagens não eram uniformes e possuíam tanto solo exposto como palhada entremeadas à folhagem, acredita-se que essa possa ter sido a razão dos resultados serem menos significativos. Desse modo, entende-se que possam vir a ser mais adequados para estimar aspectos de fisiologia das plantas como teores de clorofila, nitrogênio foliar e ocorrência de pragas e doenças.

Por outro lado, ao contrário do esperado, os índices de diferença normalizada NDVI, MNDVI, GNDVI, ARVI-2 E MRENDVI apresentaram os resultados mais baixos, indicando que essa fórmula de cálculo não é a mais adequada e está superada para esse fim nesse conjunto de dados, devendo, por conseguinte, serem substituídas por equações mais elaboradas.

Em outra vertente de análise, foi verificado que um dos fatores que influenciou, sobremaneira, os resultados e reduziu os coeficientes de determinação está ligado à diferença de resolução espacial entre as fotografias digitais (aproximadamente 2m²) e a imagem do satélite *RapidEye* (25m²). Restou claro que a mistura espectral contida no *pixel* da imagem diferenciou-se das características lidas na foto digital.

Nesse diapasão, intentou-se verificar se as porcentagens de folha verde poderiam ser possíveis para a classificação dos níveis de degradação. O resultado mostrou algum grau de imprecisão, pois as áreas recém pastoreadas e cujas sementes haviam sido colhidas há pouco tempo seriam consideradas como fortemente degradadas em decorrência da exposição do solo, dos colmos e da palhada existentes na base das touceiras, um equívoco. No caso de extrapolação das leituras para a identificação da degradação em níveis regionais, cuidados especiais quanto a esse quesito devem ser considerados.

Todavia, em nível de fazenda a análise de cobertura foliar pode ser utilizada sem maiores problemas, pois o conhecimento prévio do manejo das pastagens é realizado periodicamente.

Acredita-se que o uso de imagens de satélite com maior resolução espacial possa contornar essa problemática, pois as resoluções estariam mais próximas e as leituras individuais seriam mais precisas. Fato que abre uma ampla gama de possibilidades de estudos futuros com esse viés.

Quanto ao índice SFDVI, o resultado mostrou que a integração da banda infravermelha com a verde, associada à do *RedEdge* com a vermelha, pode gerar bons resultados para estudos com outros objetivos, pois a relação entre a expressão do verdor de alta clorofila com a palhada não fotossinteticamente ativa foi bem diferenciada.

Entende-se que em cultivos mais uniformes, inclusive pastagens, a variação dos teores de clorofila pode ser bem aferida. Nesse diapasão, estudos voltados às condições nutricionais, estado fisiológico de desenvolvimento, porcentagem de clorofila e até a ocorrência de pragas e doenças podem vir a ser realizados, assim como o papel da banda do verde nessas estimativas.

Após a verificação positiva do potencial dos índices de vegetação para estimar os percentuais de cobertura verde e palhada, partiu-se para a verificação do seu potencial para determinação dos diferentes níveis de degradação dos pastos. Nesse contexto, adotaram-se os oito primeiros índices do ranking, que foram testados por meio de regressão linear múltipla, a fim de determinar quais teriam a maior capacidade de

estimativa. Para tal, foram definidas cinco variáveis independentes: porcentagem de folha verde/palhada e de solo exposto, altura e vigor das plantas e a existência de plantas invasoras.

Verificou-se que os coeficientes de determinação diminuíram sobremaneira (nenhum superou 60%) e que a associação dos diferentes fatores não agregou valor ao processamento e reduziu a capacidade de explicação do modelo.

Acredita-se que o aumento na mistura espectral e a maior proximidade nas respostas dos índices estão relacionadas aos aspectos fisiológicos de verdor das plantas, assim como as plantas invasoras estavam secas e com reflectância assemelhada à do solo. Com isso, as pequenas variações nesses aspectos que teriam um potencial de discriminar os diferentes níveis de degradação, não foram efetivamente identificadas pelo satélite.

Notou-se que a classificação subdimensionou a qualidade dos pastos, dado que classificou erroneamente os pastos fortemente degradados como em moderado e leve estado de degradação. Por outro lado, os pastos mais uniformes ou em forte degradação foram bem discriminados. Assim, estudos para áreas regionais podem estar prejudicados e devem ter esse aspecto mais bem avaliado antes da liberação de resultados. O mesmo pode ser dito de trabalhos técnicos em nível de fazenda.

Acredita-se que assim como para a determinação do percentual de cobertura verde, o uso de imagens de resolução espacial mais elevada possa vir a contornar essa questão. Em adição, sugere-se que novos estudos que englobem novas variáveis, diferentes espécies de pastagens, épocas de coleta de dados e regiões do país sejam realizados, a fim de se verificar se esse padrão se mantém ou se é possível o aprimoramento dos resultados.

Por fim, para a avaliação do valor econômico das pastagens, a metodologia não se mostrou adequada, quando associada a esse conjunto de dados, pois é necessária uma melhor separação entre os diferentes níveis de degradação, a fim de estipular um valor diferenciado para cada um. Ainda assim, caso se deseje uma discretização em apenas três níveis, o método se mostra coerente.

6. BIBLIOGRAFIA

ABDON, M.M. et al. Classificação de pastagens degradadas nos municípios de Corguinho e Rio Negro, MS, utilizando fusão de imagens CBERS. In: SIMPÓSIO DE GEOTECNOLOGIAS NO PANTANAL, 2., 2009, Corumbá. **Anais...** Corumbá: INPE, 2009. p.343-352.

AGAPIOU. A.; HADJIMITSIS. D.G.; ALEXAKIS. D.D. Evaluation of Broadband and Narrowband Vegetation Indices for the Identification of Archaeological Crop Marks.

Remote Sensing, v.4, p.3892-3919, 2012

AGUIAR, D. A.; ADAMI, M.; SILVA, W. F.; FRIEDRICH, B.; RUDORFF, T. MODIS Time Series to Assess Pasture Land. In: [GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM \(IGARSS\)](#), 2010, Honolulu. Proceedings ... Honolulu: IEEE, 2010. p. 2123–2126.

ALBUQUERQUE, C.K.; CRUZ, C.B.M.; BARROS, R.S. Comparação do comportamento do NDVI e do EVI2: um novo índice de vegetação. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO, 3., 2010, Recife. **Anais...** Recife: UFRJ, 2010. p.1-4.

ANDRADE, R. G.; LEIVAS, J.F.; GARÇON, E.A.M.; SILVA, G.B.S.; GOMES. D.; VICENTE, L.E.; BOLFE, E.L.; VICTORIA, D.C. Indicativo de degradação de pastagens a partir de dados Spot vegetation In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 16., 2013, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: INPE, 2013. p. 6917–6922.

ANDRADE, R. G; TEIXEIRA, A.H.C.; LEIVAS, J.F.; SILVA, G.B.S.; NOGUEIRA, S.F.; VICTORIA, D.C.; VICENTE, L.E.; BOLFE, E.L. Pasture evapotranspiration as indicators of degradation in the Brazilian Savanna: a case study for Alto Tocantins watershed. **Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology**, v. 9239, 16, 92391Z1-7, 2014.

ANDRADE, R.G. et al. Indicativo de pastagens plantadas em processo de degradação no bioma cerrado. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: INPE, 2015. p. 1585–1592.

ANDRADE, R. G.; LEIVAS, J. F.; GOMES, D. Avaliação das condições de pastagens no cerrado brasileiro por meio de geotecnologias. **Revista Brasileira de Agropecuária Sustentável (RBAS)**, v.7, n.1, p.34-41, 2017.

ANTUNES M.A.H.; SIQUEIRA. J.C.S. Características das imagens RapidEye para mapeamento e monitoramento e agrícola e ambiental. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO

DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 16., Foz do Iguaçu, 2013. **Anais...** Foz do Iguaçu: INPE, 2013. p. 0547–0570.

ASSAD, E.D; NETO, J.S.N, MOREIRA, L. Uso de padrões radiométricos para separação de quatro espécies de gramíneas em condições de cerrado. Pesquisa Agropecuária Brasileira, v.26, n.10, p.1625-1633, out.1991.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (ABNT). **NBR 14.653-3:** Avaliação de bens. Parte-3: imóveis rurais. Rio de Janeiro, 2004.

AZEVEDO, M. M.; LEITE, L.L; BAPTISTA, G.M.M. The Use of digital photographs to quantify vegetation ground cover in degraded areas. **Sociedade e Natureza**, Special issue, p.674-682, 2005.

BAPTISTA, G.M.M; Aplicação do índice de profundidade de feição espectral (Spectral feature Depth Vegetation Index) em dados RapidEye. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 8., João Pessoa, 2015. **Anais...** João Pessoa, 2015. p. 2277-2284p.

BARCELLOS, A. de O. **Recuperação de pastagens degradadas. Curso de formação e manejo de pastagens.** Planaltina: EMBRAPA-CPAC, 1990. (Serie Treinamento).

BERNARDI, Alberto Carlos de Campos. In: BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (Ed.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar.** Brasília, DF: Embrapa, 2014.

BOEGH, E. et al. Airborne multispectral data for quantifying leaf area index nitrogen concentration, and photosynthetic efficiency in agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v.81, p. 179–193, 2002.

BORGES, K.L.C. **Dados espectrorradiométricos de campo e índices de vegetação para estimar a porcentagem de cobertura vegetal de pastagens cultivadas.** 2015. 92f. Dissertação (Mestrado em Geociências Aplicadas) Universidade de Brasília - UNB, Brasília, 2015.

BOSCHETTI. M; BOCCHI. S; BRIVIO.P.A. Assessment of pasture production in the Italian Alps using spectrometric and remote sensing information. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v.118, p.267-272, 2007.

BRASIL. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Agropecuário 2006.** Rio de Janeiro, 2006 Disponível em: <http://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=749>.

Acesso em: 13 nov 2014.

- BRASIL. Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento. **Estado da arte das pastagens em Minas Gerais**. Belo Horizonte: INAES, 2015.
- BRASIL. Ministério do Planejamento Orçamento e Gestão. **Plano Plurianual 2016-2019**. Brasília: MPOG, 2016.
- BROGE, N.H; LEBLANC, E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. **Remote Sensing of Environment**, v.76, p.156-172, 2000.
- CAMPBELL, J.B; WYNNE, R.H. **Introduction to Remote Sensing**. 5ed. New York: The Guildford Press, 2011.
- CARDOSO, M.R.D; MARCUZO, F.F.N; BARROS, J.R. Classificação climática de Köppen-Geiger para o Estado de Goiás e Distrito Federal. **ACTA Geográfica**, v.8, n.16, p.40-55, 2014.
- CARVALHO, A. A.; BAPTISTA, Gustavo Macedo de Mello. Influência da Correção Atmosférica na Conversão dos Dados de Radiância para Reflectância para o Cálculo do EVI em Imagem RapidEye. RBC. *Revista Brasileira de Cartografia (Online)*, v. 67, p. 1371-1390, 2015.
- CASTRO, P.R.C, KLUGE, R.A, SESTARI, I. **Manual de fisiologia vegetal**. 1.ed. São Paulo: Editora Agronômica Ceres, 2008.
- CHEN, Z. et al. digital photograph analysis for measuring percent plant cover in the arctic. **Artic**, v. 63, n.3, p. 315–326, 2010.
- CLEVERS, J.G.P.W; GITELSON, A.A. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and -3. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, V.23, p.344-351, 2013.
- COSTA, N.L. **Formação, manejo e recuperação de pastagens em Rondônia**. Porto Velho: EMBRAPA Rondônia, 2004.
- COSTA, K.A.P; OLIVEIRA, I.P; FAQUIN, V. **Adubação nitrogenada para pastagens do gênero brachiaria em solos do cerrado**. Santo Antônio de Goiás, GO: EMBRAPA Arroz e Feijão, 2006. 60p.
- DARVISHZADEH, R.; SKIDMORE, A.; SCHLERF, M. et al. Estimation of Leaf Area Index and Chlorophyll for a Mediterranean Grassland Using Hyperspectral Data, **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v.37, p.471-477, 2006.

DATT, B. A new reflectance index for remote sensing of chlorophyll content in higher plants: tests using eucalyptus leaves. **Journal of Plant Physiology**, v.154, n.1, p.30–36, jan.1999.

DELEGIDO, J. et al. A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green LAI over agroecosystems. **European Journal of Agronomy**, v. 46, p. 42–52, 2013.

DEMAREZ V. et al. Estimation of leaf area and clumping indexes of crops with hemispherical photographs. **Agriculture and Forest Meteorology**, v.48, n.1, p.644-655, 2008.

DIAS-FILHO, M. B. **Degradação de pastagens: processos, causas e estratégias de recuperação**. 4. ed. reimp. Belém, PA, 2011. 215 p.

DIAS-FILHO, M. B. **Diagnóstico das pastagens no Brasil**. Belém, PA: Embrapa Amazônia Oriental, 2014. 36 p. (Embrapa Amazônia Oriental. Documentos, 402). Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/102203/1/DOC-402.pdf>>. Acesso em: 24 fev. 2017.

EITEL, J. U. H. et al. Using in-situ measurements to evaluate the new RapidEye™ satellite series for prediction of wheat nitrogen status. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 18, p. 4183–4190, set. 2007.

EHAMMER, A.; FRITSCH, S.; CONRAD, C.; LAMERS, J. P. A. Statistical derivation of fPAR and LAI for irrigated cotton and rice in arid Uzbekistan by combining multi-temporal RapidEye data and ground measurements. **Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology**, v. 7824, n.12, p. 7824091-78240910, 2010.

ELMORE, A. J.; ASNER, G. P. Effects of grazing intensity on soil carbon stocks following deforestation of a Hawaiian dry tropical forest. **Global Change Biology**, v.12, p. 1761–1772, 2006.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. Sistemas de produção de gado de corte no Brasil: uma descrição com ênfase no regime alimentar e no abate. **Documentos 151**, ISSN 1517-3747, 2005.

EMBRAPA GADO DE CORTE. **Uso da régua de manejo. Fazendo Certo**. Campo Grande, MS: Embrapa Gado de Corte, 2012. 2p. (Folder). <http://www.cnpqg.embrapa.br/publicacoes/fazendocerto/02usodaregua.pdf>> Acesso em: 15 set. 2017.

FERRARI, D.L; SILVA, J.S.V; ABDON, M.M. Avaliação do uso de NDVI em imagens CBERS-2B/CCD na caracterização de pastagens degradadas no município de

Camapuã, MS. In: SIMPÓSIO DE GEOTECNOLOGIAS DO PANTANAL, 2., 2009, Corumbá. **Anais...** Corumbá: INPE, 2009. p. 402-411.

FLORENZANO G.T. **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. 3.ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

FONSECA, D. M.; MARTUSCELLO, A. A. **Plantas Forrageiras**. 1ª ed. Viçosa: Editora UFV, 2011.

FRANCO J.B.S; ROSA, R. Análise da possibilidade de identificar pastagens degradadas utilizando dados radiométricos de campo. **Sociedade & Natureza**. v.31, n. 16, p.37-55, dez. 2004.

GARRIGUES S. et al. Validation and intercomparison of global Leaf Area Index products derived from remote sensing data. **Journal of Geophysical Research**. v.113. Issue G2, G02028, jun. 2008.

GITELSON A.; MERZLYAK M.N. Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: experiments with autumn chestnut and maple leaves. **Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology**, v.22, p. 247-252, 1994.

GITELSON A; MERZLYAK. M.N. Remote Sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. **Advances in Space Research**, v.22, n.5, p.689-692, 1998.

GITELSON A.; Yuri G.; Merzlyak M.N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. **Journal of Plant Physiology**. v.160, p.271-282, 2003.

GUO, C.; GUO, X. Estimating leaf chlorophyll and nitrogen content of wetland emergent plants using hyperspectral data in the visible domain, **Spectroscopy Letters**, v.9, n.3, p.180-187, 2016.

HABOUDANE, D. et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v.81, p. 416–426, fev.2002.

HABOUDANE, D. et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v.90, p. 337-352, abr. 2004.

HABOUDANE, D. et al. Remote estimation of crop chlorophyll content using spectral indices derived from hyperspectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.46, n.2, p.423-437, mar.2008.

- HANDCOCK, R. N. et al. A pilot project combining multispectral proximal sensors and digital cameras for monitoring tropical pastures. **Biogeosciences**, v.13, p. 4673–4695, 2016.
- HOUBORG, R.; MCCABE, M.; CESCATTI, A. Joint leaf chlorophyll content and leaf area index retrieval from Landsat data using a regularized model inversion system (REGFLEC). **Remote Sensing of Environment**, v.159, p.203-221, mar.2015.
- HUETE, A. R.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEEUWEN, W. VAN. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, p.440-451, 1997.
- HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, p. 295–309, 1988.
- HUETE, A et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p.195-213, nov.2002.
- JANSEN. V.S. et al. Quantifying livestock effects on bunchgrass vegetation with Landsat ETM+ data across a single growing season. **International Journal of Remote Sensing**. v.37, n.1, p.150-175, 2015.
- JENSEN J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres**. 2.ed. São José dos Campos: Parêntese, 2011.
- JIA, B. et al. Use of a digital camera to monitor the growth and nitrogen status of cotton. **The Scientific World Journal**, v. 2014, p. 19–22, 2014.
- JIANG, Z.; HUETE, A. R.; DIDAN, K.; MIURA, T. 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. **Remote Sensing of Environment**, v.112, n.10, p.3833-3845, out. 2008.
- JUNIOR, G.B.M; VILELA, L. **Pastagens no cerrado: baixa produtividade pelo uso limitado de fertilizantes**. Planaltina: Embrapa Cerrados, 2002. 30p (Embrapa Cerrados, Documentos, 50). Disponível em: <<https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/566479/1/doc50.pdf>>. Acesso em: 13 jul.2017.
- JUNIOR et al. Detecção de Heterodera glycines em plantio de soja mediante espectrorradiometria no visível e infravermelho próximo. **Fitopatologia Brasileira** v.27, n.4, p.355-360, 2002.
- JUNIOR, M.C.S et al. Detecção do efeito da adubação nitrogenada em Brachiaria decumbens Stapf. utilizando um sistema de sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v.37, n.3, p.411-419, 2008.

KHDERY. G et al. Selection of optimal hyperspectral vegetation indices for estimating chlorophyll content of some plant species. **European Chemical Bulletin**, v.6, n.11, p.531-535, 2017.

KO. D. W. et al. Comparison of field- and satellite-based vegetation cover estimation methods. **Journal of Ecology and Environment**. v.41, n.5, p1-11, 2017.

KRAINER, K.; HAMMERLE, A.; WOHLFAHRT, G. Vegetation indices derived from a modified digital camera in combination with different blocking filters. Geophysical Research Abstracts. v. 17, EGU2015-10194, 2015.

LEHNERT, L.W et al. Assessing pasture quality and degradation status using hyperspectral imaging: A case study from western Tibet. **Proceedings of the SPIE** v.8887, n.15, p.888701- 888701-13, 2013.

LI. X. et al. Exploring the best hyperspectral features for LAI estimation using partial least squares regression. **Remote Sensing**. v.6, p-6221-6241, 2014.

LIANG. T. et al. Multi-factor modeling of above-ground biomass in alpine grassland: A case study in the Three-River Headwaters Region, China. **Remote Sensing of Environment**, v.186, p.164-172, 2016.

LIMA, M.R.C. **Avaliação de Propriedades Rurais. Manual Básico**. 3.ed. São Paulo: Leud, 2012.

LIU, J.; PATTEY, E.; JÉGO, G. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. **Remote Sensing of Environment**, v.123, p. 347–358, ago. 2012.

LIU, L. et al. A novel in situ FPAR measurement method for low canopy vegetation based on a digital camera and reference panel, **Remote Sensing**, v.5, p. 274–281, 2013.

LOUHAICHI. M. et al. A reliable and non-destructive method for estimating forage shrub cover and biomass in arid environments using digital vegetation charting technique. **Agroforestry Systems**, p.1-12, mar. 2017

LUKINA. E.V; STONE. M.L; RAUN. W.R. Estimating vegetation coverage in wheat using digital images. **Journal of Plant Nutrition**. v.22, n.2, p.341-350, 1999.

LYMBURNER. L; BEGGS. P.J; JACOBSON C.R. Estimation of canopy-average surface-specific leaf area using landsatTM data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.66, n.2, p.183-191, fev.2000.

MACEDO, M., ZIMMER, A. H., KICHEL, A., ALMEIDA, R., ARAUJO, A. Degradação de pastagens, alternativas de recuperação e renovação, e formas de

mitigação. Encontro de Adubação de Pastagens da SCOT Consultoria - TEC - FÉRTIL. Ribeirão Preto: Scot Consultoria. 2013.

MACHADO, M.L. Estimativa de severidade do mofo-branco em lavouras de feijão utilizando-se sensores hiper e multiespectral. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v.19, n.5, p.426-432, mai.2015.

MAIN, R. et. al. An investigation into robust spectral indices for leaf chlorophyll estimation. **Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v.66, n. 6, p. 751–761, ago. 2011.

MANSOUR. K; MUTANGA. O; EVERSON. T. Remote sensing based indicators of vegetation species for assessing rangeland degradation: Opportunities and challenges. **African Journal os Agricultural Research**. v.7, n.22, p. 3261-3270, jun.2012.

MENESES, P.R; ALMEIDA, T. (org.), **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**: 1. ed. Brasília: UnB/CNPq, 2012.

MUTANGA, O.; SKIDMORE, A. K. Red edge shift and biochemical content in grass canopies. **Jornal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v.62, p. 34–42, 2007.

NAGLER. P.L; GLENN. P. E; HUETE. A.R. Assessment of spectral vegetation indices for riparian vegetation in the Colorado River delta, Mexico. **Journal of Arid Environments**, v.49, n.1, p.91-110, set.2001.

NASCIMENTO M.C. et al. Uso de imagens do Sensor ASTER na identificação de níveis de degradação de pastagens. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, V.10, n.1, p-196-202, 2006.

NASCIMENTO J, D.; QUEIROZ, D.S.; SANTOS, M.V.F. Degradação das pastagens e critérios para avaliação. In: SIMPÓSIO SOBRE MANEJO DAS PASTAGENS, 11., 1994, Piracicaba. **Anais...** Piracicaba: Fundação de Estudos Agrários Luiz de Queiroz, 1994. p.107-151.

NUMATA, I. et al. Characterization of pasture biophysical properties and the impact of grazing intensity using remotely sensed data. **Remote Sensing of Enviroment**, v. 109, p. 314–327, 2007.

PADILLA. C.; CRESPO. G.; SARDINAS. Y. Degradación y recuperación de pastizales. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*. v. 43, n. 4, p.351-354, 2009.

PLANETLABSINC. Satellite Imagery - **RapidEye™ Mosaics Product Specifications**. Version 1.1.2, April 2016. Disponível em: <https://www.planet.com/products/satellite-imagery/files/1610.06_Spec%20Sheet_Combined_Imagery_Product_Letter_ENGv1.pdf>. Acesso em: 06 nov 2016.

POCOCK, M. J. O.; EVANS, D. M.; MEMMOTT, J. The impact of farm management on species-specific leaf area index (LAI): Farm-scale data and predictive models. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v.135, p. 279–287, 2010.

PONZONI, F.J; SHIMABUKURO. Y.E. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2010.

PULLANAGARI, I.Y; DALLEY, D; DYNES, R. The use of optical sensors to estimate pasture quality. **International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems**, v.4, n.1, p.125-137, mar.2011.

RAMOELO, A.; SKIDMORE, A. K.; CHO, M. A.; et al. Regional estimation of savanna grass nitrogen using the red-edge band of the spaceborne rapideye sensor. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.19, p.151-162, 2012.

RAMOELO, A.; SKIDMORE, A. K.; SCHLERF, M.; et al. Savanna grass nitrogen to phosphorous ratio estimation using field spectroscopy and the potential for estimation with imaging spectroscopy. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.23, p. 334–343, ago.2013.

REN. H; FENG. G. Are soil-adjusted vegetation indices better than soil-unadjusted vegetation indices for above-ground green biomass estimation in arid and semi-arid grasslands? **Grass and Forage Science**, v.70, p.611-619, 2014.

RITCHIE, G. L. et al. Preparation of a low-cost digital camera system for remote sensing. **Applied Engineering in Agriculture**, v.24, n.6, p. 885–896, 2008.

RONDEAUX, G; STEVEN, M; BARET, F. Optimization of soil- adjusted vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v.55, p 95–107, 1996.

ROUGEAN, J.L. BREON, F. M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. **Remote Sensing of Environment**. vol. 51, n. 3, p. 375–384, 1995.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: Symposium of Significant Results Obtained with ERTS-1, 3. Greenbelt, Maryland. **Proceedings...** Washington: NASA SP-351, 1973. p.309-317.

SANO E. E. et al. **Metodologias para mapeamento de pastagens degradadas no cerrado**. Planaltina: Embrapa Cerrados, 2002. 22p. (Embrapa Cerrados. Boletim de pesquisa,70).

SANTOS, W.J.R. et al. Soil moisture in the root zone and its relation to plant vigor assessed by remote sensing at management scale. **Geoderma**, v.221-222, p.91-95, 2014.

SAVIETTO, C. **Caderno de Preços para Avaliação de Culturas Perenes**. São Paulo: Companhia Energética de São Paulo, 1997.

SOUZA, C.M.P et al. Identificação de níveis de degradação de pastagens da bacia do Rio Colônia – BA. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO (SBSR), 15., 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: INPE, 2011. p. 1177-1184.

THENKABAIL, P.S; LYON, J.G; HUETE, A. **Advances in hyperspectral remote sensing of vegetation and agricultural croplands**. In: *Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2012. P.3-31.

VANAMBURG, L.K et al. Ground based digital imagery for grassland biomass estimation. **International Journal of Remote Sensing**, v.27, n.5-6, p.939-950, mar. 2006

VINA, A. et al. Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. **Remote Sensing of Environment**, v.115, p.3468-3478, 2011.

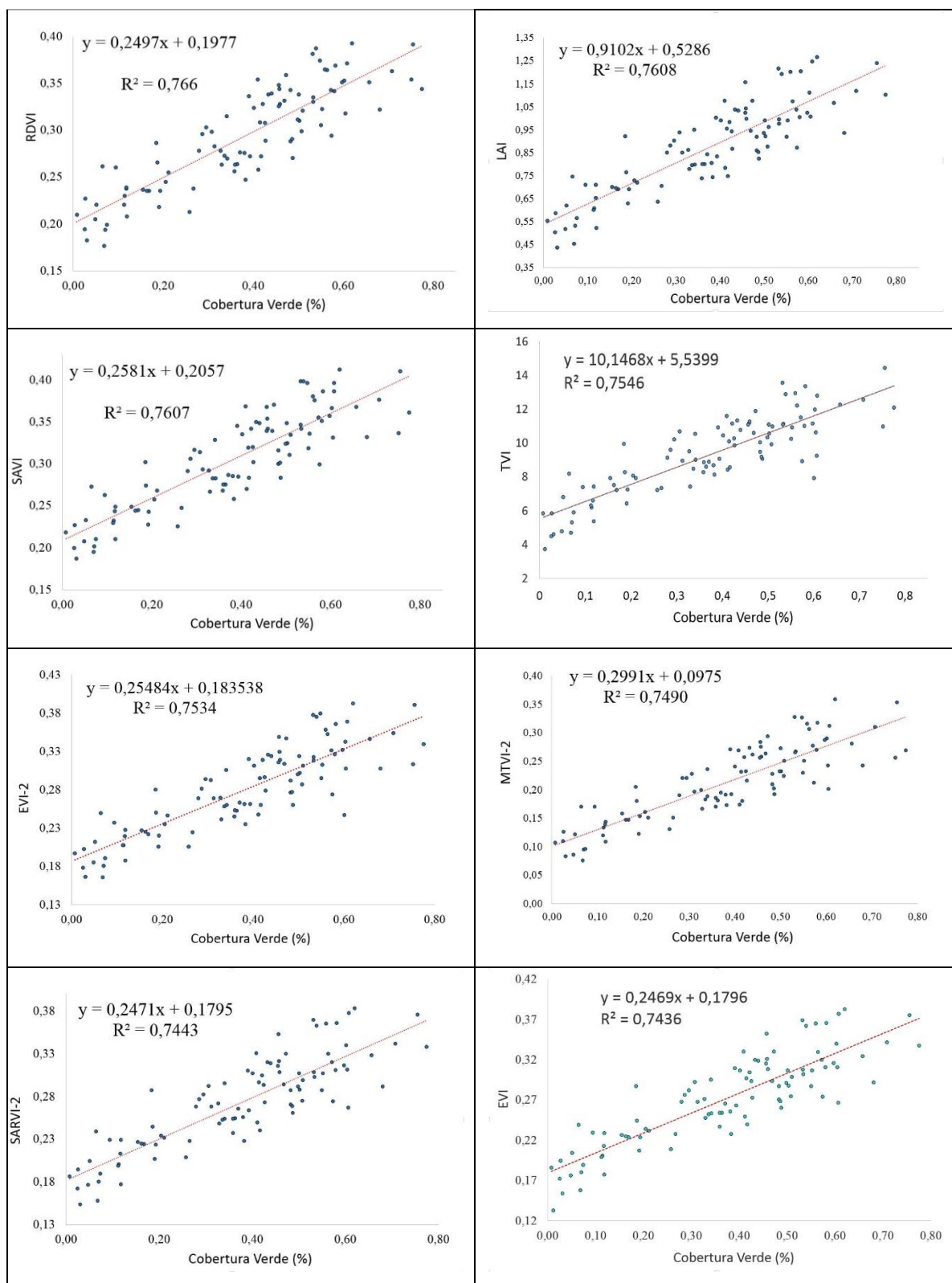
WIESMAIR, M. et al. Estimating Vegetation Cover from High-Resolution Satellite Data to Assess Grassland Degradation in the Georgian Caucasus. **Mountain Research and Development**, v.36, n.1, p.56-65, fev.2016.

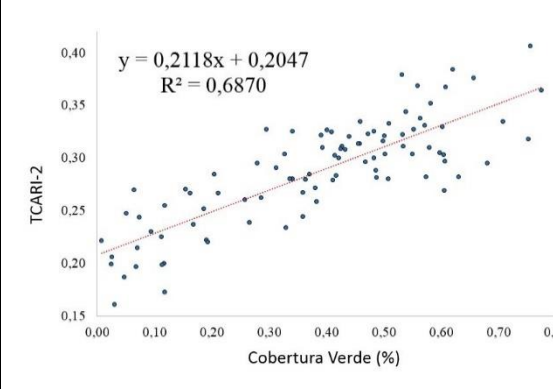
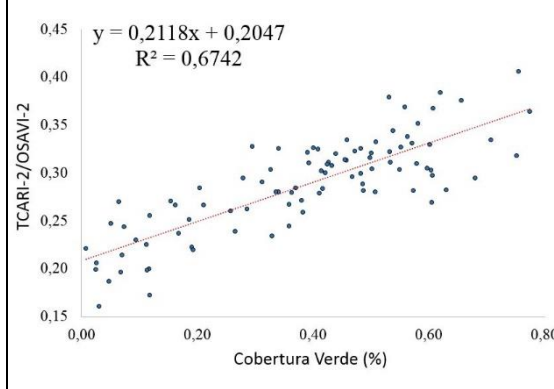
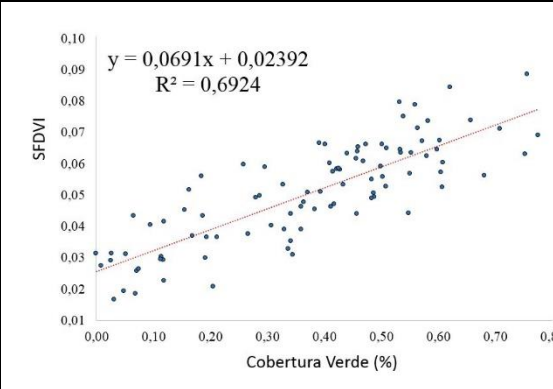
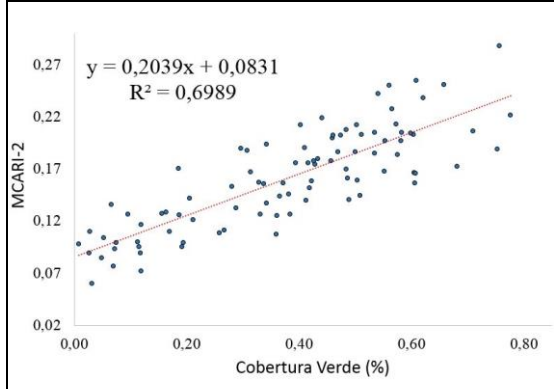
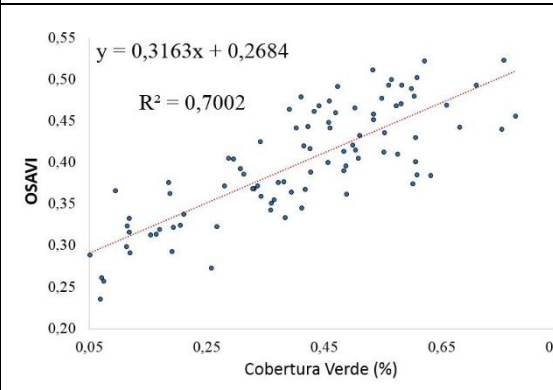
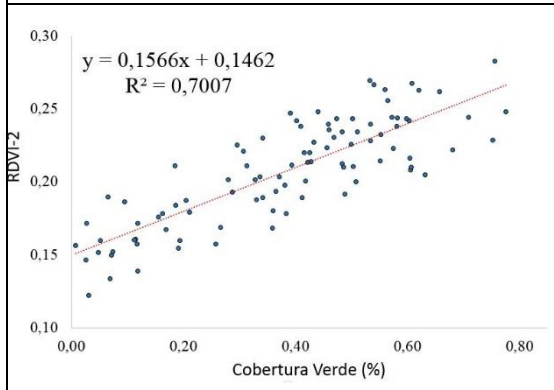
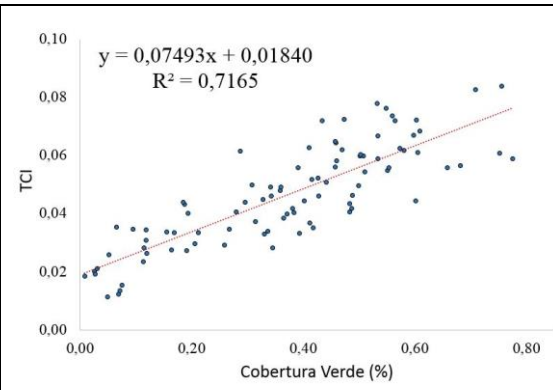
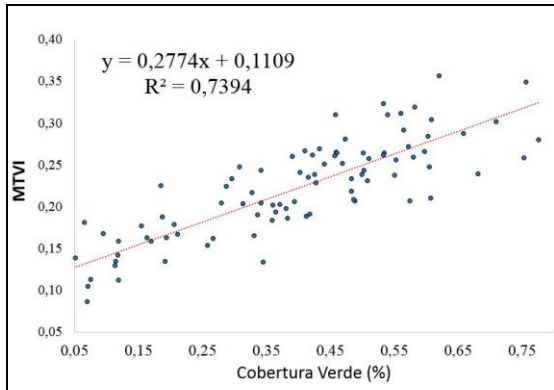
WU, C ey al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, n.1, p. I230–I241, 2008.

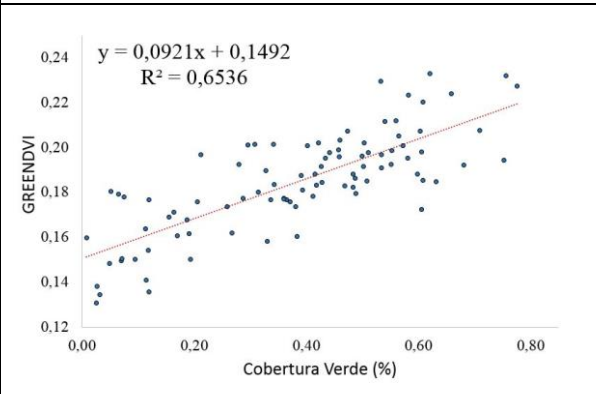
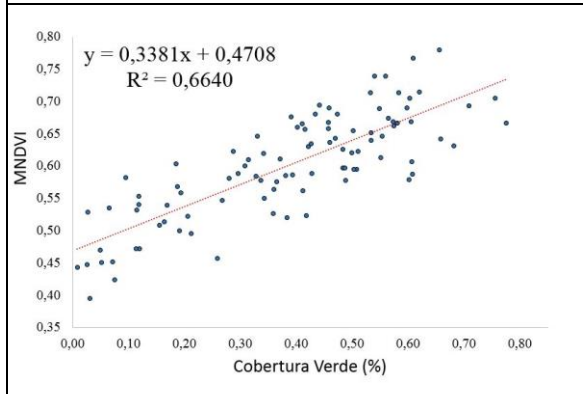
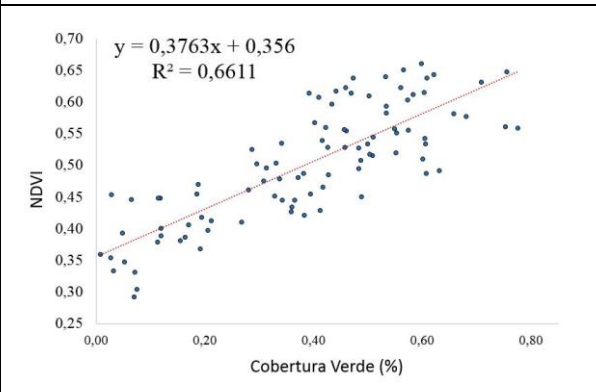
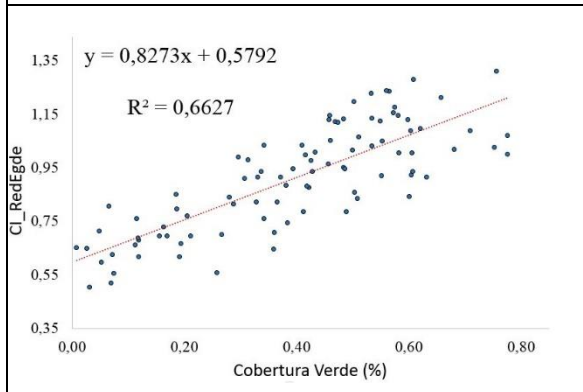
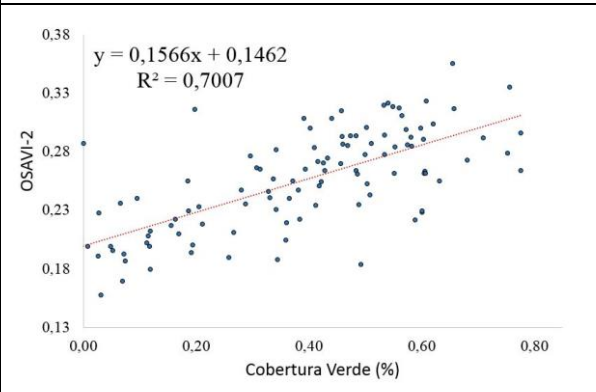
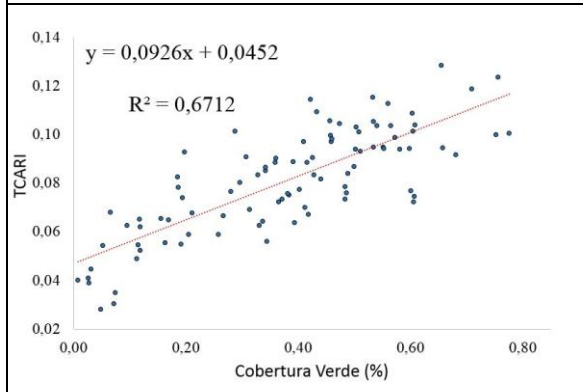
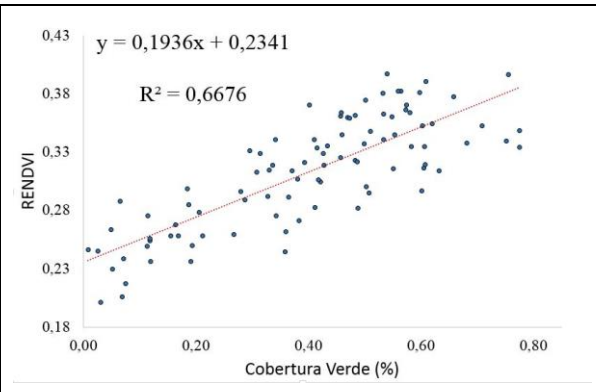
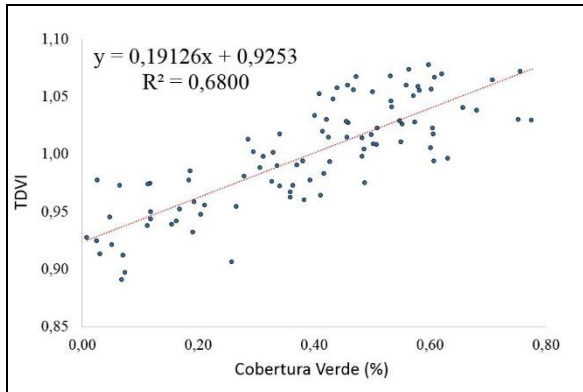
XIAOPING. W. et al. Hyperspectral Remote Sensing Estimation Models of Aboveground Biomass in Gannan Rangelands. **Procedia Environmental Sciences**, v.10, p.697-702, 2011.

ZHOU, Q.; ROBSON. M. Automated rangeland vegetation cover and density estimation using ground digital images and a spectral–contextual classifier. **International Journal of Remote Sensing**, v.22, n.17, p. 3457-3470, nov.2001.

APÊNDICE A – Gráficos (regressão linear simples)







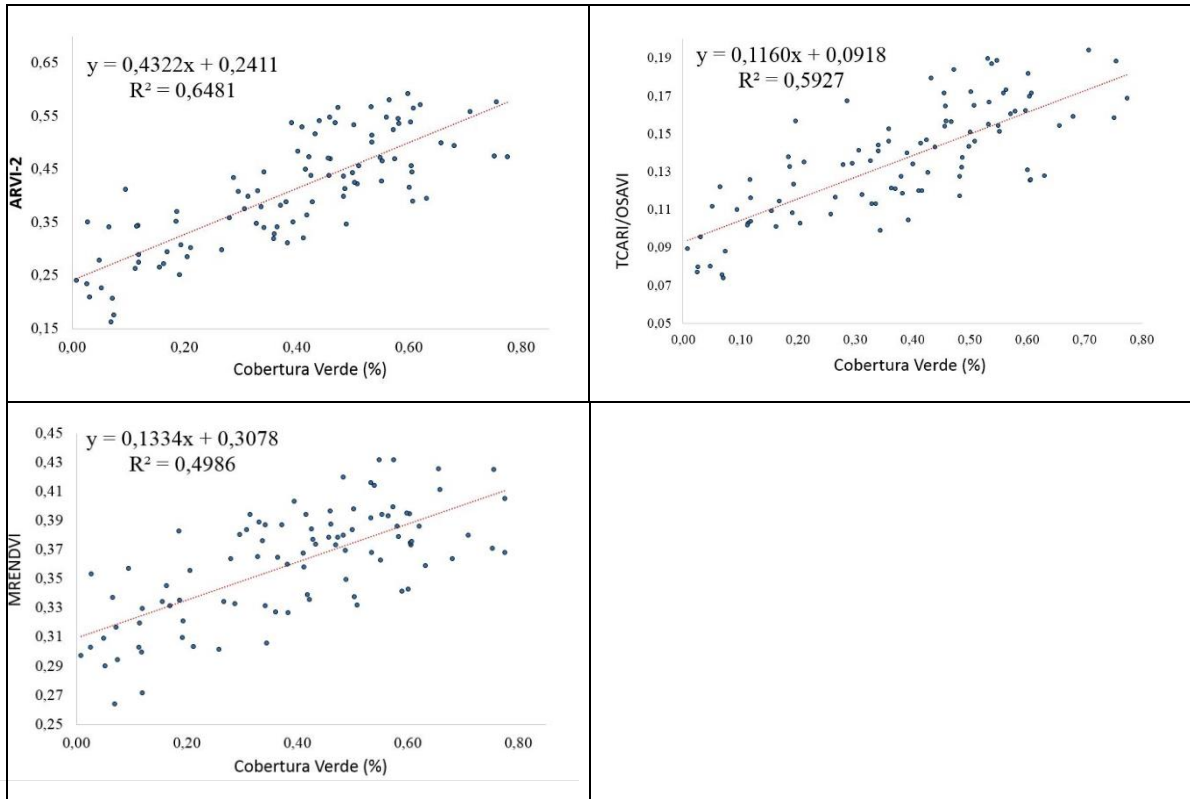


Figura A-1: Gráficos representativos dos resultados do processo estatístico de regressão linear simples. Coeficientes de determinação e equações resultantes de 27 índices de vegetação.

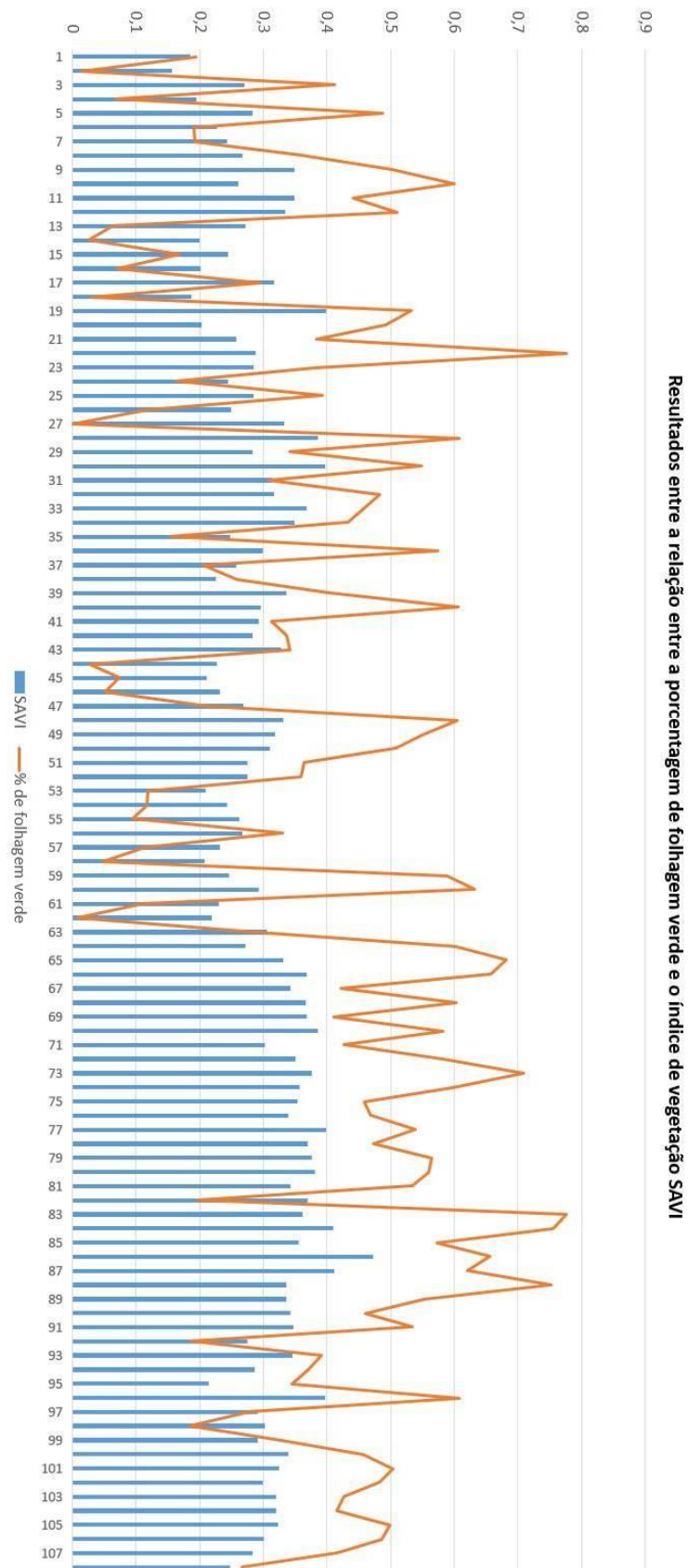
APÊNDICE B – Resultados do processamento dos índices de vegetação

Tabela B1 – Lista de índices de vegetação processados.

Item	Índice de Vegetação	Coefficiente de determinação (R^2)	Coefficiente de correlação (r)
1	RDVI	0,7661	0,8753
2	LAI	0,7608	0,8722
3	SAVI	0,7607	0,8722
4	TVI	0,7540	0,8687
5	EVI-2	0,7534	0,8680
6	MTVI-2	0,7490	0,8655
7	SARVI-2	0,7443	0,8627
8	EVI	0,7436	0,8623
9	MTVI	0,7394	0,8599
10	TCI	0,7165	0,8465
11	RDVI-2	0,7007	0,8371
12	OSAVI	0,7002	0,8368
13	MCARI-2	0,6989	0,8360
14	SFDVI	0,6924	0,8321
15	TCARI-2/OSAVI-2	0,6870	0,8289
16	TCARI-2	0,6870	0,8289
17	TDVI	0,6800	0,8246
18	RENDVI	0,6769	0,8228
19	TCARI	0,6712	0,8193
20	OSAVI-2	0,6716	0,8196
21	CI_REDEEDGE	0,6627	0,8141
22	NDVI	0,6611	0,8131
23	MNDVI	0,6640	0,8149
24	GREENDVI	0,6536	0,8085
25	ARVI-2	0,6481	0,8051
26	TCARI/OSAVI	0,6063	0,7787
27	MRENDVI	0,4986	0,7062

Fonte: autor.

APÊNDICE C – Gráfico de resultados entre a relação entre a porcentagem de folhagem verde e o índice de vegetação SAVI



APÊNDICE D – Planilha de dados utilizados nos testes de regressão

Folha Verde - Palhada	Altura (cm)	PD	Vigor	Solo	Sombra	FV	Palhada	FV_P_SOMBRA
0,814713	0	4	0	0,185288	0,040712	0,193611	0,58039	0,814713
0,054596	0	1	0	0,945405	0,029676	0,012324	0,012596	0,054596
1	1,2	1	1	0	0,05324	0,412056	0,534704	1
0,316713	0	3	0	0,683287	0,145045	0,069277	0,102391	0,316713
0,910884	0,4	1	1	0,089116	0,151237	0,488324	0,271323	0,910884
0,845635	0	4	0	0,154366	0,038439	0,191256	0,61594	0,845635
0,856561	0,7	1	1	0,143438	0,117584	0,193294	0,545683	0,856561
0,898226	0,6	1	1	0,101775	0,113528	0,359165	0,425533	0,898226
1	0,3	1	0	0	0,073349	0,501955	0,424696	1
1	0,7	1	1	0	0,076882	0,600428	0,32269	1
1	0,6	1	1	0	0,121644	0,440617	0,437739	1
1	0,3	1	0	0	0,053845	0,510108	0,436047	1
1	0	4	0	0	0,041475	0,064907	0,893618	1
0,999998	0	4	0	0	0,065825	0,02593	0,908243	0,999998
1	0	4	0	0	0,074948	0,169281	0,755771	1
1	0	4	0	0	0,061229	0,07124	0,867531	1
0,99499	0,3	1	0	0,005	0,076664	0,295504	0,622822	0,99499
0,890715	0	4	0	0,109284	0,037142	0,03107	0,822503	0,890715
1	0,4	1	1	0	0,099051	0,532644	0,368305	1
0,999999	0,6	2	1	0	0,096305	0,492241	0,411453	0,999999
0,896876	1,1	1	1	0,103124	0,0995	0,383198	0,414178	0,896876
0,846442	1,3	1	1	0,153558	0,025325	0,775748	0,045369	0,846442
0,755275	1,4	1	1	0,244725	0,132717	0,381261	0,241297	0,755275
0,675626	0,35	1	0	0,324373	0,103454	0,163426	0,408746	0,675626
0,769524	0,8	1	1	0,230475	0,139597	0,393683	0,236244	0,769524
0,296859	0,1	2	0	0,703142	0,017472	0,118602	0,160785	0,296859
0,055307	0	1	0	0,944693	0,055307	0	0	0,055307
1	1	1	1	0	0,120033	0,608225	0,271742	1
1	0,4	1	1	0	0,1475	0,34192	0,51058	1
0,999985	0,4	1	1	0	0,244	0,548362	0,207623	0,999985
0,883189	0,6	1	1	0,116811	0,098573	0,307558	0,477058	0,883189
0,951015	1,3	1	1	0,048984	0,144483	0,483006	0,323526	0,951015
0,7804	0,8	1	1	0,219601	0,065945	0,457559	0,256896	0,7804
0,958678	1,4	1	1	0,041322	0,082961	0,433221	0,442496	0,958678
0,978927	0	3	0	0,021073	0,097752	0,154881	0,726294	0,978927
0,858818	1,4	1	1	0,141182	0,071136	0,574753	0,212929	0,858818
0,838064	0	2	0	0,161936	0,036933	0,205369	0,595762	0,838064
0,886888	0	3	0	0,113112	0,048447	0,258365	0,580076	0,886888

0,640259	0,7	1	1	0,35974	0,104497	0,402076	0,133686	0,640259
0,930375	1,1	1	1	0,069624	0,083272	0,605836	0,241267	0,930375
0,87726	1	1	1	0,12274	0,041082	0,313615	0,522563	0,87726
0,897007	1	1	1	0,102992	0,08209	0,336689	0,478228	0,897007
0,903094	1	1	1	0,096905	0,054827	0,341402	0,506865	0,903094
0,410107	0	2	0	0,5897	0,0232	0,027207	0,3597	0,410107
0,732701	0	2	0	0,2671	0,0268	0,074701	0,6312	0,732701
0,999857	0	1	0	0	0,024	0,051757	0,9241	0,999857
0,999978	1,6	1	1	0	0,01655	0,211428	0,772	0,999978
0,962738	1,6	1	1	0,037	0,0621	0,604838	0,2958	0,962738
0,999888	2	1	1	0	0,0208	0,550988	0,4281	0,999888
0,934635	2	1	1	0,0652	0,0706	0,508235	0,3558	0,934635
0,577267	2	1	1	0,4226	0,036	0,364667	0,1766	0,577267
0,963863	0,5	2	1	0,036	0,031668	0,359995	0,5722	0,963863
0,999857	0,3	4	0	0	0,0496	0,118957	0,8313	0,999857
0,999643	0,4	3	1	0	0,05	0,117543	0,8321	0,999643
0,999885	0,7	4	1	0	0,0423	0,094685	0,8629	0,999885
0,999889	1,2	1	1	0	0,0504	0,330289	0,6192	0,999889
0,999925	0	4	0	0	0,0251	0,114525	0,8603	0,999925
0,999929	0	4	0	0	0,0366	0,048629	0,9147	0,999929
0,93394	1,8	1	1	0,066059	0,07913	0,588826	0,265984	0,93394
0,999991	1,8	1	1	0	0,026342	0,631749	0,3419	0,999991
1	0	4	0	0	0,035438	0,112916	0,851646	1
0,640128	0	3	0	0,3598	0,028581	0,008074	0,603473	0,640128
0,66687	0,5	1	1	0,33313	0,037995	0,286877	0,341998	0,66687
0,999879	1,7	1	1	0	0,0305	0,601179	0,3682	0,999879
0,999934	1,6	1	1	0	0,0535	0,680978	0,265456	0,999934
0,999999	1,8	1	1	0	0,042083	0,657752	0,300164	0,999999
0,843492	1,7	1	1	0,156445	0,098	0,421999	0,323493	0,843492
1	1,7	1	1	0	0,015926	0,603165	0,380909	1
0,835422	0,7	1	1	0,164578	0,058895	0,40994	0,366587	0,835422
1	1,4	1	1	0	0,06643	0,582405	0,351165	1
0,654599	1,4	1	1	0,3454	0,047105	0,427423	0,180071	0,654599
0,857609	1,6	1	1	0,14239	0,053053	0,58024	0,224316	0,857609
1	1,5	1	1	0	0,084151	0,709071	0,206778	1
0,732409	1,4	1	1	0,267591	0,031867	0,597787	0,102755	0,732409
0,753748	1,4	1	1	0,246253	0,038163	0,458742	0,256843	0,753748
1	1,2	1	1	0	0,04925	0,468929	0,481821	1
0,848631	1,4	1	1	0,151369	0,105794	0,539679	0,203158	0,848631
1	1,5	1	1	0	0,061468	0,473054	0,465478	1
0,866204	1,5	1	1	0,133796	0,029261	0,564675	0,272268	0,866204
0,840936	1,5	1	1	0,159064	0,048125	0,560094	0,232717	0,840936
0,796083	1,4	1	1	0,203917	0,020934	0,534128	0,241021	0,796083

0,302619	0	3	0	0,698693	0,02368	0,197281	0,081658	0,302619
1,000001	1,6	1	1	0	0,037189	0,775853	0,186959	1,000001
0,999992	1,5	1	1	0	0,03299	0,75602	0,210982	0,999992
1	1,7	1	1	0	0,19378	0,572579	0,233641	1
0,830746	1,4	1	1	0,169254	0,047033	0,655422	0,128291	0,830746
0,903704	1,4	1	1	0,096296	0,03192	0,620503	0,251281	0,903704
1	1,4	1	1	0	0,040722	0,752404	0,206874	1
0,950061	0,7	1	1	0,0499	0,0489	0,552787	0,348374	0,950061
0,781081	0,6	1	1	0,2188	0,0328	0,460081	0,2882	0,781081
0,859974	0,5	1	1	0,177589	0,090134	0,533444	0,236396	0,859974
1	0	4	0	0	0,063774	0,186903	0,749323	1
0,810815	0,6	1	1	0,189184	0,056004	0,391086	0,363725	0,810815
0,408428	0	2	0	0,591572	0,037221	0,371207	0	0,408428
1	0	4	0	0	0,017544	0,344426	0,63803	1
0,825501	0,6	1	1	0,17449	0,040488	0,607168	0,177845	0,825501
0,618421	0,4	1	1	0,381579	0,024354	0,279707	0,31436	0,618421
0,760239	0,2	1	0	0,239762	0,042057	0,18519	0,532992	0,760239
0,80093	0,5	1	1	0,19907	0,034294	0,327954	0,438682	0,80093
0,761061	0,6	1	1	0,23894	0,021772	0,456762	0,282527	0,761061
0,854289	1,6	1	1	0,145711	0,036736	0,503218	0,314335	0,854289
0,787119	1	1	1	0,218513	0,03959	0,483044	0,264485	0,787119
0,916732	0,7	1	1	0,08368	0,042251	0,425975	0,448506	0,916732
0,914657	0,8	2	1	0,085344	0,033603	0,415558	0,465496	0,914657
0,756011	0,6	1	1	0,249602	0,03957	0,499041	0,2174	0,756011
0,788561	0,8	1	1	0,211438	0,040073	0,486371	0,262117	0,788561
0,824084	1	1	1	0,175915	0,020304	0,417503	0,386277	0,824084
0,691964	0,4	2	1	0,308018	0,0209	0,267033	0,404031	0,691964

Apêndice E - Extrato das leituras dos índices de vegetação.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	
	MCARI-2	TCARI-2	TCARIO/SAVI	TCARI2/OSAVI2	SAVI	OSAVI	OSAVI-2	TCI	TVI	TDVI	MTVI	MTVI-2	SFDDVI	NDVI	MRENDVI	RENDVI	RDDVI	RDDVI-2	CI_RedEdge	ARVI-2	GreenNDVI	EVI	EVI-2	SARVI-2	LAI	TCARI	MNDVI	
1	0,08297	0,2016	0,06622	0,2016	0,1859	0,2392	0,1791	0,00908	4,633	0,8943	0,0855	0,0755	0,02	0,099858	0,2829	0,2202	0,178	0,1392	0,5648	0,1700	0,1484	0,159427	0,1663	0,1594	0,4588	0,022	0,392	
2	0,0554	0,1689	0,0757	0,1689	0,1563	0,1919	0,1336	0,01028	3,728	0,8536	0,059	0,0491	0,0096	0,22864	0,2094	0,1565	0,14799	0,1076	0,3713	0,0870	0,1463	0,13265	0,1397	0,1326	0,3619	0,024	0,312	
3	0,14	0,2783	0,1195	0,2783	0,2702	0,345	0,2345	0,03663	8,415	0,9637	0,1883	0,1726	0,04565	0,428808	0,3582	0,2823	0,2581	0,1893	0,7867	0,3210	0,1781	0,249214	0,2474	0,2492	0,7836	0,07	0,561	
4	0,07691	0,1963	0,0753	0,1949	0,2358	0,1696	0,01228	4,684	0,8902	0,086	0,075	0,018	0,292536	0,264	0,2061	0,1765	0,13335	0,1593	0,1620	0,1494	0,157889	0,1656	0,1578	0,4532	0,0028	0,382		
5	0,1411	0,2808	0,137	0,2808	0,2831	0,3619	0,2349	0,04614	9,055	0,9749	0,207	0,1916	0,0489	0,45061	0,3495	0,282	0,2705	0,1915	0,7855	0,3470	0,1796	0,260273	0,26	0,2602	0,8236	0,084	0,577	
6	0,0955	0,2218	0,108	0,2218	0,2274	0,2931	0,1938	0,0272	6,412	0,9318	0,1341	0,1212	0,02925	0,368421	0,3096	0,2361	0,2178	0,1545	0,6184	0,2510	0,1617	0,206761	0,2055	0,2067	0,63	0,055	0,500	
7	0,0996	0,2194	0,1232	0,2194	0,2229	0,3219	0,2006	0,0401	7,23	0,9579	0,1629	0,153	0,03605	0,417746	0,3209	0,25	0,235	0,1595	0,6666	0,3080	0,15	0,223487	0,2196	0,2234	0,6905	0,074	0,558	
8	0,1076	0,2439	0,1522	0,2439	0,2679	0,3428	0,2044	0,0479	8,2579	0,9622	0,1839	0,1688	0,0385	0,42722	0,2926	0,2446	0,256	0,1681	0,6478	0,3190	0,1773	0,236839	0,245051	0,2368	0,7388	0,0886	0,526	
9	0,2124	0,3205	0,1504	0,3205	0,3483	0,4654	0,3009	0,05978	11,094	1,0536	0,2639	0,2717	0,0655	0,610153	0,3978	0,3748	0,3382	0,2433	1,1991	0,5330	0,1914	0,306613	0,3234	0,3066	0,9913	0,0941	0,654	
10	0,1222	0,2431	0,1151	0,2431	0,26	0,3457	0,2282	0,03297	7,478	0,9749	0,1648	0,1572	0,03825	0,450592	0,343	0,286	0,2519	0,1804	0,8014	0,3470	0,1653	0,23137	0,2359	0,2313	0,719	0,0633	0,555	
11	0,2191	0,3196	0,1426	0,3196	0,3489	0,4683	0,3087	0,05071	10,748	1,0571	0,2512	0,2605	0,0626	0,617472	0,4275	0,387	0,3394	0,2481	1,2629	0,5420	0,1978	0,318224	0,3237	0,3182	1,033	0,0817	0,694	
12	0,2031	0,332	0,1457	0,332	0,3343	0,4323	0,2873	0,05425	10,951	1,0222	0,2573	0,2501	0,0644	0,545087	0,3894	0,3476	0,3206	0,2344	1,0656	0,4570	0,1977	0,298465	0,3108	0,2984	0,9618	0,0931	0,622	
13	0,1363	0,269	0,1217	0,269	0,2727	0,531	0,236	0,03529	8,188	0,9724	0,181	0,1689	0,0428	0,445734	0,3373	0,2876	0,2616	0,1896	0,8076	0,3410	0,1793	0,238754	0,2493	0,2387	0,7458	0,068	0,534	
14	0,0896	0,1984	0,07666	0,1984	0,1999	0,2683	0,1911	0,02	4,466	0,924	0,1169	0,1083	0,0284	0,353856	0,3029	0,245	0,1944	0,1464	0,6491	0,2340	0,1306	0,171909	0,1783	0,1719	0,5039	0,041	0,447	
15	0,1101	0,2365	0,114	0,2365	0,2447	0,319	0,2101	0,0335	7,2199	0,9518	0,1588	0,1467	0,03645	0,405952	0,3317	0,2583	0,2353	0,1673	0,6968	0,2940	0,1506	0,223799	0,2218	0,2237	0,691672	0,0605	0,539	
16	0,0936	0,214	0,0735	0,214	0,2016	0,2615	0,1928	0,01344	5,296	0,9115	0,1046	0,0938	0,02515	0,330994	0,3169	0,2386	0,1935	0,1499	0,6268	0,2070	0,1506	0,179854	0,1808	0,1798	0,532711	0,0304	0,451	
17	0,1898	0,3267	0,1341	0,3267	0,3169	0,4045	0,2762	0,04379	10,189	1,0013	0,233	0,2199	0,05835	0,502619	0,3802	0,3312	0,3027	0,2251	0,9905	0,4080	0,2012	0,282076	0,2938	0,282	0,90255	0,0803	0,588	
18	0,0602	0,1602	0,09533	0,1602	0,1873	0,2521	0,1577	0,02114	4,604	0,9129	0,0897	0,082	0,01615	0,333556	0,3238	0,2014	0,1824	0,1223	0,5045	0,2100	0,1344	0,15352	0,1664	0,1535	0,43743	0,0448	0,394	
19	0,2551	0,3789	0,1893	0,3789	0,3984	0,5116	0,3199	0,07786	13,533	1,0676	0,3334	0,327	0,07905	0,639899	0,4161	0,3804	0,3812	0,2692	1,2281	0,5680	0,2294	0,368992	0,3773	0,3689	1,217014	0,1154	0,713	
20	0,09124	0,2209	0,08286	0,2209	0,2026	0,255	0,1838	0,01556	5,49	0,9011	0,1069	0,093	0,0245	0,312025	0,2882	0,2202	0,1927	0,1463	0,5650	0,1850	0,1605	0,17774	0,1825	0,17774	0,525063	0,03484	0,418	
21	0,1267	0,2582	0,1182	0,2582	0,258	0,3338	0,2224	0,04026	8,131	0,95979	0,1862	0,1721	0,04495	0,421205	0,3266	0,2713	0,2474	0,1782	0,7446	0,3120	0,1602	0,227266	0,2349	0,2274	0,74247	0,0752	0,520	
22	0,1594	0,2734	0,115	0,2734	0,2887	0,3788	0,2639	0,03545	8,499	1,0054	0,1925	0,1896	0,0303	0,51092	0,3681	0,3339	0,2808	0,2079	1,0026	0,4170	0,1735	0,248639	0,2636	0,2486	0,781577	0,065506	0,571	
23	0,1459	0,2708	0,1273	0,2708	0,2856	0,377	0,2476	0,04162	8,686	0,9935	0,198	0,1907	0,074	0,487068	0,3601	0,307	0,2759	0,1978	0,8861	0,3890	0,1736	0,255284	0,2612	0,2552	0,805616	0,0758	0,585	
24	0,1285	0,2662	0,1008	0,2662	0,244	0,3135	0,2225	0,02756	7,492	0,9417	0,1631	0,1465	0,051	0,386944	0,3454	0,2675	0,2355	0,1782	0,7306	0,2720	0,1712	0,224645	0,2249	0,2246	0,6947	0,0555	0,514	
25	0,1762	0,3096	0,1042	0,3096	0,2845	0,3644	0,2651	0,03326	9,043	0,9769	0,2061	0,1914	0,0504	0,454495	0,4033	0,3213	0,272	0,2116	0,9469	0,3510	0,1809	0,263269	0,2613	0,2632	0,8345	0,06376	0,586	
26	0,1165	0,2546	0,116	0,2546	0,2491	0,3157	0,2121	0,03085	7,418	0,9429	0,1588	0,1427	0,041	0,389202	0,3297	0,2538	0,2374	0,1715	0,6803	0,2750	0,1506	0,228614	0,22707	0,2286	0,709125	0,06204	0,553	
27	0,2026	0,3334	0,143	0,3334	0,3328	0,4283	0,2872	0,04965	10,759	1,0184	0,2495	0,2407	0,0308	0,537237	0,4247	0,3462	0,3186	0,2345	1,0594	0,4480	0,2035	0,319138	0,3094	0,3191	1,036642	0,08737	0,681	
28	0,2549	0,3669	0,171	0,3669	0,3862	0,5023	0,3233	0,06841	12,791	1,0665	0,3044	0,3116	0,0599	0,637544	0,4555	0,3904	0,371	0,2676	1,2812	0,5650	0,2202	0,377082	0,36851	0,377	1,24628	0,104	0,767	
29	0,1375	0,2797	0,1406	0,2797	0,2826	0,3594	0,231	0,04591	9,006	0,9719	0,204	0,1876	0,0434	0,444656	0,3317	0,2756	0,2696	0,1893	0,7612	0,3400	0,1836	0,253221	0,2597	0,2532	0,798155	0,0851	0,550	
30	0,2869	0,4496	0,1884	0,4496	0,4774	0,3188	0,07611	14,954	1,0283	0,9568	0,3261	0,0437	0,557526	0,4317	0,36	0,3744	0,2769	1,1252	0,4720	0,2549	0,386127	0,3794	0,3861	1,279008	0,128	0,688		
31	0,1878	0,3388	0,141	0,3388	0,3143	0,3922	0,2666	0,04982	10,68	0,9876	0,2478	0,2269	0,0396	0,475393	0,3837	0,3128	0,2984	0,2207	0,9106	0,3760	0,2015	0,292	0,2922	0,292	0,93845	0,0908	0,600	
32	0,2076	0,3247	0,1168	0,3247	0,3162	0,4133	0,2935	0,04056	10,032	1,0137	0,2332	0,2268	0,0485	0,527644	0,42	0,3615	0,343	0,234	1,1325	0,4370	0,1882	0,286778	0,292	0,2867	0,919563	0,07339	0,625	
33	0,2711	0,4238	0,1535	0,4238	0,4378	0,3681	0,4479	0,3151	0,05587	13,236	1,0143	0,3101	0,2832	0,0434	0,528868	0,4372	0,361	0,348	0,2668	1,1299	0,4380	0,2416	0,352308	0,3487	0,3523	1,156649	0,0998	0,658
34	0,18	0,3073	0,1791	0,3073	0,3496	0,4616	0,2745	0,0718	11,325	1,0471	0,2695	0,2731	0,0527	0,596508	0,3736	0,3354	0,3378	0,227	1,0094	0,5170	0,1951	0,31943	0,3253	0,3194	1,037696	0,1095	0,680	
35	0,1277	0,2699	0,1091	0,2699	0,2487	0,3124	0,2173	0,03356	7,914	0,9387	0,1766	0,157	0,0446	0,381336	0,3343	0,2583	0,2365	0,1758	0,6966	0,2660	0,1689	0,226431	0,2269	0,2264	0,70122	0,06558	0,508	
36	0,1843	0,2813	0,1086	0,2813	0,2993	0,4101	0,2861	0,03765	8,907	1,0272	0,2071	0,2112	0,0413	0,555239	0,4319	0,3706	0,2941	0,2227	1,1776	0,4690	0,1668	0,273698	0,2733	0,2736	0,87224	0,06638	0,662	
37	0,1421	0,2839	0,1023	0,2839	0,2572	0,3244	0,2329	0,02961	8,051	0,9474	0,1783	0,1599	0,0203	0,397679	0,3559	0,2783	0,2448	0,1874	0,7713	0,2850	0,1757	0,233987	0,2351	0,2339	0,72856	0,058805	0,522	
38	0,1089	0,2596	0,1072	0,2596	0,2254	0,2728	0,19	0,02901	7,202	0,9058	0,1535	0,1295	0,0591	0,320498	0,3017	0,2186	0,2129	0,1574	0,5596	0,1940	0,1737	0,208425	0,2056	0,2084	0,636068	0,05904	0,457	

72	0.1972	0.3092	0.1617	0.3092	0.351	0.4708	0.2923	0.06159	10.982	1.0584	0.2591	0.2691	0.06185	0.0620337	0.3862	0.364	0.3414	0.238	1.1451	0.5450	0.1952	0.310445	0.3259	0.3104	1.0051	0.09406	0.666
73	0.2063	0.3342	0.1938	0.3342	0.3766	0.4933	0.2916	0.0826	12.54	1.0637	0.3015	0.3093	0.0706	0.631515	0.3801	0.3524	0.3627	0.2442	1.0884	0.5580	0.2075	0.341583	0.3534	0.3415	1.1178	0.11881	0.692
74	0.2048	0.3043	0.1619	0.3043	0.3575	0.4889	0.3004	0.06699	11.129	1.0771	0.2662	0.2867	0.06395	0.660177	0.3952	0.381	0.3508	0.2434	1.1312	0.5920	0.188	0.315727	0.3316	0.3157	1.0243	0.094314	0.690
75	0.1998	0.3129	0.1644	0.3129	0.354	0.4737	0.2932	0.06419	11.182	1.05936	0.265	0.2749	0.06335	0.622259	0.3967	0.3641	0.3439	0.2393	1.1454	0.5480	0.1957	0.320627	0.32911	0.3206	1.042	0.09725	0.690
76	0.1866	0.2957	0.1559	0.2957	0.3394	0.4601	0.2853	0.06198	10.589	1.05565	0.2518	0.2626	0.0603	0.614408	0.3733	0.3597	0.3317	0.2305	1.1236	0.5380	0.183	0.293558	0.3137	0.2935	0.94409	0.0459	0.642
77	0.2427	0.3432	0.1865	0.3432	0.3982	0.5336	0.3216	0.08176	12.882	1.09639	0.3102	0.3382	0.07445	0.702072	0.414	0.397	0.3871	0.2667	1.3169	0.6410	0.2117	0.362208	0.3746	0.3622	1.19246	0.103626	0.739
78	0.2023	0.3225	0.1834	0.3225	0.3705	0.4912	0.2934	0.07231	11.876	1.06675	0.281	0.2928	0.06565	0.637975	0.3787	0.3592	0.3586	0.2433	1.1213	0.5660	0.2071	0.329735	0.3465	0.3297	1.07498	0.104436	0.680
79	0.2281	0.3371	0.1729	0.3371	0.3761	0.4999	0.3106	0.0718	12.181	1.0729	0.2915	0.306	0.07085	0.65123	0.3932	0.3823	0.3643	0.2555	1.2380	0.5810	0.2052	0.329487	0.3521	0.3294	1.074085	0.103754	0.674
80	0.2505	0.368	0.171	0.368	0.3804	0.4927	0.3176	0.07348	12.924	1.0594	0.3114	0.315	0.0782	0.622455	0.4414	0.3824	0.3649	0.2631	1.2383	0.5480	0.2119	0.364988	0.3579	0.3649	1.2025	0.112749	0.738
81	0.1853	0.3105	0.1665	0.3105	0.3421	0.4513	0.2779	0.06675	11.111	1.0404	0.2645	0.2659	0.06295	0.582479	0.368	0.3405	0.3304	0.228	1.0327	0.5010	0.191	0.302146	0.3178	0.3021	0.9751	0.105385	0.639
82	0.2472	0.3709	0.1565	0.3709	0.3693	0.472	0.3161	0.05495	12.152	1.0427	0.2831	0.278	0.0714	0.587258	0.4218	0.3774	0.3528	0.2613	1.2123	0.5070	0.2262	0.337741	0.3472	0.3377	1.1039	0.0928	0.668
83	0.2217	0.3636	0.1683	0.3636	0.3611	0.4555	0.2961	0.05888	12.068	1.0288	0.2802	0.2683	0.06845	0.558606	0.4049	0.3485	0.3438	0.2479	1.0701	0.4730	0.2273	0.337362	0.3395	0.3373	1.1025	0.10054	0.666
84	0.2881	0.4057	0.1881	0.4057	0.4104	0.5227	0.3352	0.08366	14.41	1.0713	0.3487	0.3525	0.08795	0.647799	0.4249	0.3962	0.3917	0.2827	1.3123	0.5770	0.232	0.375269	0.3905	0.3752	1.2397	0.123648	0.704
85	0.213	0.3304	0.1602	0.3304	0.3553	0.468	0.2988	0.06246	11.478	1.0502	0.272	0.276	0.06665	0.603091	0.3994	0.3661	0.343	0.2443	1.1554	0.5250	0.2008	0.319626	0.3312	0.3196	1.0384	0.098818	0.668
86	0.3221	0.4239	0.2364	0.4239	0.4719	0.6084	0.3552	0.12536	16.691	1.1244	0.4103	0.4535	0.0992	0.764437	0.4255	0.4188	0.4521	0.308	1.4414	0.7140	0.2512	0.436842	0.4559	0.4368	1.4624	0.12858	0.780
87	0.2388	0.3835	0.2261	0.3835	0.4121	0.522	0.3037	0.1026	14.677	1.0691	0.3565	0.3576	0.08375	0.642991	0.3859	0.3543	0.3927	0.2625	1.0978	0.5720	0.2328	0.382652	0.3926	0.3826	1.2664	0.1432	0.714
88	0.1891	0.3175	0.1581	0.3175	0.3366	0.4395	0.279	0.06062	10.952	1.0297	0.2586	0.2551	0.06255	0.560479	0.3707	0.3395	0.3539	0.2285	1.0280	0.4750	0.1942	0.296578	0.3127	0.2965	0.955	0.10007	0.622
89	0.1975	0.3264	0.1509	0.3264	0.3359	0.4358	0.2844	0.0557	10.912	1.0254	0.2558	0.25	0.06295	0.551462	0.3944	0.3446	0.3224	0.2325	1.0518	0.4650	0.1987	0.306418	0.3122	0.3064	0.9906	0.094381	0.645
90	0.2023	0.3341	0.1563	0.3341	0.3421	0.4413	0.2865	0.05821	11.242	1.027	0.2641	0.2573	0.06485	0.554855	0.3875	0.3448	0.3278	0.2355	1.0529	0.4690	0.2032	0.308224	0.3188	0.3082	0.9971	0.09816	0.636
91	0.205	0.3218	0.1546	0.3218	0.3468	0.4584	0.2942	0.05885	11.072	1.0456	0.2613	0.2646	0.064	0.593358	0.392	0.3624	0.3352	0.2394	1.1369	0.5140	0.1967	0.307877	0.3223	0.3078	0.9959	0.09475	0.651
92	0.1262	0.251	0.1323	0.251	0.2744	0.363	0.2296	0.04305	8.258	0.985	0.1873	0.1794	0.04285	0.470311	0.3354	0.285	0.2653	0.1839	0.7972	0.3700	0.1678	0.243922	0.2501	0.2439	0.76451	0.07839	0.568
93	0.2218	0.3208	0.1397	0.3208	0.3452	0.4643	0.3085	0.0558	10.914	1.0554	0.2599	0.2695	0.066	0.613871	0.4211	0.388	0.3361	0.247	1.2680	0.5380	0.1874	0.309589	0.3199	0.3095	1.002	0.08879	0.676
94	0.157	0.2839	0.1208	0.2839	0.287	0.3757	0.2549	0.03976	8.871	0.9902	0.2029	0.1936	0.0502	0.480653	0.3871	0.3141	0.2764	0.2035	0.9162	0.3823	0.1757	0.265522	0.2629	0.2655	0.8426	0.07339	0.610
95	0.0901	0.2072	0.0985	0.2072	0.2145	0.282	0.188	0.02823	6.148	0.9286	0.1333	0.122	0.03035	0.362354	0.3057	0.2341	0.2069	0.1476	0.6113	0.2430	0.1418	0.193175	0.1927	0.1931	0.5809	0.05595	0.489
96	0.1661	0.2966	0.1324	0.2966	0.3967	0.3851	0.2614	0.04029	9.238	0.9938	0.2101	0.1998	0.05195	0.487691	0.3755	0.3191	0.2848	0.2102	0.9374	0.3900	0.1853	0.266419	0.2728	0.2664	0.8459	0.07459	0.587
97	0.1531	0.2942	0.1334	0.2942	0.2916	0.3716	0.2471	0.04055	9.11	0.9802	0.204	0.189	0.04865	0.460927	0.3636	0.296	0.2783	0.2015	0.8410	0.3590	0.1925	0.267726	0.2685	0.2677	0.8506	0.07668	0.580
98	0.171	0.3235	0.1374	0.3235	0.302	0.3761	0.2549	0.04391	9.948	0.9771	0.2254	0.2043	0.05535	0.454912	0.3826	0.2988	0.2866	0.2109	0.8524	0.3520	0.2028	0.287077	0.2799	0.287	0.9206	0.08267	0.603
99	0.1571	0.303	0.1354	0.303	0.292	0.3684	0.2459	0.04486	9.507	0.9756	0.2169	0.1986	0.05265	0.451903	0.3651	0.2917	0.2779	0.2017	0.8240	0.3480	0.1898	0.2711453	0.2693	0.2711	0.863	0.08345	0.584
100	0.1782	0.3133	0.1711	0.3133	0.339	0.4002	0.2697	0.0647	11.068	1.0281	0.2604	0.2553	0.06095	0.557118	0.3785	0.3253	0.3255	0.2233	0.9645	0.4710	0.1988	0.315339	0.3154	0.3153	1.0228	0.10575	0.667
101	0.1595	0.3034	0.172	0.3034	0.3247	0.4153	0.2524	0.06014	10.54	1.0085	0.2434	0.2316	0.0552	0.517222	0.3379	0.3004	0.3103	0.2103	0.8590	0.4250	0.202	0.28739	0.3016	0.2873	0.9217	0.103118	0.594
102	0.1699	0.2992	0.1271	0.2992	0.2997	0.3899	0.2639	0.04338	9.464	0.9974	0.2182	0.2085	0.05435	0.494979	0.3798	0.3227	0.288	0.2122	0.9529	0.3990	0.1824	0.270305	0.2758	0.2703	0.8599	0.078732	0.596
103	0.1777	0.3084	0.1465	0.3084	0.3203	0.4165	0.2703	0.05226	10.249	1.0142	0.2385	0.2312	0.05785	0.528787	0.3841	0.3287	0.3077	0.2201	0.9793	0.4380	0.1915	0.293232	0.2963	0.2932	0.9429	0.090649	0.634
104	0.1761	0.3018	0.1447	0.3018	0.3195	0.4197	0.2714	0.05162	10.085	1.0193	0.2348	0.2305	0.05685	0.539027	0.3941	0.3333	0.308	0.2199	1.0000	0.4500	0.1881	0.296575	0.2951	0.2964	0.9546	0.0887	0.656
105	0.1864	0.3157	0.1431	0.3157	0.3239	0.4208	0.2774	0.04952	10.309	1.0165	0.2387	0.2316	0.05855	0.533353	0.3838	0.3372	0.3111	0.2255	1.0177	0.4440	0.196	0.290949	0.3001	0.2909	0.9346	0.086779	0.620
106	0.1614	0.2877	0.1321	0.2877	0.3013	0.3955	0.2611	0.0417	9.172	1.0038	0.2081	0.2013	0.05005	0.507636	0.3696	0.3215	0.2904	0.2098	0.9479	0.4130	0.1862	0.268385	0.2769	0.2683	0.853	0.075956	0.596
107	0.1518	0.2828	0.1195	0.2828	0.2833	0.3676	0.2506	0.03503	8.558	0.9826	0.1907	0.1797	0.04645	0.46573	0.3393	0.3063	0.2719	0.2007	0.8832	0.3640	0.1833	0.239625	0.2596	0.2396	0.7486	0.067137	0.523
108	0.1113	0.2383	0.1162	0.2383	0.2474	0.3224	0.2114	0.03448	7.328	0.954	0.1615	0.1495	0.037	0.410226	0.3342	0.2596	0.2379	0.1686	0.7015	0.2990	0.1618	0.227363	0.2245	0.2273	0.7045	0.066639	0.547