



**MARCOS CICARINI HOTT**

**ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO  
DESENVOLVIMENTO DAS PASTAGENS NA  
ZONA DA MATA DE MINAS GERAIS COM O  
USO DE IMAGENS NDVI DO SENSOR MODIS /  
TERRA**

**LAVRAS – MG**

**2017**

**MARCOS CICARINI HOTT**

**ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO DESENVOLVIMENTO DAS  
PASTAGENS NA ZONA DA MATA DE MINAS GERAIS COM O USO  
DE IMAGENS NDVI DO SENSOR MODIS / TERRA**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para a obtenção do título de Doutor.

Prof. Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho  
Orientador

Prof. Dr. Mauro Antonio Homem Antunes  
Dr. João Cesar de Resende  
Coorientadores

**LAVRAS – MG**

**2017**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Hott, Marcos Cicarini.

Análise espaço-temporal do desenvolvimento das pastagens na  
Zona da Mata de Minas Gerais com o uso de imagens NDVI do  
Sensor Modis / Terra / Marcos Cicarini Hott. - 2017.

179 p.

Orientador: Luis Marcelo Tavares de Carvalho.

Coorientadores: Mauro Antonio Homem Antunes; João Cesar de  
Resende.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Lavras, 2017.

Bibliografia.

1. Pastagem. 2. Métricas fenológicas. 3. Sensoriamento Remoto. I.  
Carvalho, Luis Marcelo Tavares de. II. Antunes, Mauro Antonio  
Homem. III. Resende, João Cesar de. IV. Título.

**MARCOS CICARINI HOTT**

**ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DO DESENVOLVIMENTO DAS  
PASTAGENS NA ZONA DA MATA DE MINAS GERAIS COM O USO  
DE IMAGENS NDVI DO SENSOR MODIS / TERRA**

***SPATIO-TEMPORAL ANALYSIS OF THE DEVELOPMENT OF  
GRASSLANDS IN THE ZONA DA MATA, MINAS GERAIS, BRAZIL,  
BASED ON NDVI IMAGES OF THE TERRA / MODIS SENSOR***

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para a obtenção do título de Doutor.

APROVADA em 10 de Fevereiro de 2017.

Prof. Dr. Mauro Antonio Homem Antunes	UFRRJ
Dr. João Cesar de Resende	EMBRAPA
Dra. Margarete Marin Lordelo Volpato	EPAMIG
Dr. Sérgio Teixeira da Silva	IFMG

Prof. Dr. Luis Marcelo Tavares de Carvalho  
Orientador

Prof. Dr. Mauro Antonio Homem Antunes  
Dr. João Cesar de Resende  
Coorientadores

**LAVRAS – MG**

**2017**

À minha esposa Marilia, a qual  
esteve ao meu lado em todos os  
momentos de minha vida  
profissional, e às minhas filhas  
Bianca e Bruna, as quais são a nossa  
razão de viver; ao meu querido Pai,  
Geraldo Gabriel Hott (*in memoriam*),

DEDICO.

## AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus pela iluminação que me acompanha por toda a vida.

Gostaria de agradecer à Universidade Federal de Lavras pela infraestrutura e apoio, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal pela grande oportunidade, para cursar o doutoramento cuja qualidade é de excelência; aos professores pelo enorme aprendizado científico e de vida, e aos colegas de curso e do laboratório pela ajuda em diversos momentos.

Ao Professor, Luis Marcelo Tavares de Carvalho, por ter me acolhido como orientado e aluno, pelos ensinamentos, aconselhamentos, valiosas contribuições, ajuda na construção do conhecimento necessário à realização dos trabalhos técnico-científicos e, principalmente, por proporcionar esta pesquisa e pela compreensão nos momentos difíceis de minha vida pessoal.

À Embrapa pelo grande apoio e liberação, para a realização do curso de Pós-Graduação, e aos colegas e amigos, João Cesar de Resende, Wadson Rocha e a todos que contribuíram no suporte técnico e institucional.

Ao Professor, Mauro Antonio Homem Antunes, pela grande contribuição em vários momentos da pesquisa; à Pesquisadora Dra. Margarete Volpato e ao Dr. Sérgio Teixeira pelas contribuições científicas no decorrer da qualificação.

Aos colegas de curso, Polyanne, Tássia, Guilherme, Nathália, Daniel, Lucília, Carolina e Luiz pela ajuda, em várias circunstâncias, durante o curso.

Aos Professores, Marco Aurélio Fontes e Thelma Sáfadi, pelos conhecimentos transmitidos e que me inspiraram na condução de várias partes do trabalho de tese.

À equipe do Departamento de Ciências Florestais e do Laboratório de Estudos e Projetos em Manejo Florestal – LEMAF – pelo suporte técnico e administrativo.

Aos membros da banca, de forma geral, pelas orientações, disponibilidade e valiosas sugestões para o enriquecimento do trabalho.

Agradeço aos professores James Griffith, Ricardo Brites, Vicente Soares e Carlos Ribeiro pela grande ajuda, no início de minha vida acadêmica e profissional, o que culminou com a possibilidade de cursar o doutoramento.

A todos que, direta e indiretamente, ajudaram-me nesta empreitada profissional, acadêmica e pessoal.

“As dificuldades são o aço estrutural  
que entra na construção do caráter”.

Carlos Drummond de Andrade



## RESUMO

Há um grande interesse no conhecimento das condições das pastagens brasileiras. Assim, em razão da grande extensão territorial ocupada por esta vegetação e importância socioeconômica, para a cadeia agropecuária, os dados e procedimentos de análise, em sensoriamento remoto, representam imenso avanço na avaliação de seu crescimento vegetativo e degradação. O objetivo do presente trabalho foi avaliar o desenvolvimento vegetativo, vigor temporal e cenário de longo-prazo da pastagem, na Zona da Mata do Estado de Minas Gerais, Brasil, integrando métricas fenológicas, obtidas com dados hipertemporais NDVI / MODIS, relacionadas à estação de crescimento primaveril, por meio da Avaliação por Multicritério, Processo Analítico Hierárquico e Sistema Especialista simplificado por expressão matemática (SE<sub>S</sub>) em Sistema de Informações Geográficas (SIG). A integração entre as métricas temporais Índice de Crescimento (IC), para a estação primaveril, *Slope* e métricas de Máximo, Mínimo e Média da série temporal permitiu a combinação necessária, para investigação da estrutura da vegetação e condições edáficas e aspectos de degradação. A estatística R/S e o expoente de Hurst possibilitaram a descrição da ocorrência de manutenção ou reversão futura das condições vegetativas das pastagens. Aproximadamente, 61,5% das pastagens da Zona da Mata se encontram degradadas ou em processo de degradação com persistência de longo-prazo, e 27% das pastagens apresentam condições boas de densidade vegetal sustentáveis, a longo-prazo, estimado pelos métodos de análise temporal. Foi possível elaborar uma legenda de manejo do desenvolvimento da pastagem e consolidou-se uma metodologia para o monitoramento contínuo das pastagens.

**Palavras-chave:** Pastagem. Métricas fenológicas. Índice de crescimento. Expoente de Hurst. Sensoriamento Remoto. Avaliação por Multicritério.

## ABSTRACT

There is great interest in the knowledge of the conditions of Brazilian grasslands. Therefore, due to the wide territorial expansion occupied by this vegetation and the socioeconomic importance for the agriculture and livestock production chain, the data and analysis procedures for remote sensing represent an immense advance in the evaluation of its vegetative growth and degradation. The objective of this work was to evaluate the vegetative development, temporal vigor and long-term scenery of the grassland in Zona da Mata, in the State of Minas Gerais, Brazil. This was done by integrating phenological metrics obtained with NDVI/MODIS hypertemporal data related to the spring growth season, by means of Multicriteria Evaluation, Analytic Hierarchy Process and Simplified Expert System by mathematical expression ( $SE_s$ ) in Geographic Information System (GIS). The integration between the Growth Index (GI) temporal metrics for the spring season, Slope, and the Maximum, Minimum and Mean metrics of the temporal series allowed the necessary combination to investigate the vegetation structure and edaphic conditions, as well as degradation aspects. The R/S statistics and Hurst exponent enabled the description of the occurrence of maintenance or future reversion of the vegetative conditions of the grasslands. Approximately 61.5% of the Zona da Mata grasslands were degraded or under degradation process with long-term persistence, and 27% of the grasslands presented good long-term sustainable vegetation density conditions estimated by temporal analysis methods. It was possible to elaborate a management key for grassland development, and a methodology for continuous monitoring was consolidated.

**Keywords:** Grassland. Phenological metrics. Growth index. Hurst exponent. Remote sensing. Multicriteria evaluation.

## LISTA DE SIGLAS

ACP	Análise de componentes principais
AHP	Analytic Hierarchy Process
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
D	Dimensão fractal
EOS	Earth Observing System
EVI	Enhanced Vegetation Index
fAPAR	Fração da radiação fotossinteticamente ativa
H	Expoente de Hurst
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IC	Índice de Crescimento das Pastagens
LP-DAAC	Land Processes Distributed Active Archive Center
MODIS	Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer
MSS	Multi-Spectral Scanner
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
R/S	Rescaled range (série reescalada)
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index
SARVI	Soil and Atmosphere Resistant Vegetation Index
SE <sub>s</sub>	Sistema Especialista Simplificado
SIG	Sistemas de Informações Geográficas
TM	Thematic Mapper
USGS	United States Geological Survey

## SUMÁRIO

	<b>PRIMEIRA PARTE</b> .....	13
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO GERAL</b> .....	13
<b>1.1</b>	<b>Motivação</b> .....	15
<b>1.2</b>	<b>Objetivo Geral</b> .....	16
<b>1.3</b>	<b>Contribuições</b> .....	16
<b>1.4</b>	<b>Organização da Tese</b> .....	16
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	19
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	23
<b>2.1</b>	<b>As pastagens no contexto da cadeia produtiva do leite</b> .....	23
<b>2.2</b>	<b>Características fenológicas</b> .....	34
<b>2.3</b>	<b>Sensoriamento remoto da pastagem</b> .....	38
<b>2.3.1</b>	<b>Processamento de índices de vegetação</b> .....	41
<b>2.4</b>	<b>Séries temporais de índices de vegetação</b> .....	46
<b>2.5</b>	<b>Métricas e estatística temporais</b> .....	57
<b>2.5.1</b>	<b>Índice de Crescimento das Pastagens</b> .....	57
<b>2.5.2</b>	<b>Slope</b> .....	58
<b>2.5.3</b>	<b>Métricas descritivas: Máximo, Médio e Mínimo</b> .....	59
<b>2.5.4</b>	<b>Expoente de Hurst</b> .....	60
<b>2.6</b>	<b>Avaliação por Multicritério</b> .....	65
<b>2.7</b>	<b>Sistema Especialista</b> .....	69
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	73
	<b>SEGUNDA PARTE - ARTIGOS</b> .....	91
	<b>ARTIGO 1 - VEGETATIVE GROWTH OF GRASSLANDS BASED ON HYPER-TEMPORAL NDVI DATA FROM THE MODIS SENSOR</b> .....	91
	<b>ARTIGO 2 - ANÁLISE DA DEGRADAÇÃO DE PASTAGENS NA ZONA DA MATA INTEGRANDO MÉTRICAS FENOLÓGICAS POR SENSORIAMENTO REMOTO</b> .....	117
	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	175
<b>3</b>	<b>CONSIDERAÇÕES GERAIS</b> .....	175
<b>3.1</b>	<b>Principais conclusões</b> .....	175
<b>3.2</b>	<b>Recomendações e perspectivas</b> .....	177
<b>3.3</b>	<b>Sugestões para trabalhos futuros</b> .....	178

## **PRIMEIRA PARTE**

### **1 INTRODUÇÃO GERAL**

A produção leiteira, no Estado de Minas Gerais, apresenta uma geografia bastante complexa e com notáveis peculiaridades no manejo. Com uma produção de 9 bilhões de litros de leite, em torno de 27% da produção nacional, o Estado possui arranjos produtivos com bacias leiteiras que apresentam constante movimento territorial no sentido da expansão dessa produção (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE, 2015). A Zona da Mata representa 10% da produção mineira de leite e, a despeito dos diversos fatores físico-ambientais e socioeconômicos que afetam a distribuição e eficiência dos sistemas produtivos, nessa região, possui relevo acidentado, sazonalidade marcante, manejo inadequado das pastagens e consequente degradação (CARVALHO; HOTT; OLIVEIRA, 2006; NASCIMENTO et al., 2006). As alterações, na cobertura vegetal de pastagens, causadas pelo consumo animal, variedades cultivadas e diversos aspectos de manejo, podem ser mensurados por índices de vegetação produzidos por imagens de sensoriamento remoto (REEVES; BAGGET, 2014; WESSELS et al., 2007; XIN et al., 2015).

Diversos autores divulgam inúmeros procedimentos e pesquisas, em sensoriamento remoto, os quais apresentam resultados sobre a extração de informações, a respeito da cobertura vegetal, com base em séries de dados no tempo, imagens de satélite, índices de vegetação e utilização de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) (ASSAD; SANO, 1998; FERREIRA; HUETE, 2004; HUETE et al., 1997; JENSEN, 2009; LIU, 2006; PONZONI; SHIMABUKURO, 2010; SANO et al., 2002; VERBESSELT et al., 2010; XU et al., 2013). As áreas de pastagens, no Brasil, ocupam um extenso território, sejam naturais ou plantadas (FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF

THE UNITED NATIONS - FAO, 2010; IBGE, 2015). Em termos de mapeamento com índices de vegetação por sensoriamento remoto, as pastagens ou pastos podem ser considerados como limpos ou sujos, quanto à heterogeneidade fenológica ou à coexistência de vegetação arbustiva e arbórea secundária ou em regeneração. Quanto à sua conservação, podem-se ser classificadas como densas ou ralas por índices de vegetação gerados por imagens, principalmente, por NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), o qual se adequa à vegetação esparsa (BANNER; LYNHAM, 1981; GEERKEN et al., 2005; HUETE et al., 1997; ROUSE et al., 1973; TUCKER, 1979). Essas características podem ser apuradas por sensoriamento remoto à medida que se utiliza uma maior resolução espacial, em conjunto com ferramentas de cognição em softwares, para análise e classificação de imagens de satélite (JENSEN, 2009; LIU, 2006; RICHARDS, 1995). A abordagem espaço-temporal, em imagens de sensoriamento remoto, que expressem o nível de resposta da vegetação, por meio da reflectância ao longo do espectro eletromagnético, divididos pelos sensores, em canais ou bandas, permite a distinção entre os tipos de vegetação, o seu trato cultural, sazonalidade e outros fenômenos geográficos presentes, com base em informações de verdade terrestre.

Este trabalho visa ao processamento, análise, filtragem e categorização de métricas fenológicas, geradas por imagens NDVI do sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) do satélite Terra, produto MOD13Q1, com 250 metros de resolução espacial e 16 dias de resolução temporal, cuja base de dados está disponível, gratuitamente, possibilitando geração de mosaicos. A capacidade de discriminação do uso das terras pelo acúmulo temporal do NDVI e seleção de intervalos característicos permite a obtenção de resultados confiáveis em classificação e mapeamento.

A abordagem das técnicas de análise de índices de vegetação tais como Índices de Crescimento, tendência linear anual ou semestral, dentre outras

métricas fenológicas, derivados de transformações com o NDVI, podem indicar o nível de degradação e alterações nas pastagens em razão de fatores edafo-climáticos e físicos (ANDRADE et al., 2011; LIU et al., 2010; UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY - USGS, 2015; XU et al., 2013).

Adicionalmente, a utilização de técnicas de análise estatística de tendências, em séries temporais (MORETTIN; TOLOI, 2006), tais como escalonamento por análise R/S (rescaled range ou série reescalada) e expoentes de Hurst (HURST, 1951; MANDELBROT, 1983; MANDELBROT; WALLIS, 1969; SOUZA; TABAK; CAJUEIRO, 2006), em consonância com a integração do mapa de pastagens e camadas de métricas no SIG por métodos analíticos multicriteriais (AHMADIA; EBADI, 2014; ESTOQUE; MURAYAMA, 2010; MURAYAMA; THAPA, 2011; RABUSKE, 2000), pôde-se antever classes de degradação e, por conseguinte, vislumbrar-se movimentos, na produção de leite, permitindo a tomada de decisão e formulação de políticas para o setor na região em questão. A metodologia de análise desenvolvida permitiu a arquitetura de um arranjo procedimental para contínuo monitoramento das condições das pastagens da região de interesse.

### **1.1 Motivação**

A Zona da Mata de Minas Gerais possui bacias leiteiras muito tradicionais com uma enorme extensão territorial e, considerando a necessidade de conhecimento a respeito de suas pastagens, cuja vegetação detém complexidade inerente à sua tipologia, vislumbrou-se que as bases e procedimentos existentes de mapeamento e qualificação por sensoriamento remoto, SIG e estatística temporal possuem sensibilidade, para a elaboração de metodologia, que caracterize a vegetação de pastagens.

## **1.2 Objetivo Geral**

O objetivo geral deste trabalho foi elaborar metodologia, no SIG, para mapeamento das condições das pastagens, baseada na aplicação de métricas fenológicas e estatística sensível, em séries hipertemporais NDVI, para a caracterização de legendas e cenários de manejo na região de interesse.

## **1.3 Contribuições**

Em virtude da grande extensão das áreas de pastagens, na Zona da Mata, um mapeamento com resolução espacial moderada, mas com alta resolução temporal, possibilitou agilidade na análise da série de imagens e obtenção contínua da base de dados. Assim, a metodologia proposta visa contribuir com a aplicação de métricas e estatística apropriadas às séries satelitárias hipertemporais, para a derivação de classes, que diagnosticam o desempenho do crescimento vegetativo da pastagem, nesta região de grande interesse, para a pecuária de leite, em consequência de sua produção, número e tamanho das fazendas.

A integração das métricas de cunho fenológico em conjunto com a estatística temporal, relacionadas às leis de potência e escala, fornece uma ferramenta de manejo e aplicação ao monitoramento das pastagens, estimativa de produção e favorecimento à formulação de políticas, para a tomada de decisão no setor leiteiro.

## **1.4 Organização da Tese**

Optou-se pela organização da tese, de acordo com duas divisões, em primeira e segunda parte. Na primeira parte, subdividida em introdução e referencial teórico, discutiu-se a importância do trabalho, para a cadeia do leite e aspectos relevantes, quanto às bases de dados selecionadas, para este fim, assim como discutiram-se resultados de pesquisas referentes à utilização de bases



similares à desta pesquisa e métodos de análise de séries temporais de índices de vegetação empregados.

Na segunda parte, são apresentados os artigos confeccionados com base nas análises realizadas. O primeiro artigo, intitulado *Análise do crescimento vegetativo das pastagens na Zona da Mata mineira*, usando imagens de satélite, trata de uma análise primária, referentes ao entendimento das condições das pastagens da região de interesse, utilizando séries hipertemporais do NDVI / MODIS e estimativa do Índice de Crescimento de pastagens, analisando-se o desenvolvimento vegetativo das pastagens, ao longo de sua série histórica, de fevereiro de 2000 a 2013, abordando os resultados para cada microrregião da Zona da Mata. Este artigo apresenta os resultados que visam responder qual o nível de crescimento vegetativo das pastagens e distribuição das classes definidas, em crescimento, desde muito alto, alto, estável, baixo e muito baixo. Foram abordados aspectos de degradação, considerando a campanha de campo, realizada na região, estabelecendo sua segurança estatística, frente às amostras no terreno, de pixels puros, em termos temporais, e imagens de alta resolução como iconografia de referência. O segundo artigo intitulado *Análise da degradação de pastagens na Zona da Mata, MG, Brasil*, baseado em séries hipertemporais de dados NDVI, integrando métricas fenológicas, visou à elaboração de metodologia de estimativa de métricas fenológicas e estatística temporal não linear, para a série de imagens de satélite, procedendo-se ao cruzamento de camadas no SIG usando método multicriterial e expressão em algoritmo, a partir do conhecimento da relação de valores do expoente de Hurst, diante do plano de informação, gerado pela adoção de multicritério e processo hierárquico analítico em métricas normalizadas. A integração desses dados visou responder à questão sobre a distribuição das classes de degradação e qual seria o cenário de evolução temporal dessas classes.



## REFERÊNCIAS

- AHMADIA, F. F.; EBADI, H. Using cognitive information in the expert interface system for intelligent structuring and quality control of spatial data measured from photogrammetric or remotely sensed images. **Measurement**, Amsterdam, v. 48, p. 167-172, Feb. 2014.
- ANDRADE, R. G. et al. **Monitoramento de processos de degradação de pastagens a partir de dados Spot Vegetation**. Campinas: EMBRAPA - Monitoramento por Satélite, 2011. 16 p. Boletim de pesquisa e desenvolvimento.
- ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura**. 2. ed. Brasília, DF: EMBRAPA - SPI; EMBRAPA - CPAC, 1998. 434 p.
- BANNER, A.; LYNHAM, T. Multitemporal analysis of Landsat data for forest cutover mapping-a trial of two procedures. In: CANADIAN SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING, 7., 1981, Winnipeg. **Proceedings...** Winnipeg, 1981. p. 233-240.
- CARVALHO, G. R.; HOTT, M. C.; OLIVEIRA, A. F. de. **Análise espacial da concentração da produção de leite e potencialidades geotecnológicas para o setor**. Campinas: EMBRAPA - Monitoramento por Satélite, 2006. 34 p. Boletim de conjuntura agropecuária.
- ESTOQUE, R. C.; MURAYAMA, Y. Suitability analysis for beekeeping sites in La union, Philippines, using GIS & MCE techniques. **Research Journal of Applied Sciences**, Praga, v. 5, n. 3, p. 242-253, 2010.
- FERREIRA, L. G.; HUETE, A. R. Assessing the seasonal dynamics of the Brazilian Cerrado vegetation through the use of spectral vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 25, n. 10, p. 1837-1860, 2004.
- FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **FAOSTAT database**. Rome, 2010. Disponível em: <<http://www.fao.org/faostat/en/#home>>. Acesso em: 10 jun. 2015.
- GEERKEN, R. et al. Differentiation of rangeland vegetation and assessment of its status: field investigations and MODIS and SPOT VEGETATION data analyses. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 26, p. 4499-4526, 2005.

HUETE, A. R. et al. A comparison of vegetation indices global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 59, p. 440-451, 1997.

HURST, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs. **Transactions of the American Society of Civil Engineers**, Reston, v. 116, p. 770-799, 1951.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Sidra - Sistema IBGE de Recuperação automática, tabela 74: leite**. Rio de Janeiro, 2015. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/listabl.asp?z=t&c=74>>. Acesso em: 10 jun. 2015.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p.

LAND PROCESSES DISTRIBUTED ACTIVE ARCHIVE CENTER. **MODIS data pool holdings**. 2011. Disponível em: <<https://lpdaac.usgs.gov>>. Acesso em: 10 jan. 2011.

LIU, S. et al. Vegetation change based on SPOT-VGT data from 1998-2007, northern China. **Environmental Earth Sciences**, Heidelberg, v. 60, n. 7, p. 1459-1466, June 2010.

LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande: Ed. UNIDERP, 2006. 908 p.

MANDELBROT, B. **The fractal geometry of nature**. New York: W. H. Freeman, 1983. 550 p.

MANDELBROT, B.; WALLIS, J. Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long run statistical dependence. **Water Resources Research**, Washington, v. 5, n. 5, p. 967-988, Oct. 1969.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2006. 538 p.

MURAYAMA, Y.; THAPA, R. B. **Spatial analysis and modeling in geographical transformation process: GIS-based applications**. Dordrecht: Springer, 2011. 302 p.

NASCIMENTO, M. C. et al. Uso de imagens do sensor ASTER na identificação de níveis de degradação em pastagens. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 10, p. 196-202, 2006.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2010. 127 p.

RABUSKE, R. A. **Inteligência artificial**. Florianópolis: Ed. UFSC, 2000. 240 p.

REEVES, M. C.; BAGGETT, L. S. A remote sensing protocol for identifying rangelands with degraded productive capacity. **Ecological Indicators**, London, v. 43, p. 172-182, Aug. 2014.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 340 p.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 3., 1973, Greenbelt. **Proceedings...** Greenbelt: NASA SP-351 I, 1973. p. 309-317.

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

SOUZA, S. R. S.; TABAK, B. M.; CAJUEIRO, D. O. Investigação da memória de longo prazo na taxa de cambio no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v. 60, n. 2, p. 193-209, 2006.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combination for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 8, p. 127-150, 1979.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **Remote sensing phenology**. 2015. Disponível em: <[http://phenology.cr.usgs.gov/methods\\_metrics.php](http://phenology.cr.usgs.gov/methods_metrics.php)>. Acesso em: 20 fev. 2016.

VERBESSELT, J. et al. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 114, n. 1, p. 106-115, Jan. 2010.

WESSELS, K. J. et al. Relevance of rangeland degradation in semiarid northeastern South Africa to the nonequilibrium theory. **Ecological Applications**, Tempe, v. 17, n. 3, p. 815-827, 2007.

XIN, Q. et al. Modeling grassland spring onset across the Western United States using climate variables and MODIS-derived phenology metrics. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 161, p. 63-77, May 2015.

XU, B. et al. MODIS-based remote-sensing monitoring of the spatiotemporal patterns of China's grassland vegetation growth. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 34, n. 11, p. 3867-3878, 2013.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

### **2.1 As pastagens no contexto da cadeia produtiva do leite**

Com uma área de pastagem estimada em 1.970.000 km<sup>2</sup> (FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS - FAO, 2010), o Brasil é um dos maiores produtores de carne e leite do mundo. No Estado de Minas Gerais, a produção de leite é bastante pulverizada, com uma concentração muito baixa da produção por município (CARVALHO; HOTT; OLIVEIRA, 2006) e apresentando uma maior concentração ao nível mesorregional (HOTT; CARVALHO; OLIVEIRA, 2007). Do ponto de vista social, esse setor, também, firma-se como vital para a agricultura familiar.

O Estado de Minas Gerais é o maior produtor brasileiro de leite e participa com 27% da produção nacional (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE, 2015), o que coloca o Estado, em posição de destaque, em decorrência da geração de renda e da contribuição, para o PIB superior à média, com aumento crescente nos últimos anos (CARVALHO et al., 2007). O Brasil possui grande competitividade, no custo de produção, mas ainda com produtividade média baixa, apesar do grande potencial de incremento na produção. Além das oportunidades, no mercado externo, no interno, o consumo per capita do brasileiro, ainda, é baixo, contudo programas sociais estão elevando a demanda, nas Regiões Norte e Nordeste, trazendo novos consumidores de lácteos (CARVALHO; OLIVEIRA, 2007).

A mesorregião Zona da Mata (FIGURA 1), em Minas Gerais, destaca-se como uma região produtora de leite a qual é uma das atividades econômicas principais (FIGURA 2). Considerando as transformações ocorridas, no agronegócio do leite, na década de 1990, em termos de produção e relativa ampliação da cadeia (ALVES, 2001), perspectivas de comércio exterior e elasticidade no consumo de lácteos, em razão do grande mercado interno, ao

aplicar-se novas estratégias de planejamento, para o setor ao nível regional, o cenário poderá melhorar, na produção e captação de leite, na Zona da Mata, a partir de um maior entendimento acerca das áreas de produção extensiva na região.

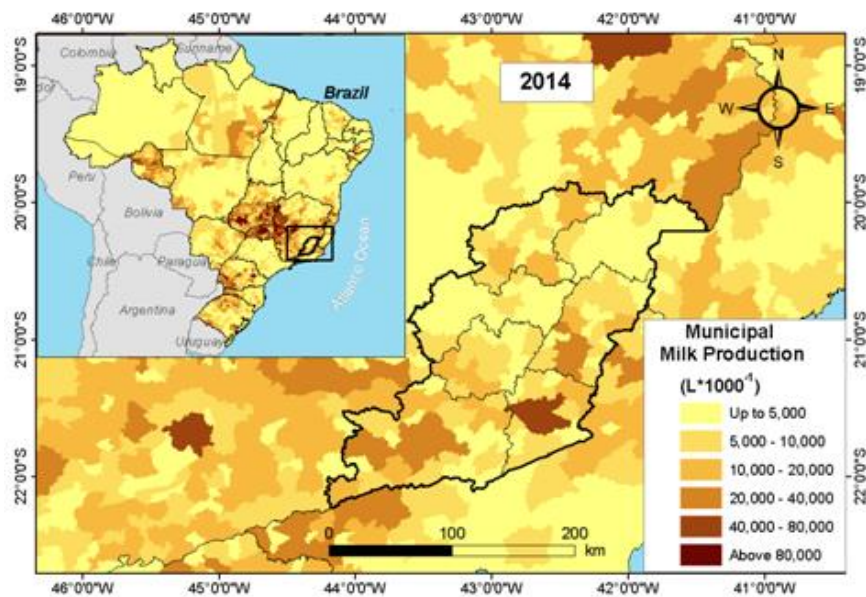
Figura 1 - Mapa de localização da Zona da Mata.



Fonte: IBGE (2015).



Figura 2 - Produção de Leite em 2014.



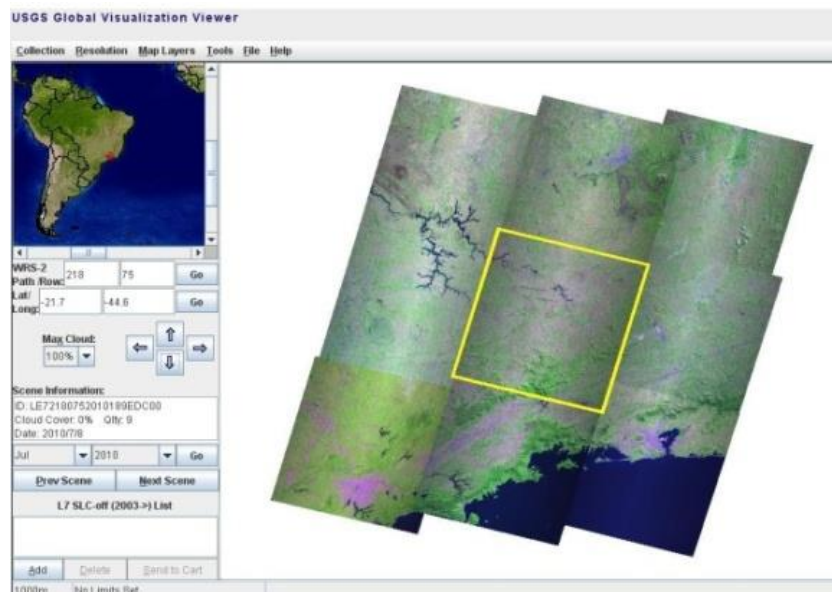
Fonte: IBGE (2015).

As peculiaridades geomorfológicas, ambientais, sócioeconômicas e culturais dessa mesorregião suscitam as questões, quanto ao desenvolvimento humano, sustentado e legislação ambiental, em que o conhecimento acerca das áreas de pastagens torna-se fundamental, visto que essa é uma de suas principais atividades econômicas e com um cunho social marcante nesta região. Assim, bases de dados de imagens de satélite como do sensor MODIS (FIGURA 3), cuja interface de acesso é bastante amigável, podem apoiar o mapeamento da vegetação de pastagens, a partir da geração de cartografia da região de interesse (FIGURA 4).

A região é caracterizada por áreas de relevo movimentado, com solos de baixa fertilidade e elevada acidez. O capim-gordura (*Melinis minutiflora*) é uma forrageira perenizada que predomina, em algumas áreas da região até hoje, mas apresentando baixo rendimento. Houve grande esforço, para substituição por

capim braquiária (principalmente, *Brachiaria Decumbens*) o qual detém maior produtividade, mas com a necessidade de adubação nitrogenada, na maior parte das vezes negligenciada, observaram-se sinais de degradação dessas pastagens (CÓSER et al., 1996). Observavam-se condições de apenas 0,4 UA/ha.ano há três décadas, em regime extrativista de produção animal (BROCKINGTON; ZOCCAL; VEIL, 1986), chegando a uma taxa de lotação de 1,32 UA/ha.ano, no Brasil, segundo dados do censo agropecuário, para pastagens totais (IBGE, 2006) e efetivo de bovinos (IBGE, 2012).

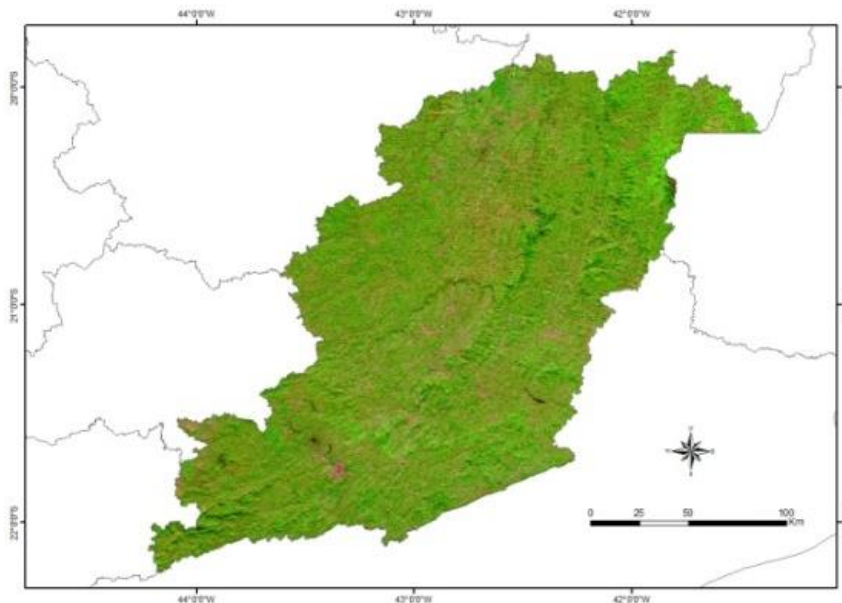
Figura 3 - Consulta à base MODIS.



Fonte: Land Processes Distributed Active Archive Center - LP-DAAC (2011).

Apesar de, geralmente, observar-se uma localização periférica das pastagens, em terras pouco férteis, nas propriedades rurais, as forragens, também, são encontradas, em regime de capineiras, nas fazendas ou mesmo em terras, em boas condições de manejo, em pecuária extensiva.

Figura 4 - Mosaico MODIS.



Fonte: LP-DAAC (2011).

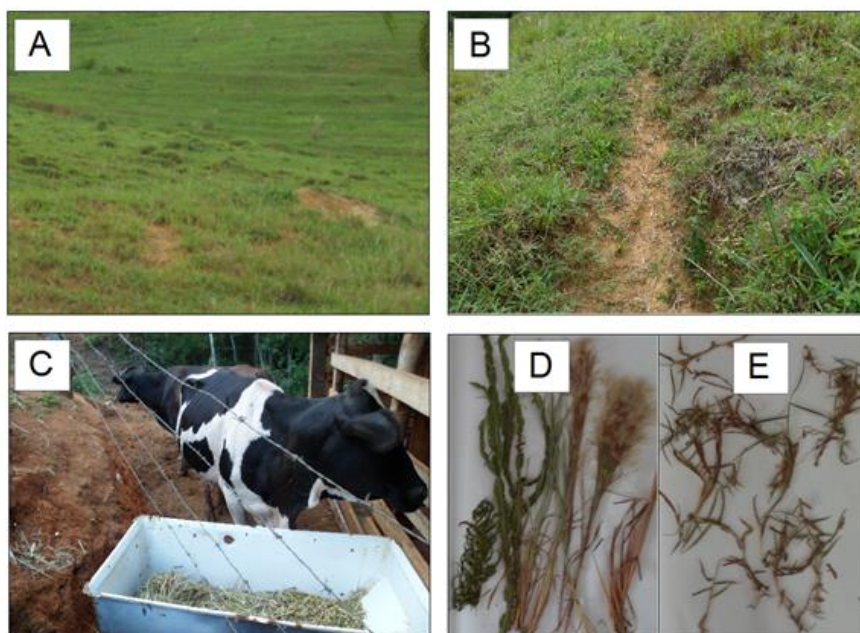
O manejo inadequado aplicado às pastagens, ao longo dos anos, sobretudo, a queima indiscriminada e o superpastejo, contribuíram para a baixa produtividade e qualidade das forrageiras nessa região (MOREIRA et al., 2005). Isso tem proporcionado perdas da camada superficial do solo e permitido a invasão e dominância de espécies, sem interesse forrageiro, ocasionando um processo dinâmico de degradação das pastagens (CÓSER; CRUZ FILHO, 1989). A decisão, quanto à sua recuperação, passa pela observação do nível de exposição do solo, suas propriedades, produtividade da pastagem e ocorrência de plantas invasoras (OLIVEIRA; CORSI, 2005). A opção pelo confinamento ou semiconfinamento é, basicamente, definida pelo sistema de produção, em que a região se adequa, em decorrência das condições edafoclimáticas, mercado, custo de produção e coexistência de outras utilizações ou cultivos existentes ou perenes na região. A Zona da Mata apresenta sistemas complexos de produção,

acarretando uma grande variedade de processos de degradação, tipos de manejo do rebanho e das pastagens, ocorrência de plantas invasoras, compactação do solo por superpastejo e diversas cultivares de forragens adotadas, o que pode se verificar em campo (FIGURA 5). Em outras regiões do mundo, estudos têm sido conduzidos, com o intuito de identificar os agrupamentos de técnicas aplicáveis ao manejo de pastagens, adequação e recuperação do meio ambiente, em meio ao tratamento dos animais, alimentação, seleção genética, adaptação e lotação (BARRANTES et al., 2009; GIRARD et al., 2008).

Em sistema de semiconfinamento, uma fazenda obteve uma rentabilidade de quase cinco vezes maior, em virtude da apresentação de maior receita com a venda de animais e maior otimização do recurso mão-de-obra, segundo Lopes e Santos (2013). Tal fato, mencionado por Lopes et al. (2007), evidencia que a opção de vender animais, em leilões e feiras comerciais, é uma ótima alternativa de negócio. A escala de produção pode variar e, por esse fato, principalmente, em sistemas de Integração-Lavoura-Pecuária-Floresta (iLRF), a adoção da correta proporção de volumosos e insumos minerais, assim como a metodologia de controle financeiro, não simplesmente empírico, mas com critério econômico, pode determinar o sucesso do empreendimento agropecuário.

O controle de custo, em sistema extensivo, semiconfinado ou confinado, deve ser realizado, observando os insumos alimentares, mão-de-obra e custos fixos, em termos de energia, transporte, água e custo da terra, para se obter resultados satisfatórios (AGGELOPOULOS et al., 2009; LOPES et al., 2004, 2006, 2007). Em pecuária extensiva a pasto, pode-se permitir a redução de alguns custos, mão-de-obra e intervenções ambientais, além de melhoria no bem-estar animal, revertendo, em melhoria, na qualidade do alimento produzido (NUERNBERG et al., 2005).

Figura 5 - Evidências de degradação do solo e das pastagens (A); compactação do solo e plantas invasoras (B); sistema semiconfinado com as raças holandês, girolando e jersolando (C); exsicata preparada com plantas invasoras (capim-rabo-de-burro (*Andropogon bicornis*) e carqueja (*Baccharis trimera*) (D); exsicata expedita elaborada, com base em fragmentos capim-gordura (*Melinis minutiflora*), em área sob pastejo (E).



Fonte: o autor (2016).

Nesse sistema, há uma melhora, no conforto animal, sempre em contato com os recursos naturais e meio ambiente, mas com uma produção por unidade área menor, menor tecnificação e sem intensificação do uso dos recursos naturais disponíveis. Contudo, Rada e Valdes (2012) avaliaram dados censitários e programas de incentivos, adotados no Brasil e concluíram que a pesquisa agropecuária e avanços tecnológicos tornaram as propriedades rurais mais eficientes, com maior produtividade agrícola, nas duas últimas décadas, principalmente, nas propriedades de grande porte. Essa lacuna da pouca

tecnificação, em produção de menor escala, porém, foi reduzida por meio de outras políticas públicas, como crédito e infraestrutura, para os investimentos rurais, que favoreceram os médios produtores. Com a estabilização de 1994, com o plano Real e redução do papel do Estado, na fixação de preços e políticas de proteção, ocorreu um favorecimento ao setor lácteo (HELFAND; REZENDE, 2004), coincidindo com o desenvolvimento de forragens, para bovinocultura de baixo custo, mesmo com as altas taxas de exportação, de crédito e altos preços dos insumos à época. Isso se deveu às vantagens da produção a pasto, com o predomínio da alimentação animal, a partir de pastagens em pecuária extensiva. Este sistema depende, em menor escala, de fatores exógenos (TORRES JÚNIOR; AGUIAR, 2013). De acordo com dados do Banco Central do Brasil (BACEN, 2009), o setor pecuário recebeu, também, nesse mesmo período, mais 75% do crédito agrícola, alocando um incremento de 4,7 % ao ano, o dobro do que foi destinado aos cultivos convencionais, grãos, anuais e perenes. Entretanto, ainda, é comum a destinação de áreas marginais, de difícil acesso e de baixo potencial agrícola, para a formação de pastagens, gerando, por outro lado, o “boi verde” ou “ou boi de capim” (*grass-fed*), que, desde tempos remotos, tornou a pecuária a pasto como atividade pioneira, na ocupação das terras, obtendo, ainda, um apelo mercadológico, pois consegue conquistar mercados exigentes pelo baixo impacto se comparado aos cultivos perenes e grãos (DIAS-FILHO, 2014).

Mesmo assim, os sistemas de produção que abarcam as pequenas propriedades têm enfrentado problemas, no crédito rural, recentemente, em razão da crise político-financeira nacional. Lieskovský et al. (2015) verificaram que esses mesmos problemas de crédito agrícola e outros fatores como a falta de sucessores, mudança de cultura rural e atratividade por outros modos de vida causam o abandono da propriedade rural. Tudo isso, seguido da venda de pequenas propriedades a investidores interessados e a fazendeiros de médio a

grande porte. Llanillo et al. (2013) enfatizaram a importância do censo agropecuário, no Brasil, como forma de conhecer as lavouras e sistemas de plantio e, assim, promover o desenvolvimento rural, apesar de algumas imprecisões de levantamentos passados. Dados censitários globais, regionais ou locais têm sido utilizados, para a formulação de políticas públicas, manejo agropecuário, uso das terras, avaliação da produção agropecuária e para o diagnóstico de fatores rurais relevantes (FERREIRA; ALVES; SHIMABUKURO, 2015; GIRARD et al., 2008; GOL; OZDEN; YILMAZ, 2011; LAVERGNE; KEPHART, 2012; TORO-MUJICA et al., 2015).

Como no Brasil, no mundo, há uma preocupação com a população rural que pelo avanço da idade recorre a recursos e moradias urbanas, de forma sazonal ou temporária (DAVIES, 2011) ou de maneira perene (GOL; OZDEN; YILMAZ, 2011), envolvendo uma complexidade a ser estudada pelas instituições de assistência técnica e censitárias. Em algumas áreas da região, por pertencerem ao bioma da Mata Atlântica, espécies arbóreas regeneram, de forma facilitada e, em caso de pousio, avanço da urbanização, assim como na migração rural, para áreas adensadas, principalmente, em pastagens próximas de vegetação ripária ou fragmentos florestais, pode-se consolidar a substituição por florestas (PFAFF; WALKER, 2010). Na Zona da Mata, apesar de manter uma comunidade rural persistente e resiliente, frente aos cenários econômicos, notou-se a diminuição do número de propriedades, em decorrência da venda de imóveis pelo envelhecimento da população e da sucessão inadequada, durante a expansão dos empregos urbanos, mas já se verifica uma retração desses empregos e retorno da população ao meio rural e aumento no número de pequenas propriedades, recentemente.

Tema fundamental, para estudos de desempenho da pecuária, além de dados censitários, que, no Brasil, são disponibilizados pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), é a avaliação da qualidade e extensão das

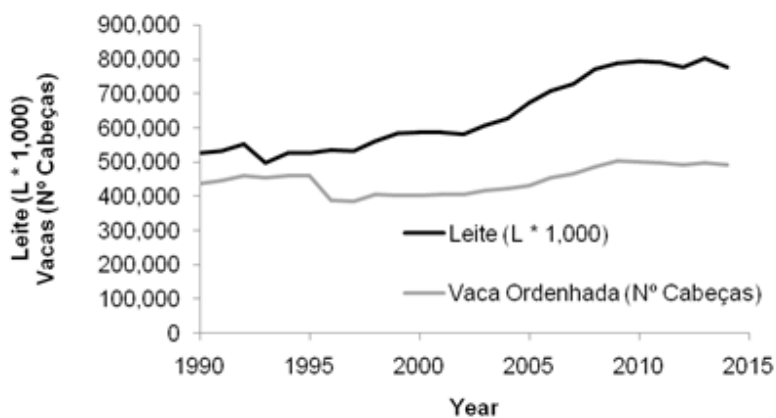
pastagens, além de variáveis produtivas e sanitárias, assentamentos, agricultura familiar, fazendas existentes, acessos e correlação entre aspectos territoriais dos fatores rurais e condição socioeconômica.

Observou-se um aumento na produção de leite, na Zona da Mata, principalmente, na microrregião de Juiz de Fora, com alguma oscilação, nos últimos anos, denotando a melhora, no manejo das pastagens, com menor superpastejo e, apesar do aumento observado, na região de Cataguases, aquém do necessário para uma substancial tendência de crescimento observada, seguida de uma tendência de queda, nos últimos anos, depreende-se que essa recente queda ocorreu, em razão de manejo inadequado das pastagens, com o surgimento de espécies invasoras e cupins, observados em campo e alterações climáticas registradas. Houve uma queda nos valores dos dados coletados no período entre 1995 e 1996 com uma retomada visível, nos anos seguintes. Isto ocorreu pela alteração de metodologia, na coleta dos dados entre 1995 e 1996, a qual ocorreu, a partir de agosto de 1995 a julho do ano seguinte, voltando a iniciar-se, normalmente, em janeiro dos anos subsequentes (FRANÇA; DEL GROSSI; MARQUES, 2009).

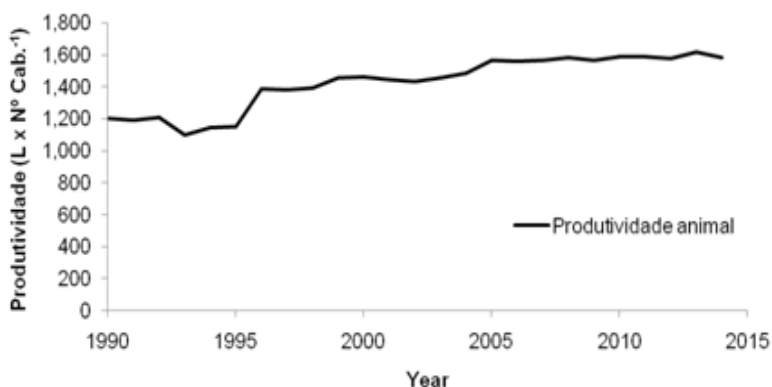
Na Figura 6, é possível observar essa anomalia temporal, o que não compromete a análise como um todo. A tomada de informações, a partir de 1990, possibilita a visualização do fenômeno do crescimento da produção de leite e de vacas ordenhadas nas duas últimas décadas. Denota-se um incremento, na produção e rebanho até 2009, com estabilização e ligeira queda, a partir no final da série. Percebe-se, claramente, uma série para as vacas ordenhadas mais estável, com um menor crescimento, em relação à produção de leite, resultado de uma melhor performance, na produtividade animal, em quantidade de litros de leite ao ano por animal, decorrente, principalmente, da adoção de algumas práticas conservacionistas das pastagens e uso de raças com maior rendimento.



Figura 6 - Produção de leite, número de vacas ordenhas (A) e produtividade animal na Zona da Mata (B).



(A)



(B)

Fonte: IBGE (2015).

Li, Long e Liu (2015) usaram, por meio de dados do censo, uma estimativa de um índice de ruralidade e indicadores geográficos e socioeconômicos, como medida de desenvolvimento dos municípios, em que alto índice de ruralidade demonstrou um padrão de marginalização, não sendo suficiente, para revelar a produção, mas para o planejamento de políticas do desenvolvimento da China. A territorialidade tem demonstrado capacidade de avaliar o contexto rural e de fomentar políticas para o desenvolvimento rural. A

estatística espacial ou geoestatística apresenta ferramenta, para a verificação geográfica e mapeamento de aspectos biofísicos das pastagens e outros parâmetros, como física dos solos, sua variabilidade e dependência espacial (GREGO; COELHO; VIEIRA, 2011; GREGO et al., 2012), principalmente, em sistemas integrados de cultivos que requerem precisão (MACHADO; BERNARDI; SILVA, 2004), e nos quais a escala geoespacial demandaria imagens de altíssima resolução para mapeá-los, aumentando custos diversos, em termos de materiais, horas e equipes. Com uma alta dinâmica da vegetação herbácea e, também, da sensibilidade necessária à sua detecção por sensores orbitais, as pastagens demandam procedimentos apurados e, ainda, campanhas de campo para sua análise. Desta forma, a atividade fotossintética, indicada por índice de vegetação obtido por sensoriamento remoto, é uma maneira de atender a geração de mapas de pastagens, em extensas regiões, cuja distinção de outras culturas ocorre em épocas apropriadas do ano.

## **2.2 Características fenológicas**

As pastagens tropicais possuem características vegetativas sazonais, apresentam maior densidade de folhagem, na estação chuvosa e menor densidade, na estação seca, em meio ao consumo da biomassa disponível pelo rebanho. Em virtude de sua estratificação vegetal, em grande parte herbácea e gramínea, ela possui propriedades características, em termos biofísicos e funções ecológicas definidos, além de fenologia sazonal marcante, necessitando de estudos apropriados para sua resposta à radiação eletromagnética incidente. A vegetação e suas estruturas têm uma interação peculiar com a energia incidida sobre ela. As camadas de células que formam o floema e tecidos tal como parênquima e que conduzem seiva e água detêm uma complexidade que resulta em absorção, transmissão e emissão da energia recebida, principalmente, ao nível do mesófilo foliar (LIU, 2006; PONZONI; SHIMABUKURO, 2010;

PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Portanto as condições fenológicas das plantas têm influência direta na interação com a energia incidida e emitância ou reflectância, nas diversas bandas ou faixas do espectro eletromagnético, captadas pelos sensores passivos dos satélites, os quais dependem da energia solar.

Em linhas gerais, a estruturação da pastagem pode ser definida como o arranjo espacial de componentes anatômicos da parte aérea das plantas dentro de uma comunidade (LACA; LEMAIRE, 2000). De acordo com a variedade implantada, perenizada ou não, podem ocorrer alterações, ao longo de sua utilização, com fenologia de crescimento e senescência, de acordo com o manejo ou taxa de lotação animal. Em algumas propriedades, áreas de pasto podem ser reservadas para diferimento, com uso na estação seca, acarretando altos índices de florescimento e colmos mortos. De acordo com Santos et al. (2009), para *Brachiaria Decumbens*, essa tempo não pode ultrapassar 70 dias, pois diminuirá a palatabilidade dos animais. Durante a rebrotação do pasto, quando o dossel passa a interceptar 95% da luz incidente, uma competição entre os perfilhos ou gemas foliares das plantas por luz se intensifica e ocorre o alongamento do colmo, na tentativa de expor as folhas, em um plano mais alto no dossel (SILVA; CORSI, 2003). A perenização das forrageiras é resultado da contínua emissão de folhas e perfilhos, a qual é um fenômeno fundamental, para restauração da área foliar, após pastejo intenso (CHAPMAN; LEMAIRE, 1993; GOMIDE, 1997). O perfilho é a unidade de produção das pastagens, o qual garante a multiplicação vegetativa e se localiza na bainha das folhas (HODGSON, 1990). Esse processo depende de reservas energéticas muito importantes nos primeiros momentos de rebrota (SCHNYDER; VISSER, 1999). Os fotoassimilados são destinados aos diferentes compartimentos da planta, para a síntese de tecido, de acordo com uma ordem de prioridade, seguindo a ordem folha, colmo, perfilho, raízes e, por último, reservas (SANTOS, 2006). Grandes

diferenças de crescimento entre as variedades e espécies estão associadas com a distribuição da luz, arquitetura e morfologia das plantas (SHEEHY; COOPER, 1973). A densidade da folhagem poderá expressar o nível de resposta ao canal do infravermelho, em sensores orbitais, de tal forma que o processo de crescimento das pastagens poderá ser avaliado, de forma genérica, sinótica ou com alto grau de precisão, de acordo com a resolução, baixa, moderada ou alta. Kawamura et al. (2005) confirmaram, em estudos comparativos, que os índices de vegetação do sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectrometer) demonstraram eficiência e confiabilidade, na quantificação e qualificação fenológica, em forragens de estepes, na China, em relação à utilização do sensor AVHRR / NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*). De acordo com Fontana et al. (2008), os sensores Vegetation e MODIS, apropriados à escala regional de estudo, demonstraram maior eficiência que o sensor AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), em estudos fenológicos das pastagens alpinas, da Suíça, representando o crescimento, de forma fidedigna, com alta correlação entre NDVI e levantamentos de campo. Jonas et al. (2008) analisaram dados meteorológicos suíços correlacionados aos padrões fenológicos das pastagens, nos Alpes e concluíram que as mudanças, na temperatura e na sazonalidade, com invernos mais curtos, tendem a aumentar a biomassa. Cristiano, Posse e Di Bella (2015) mostraram, por meio da medição da eficiência do uso da radiação fotossinteticamente ativa, que a biomassa em gramíneas C3 (*Lolium perene* e *Dactylis glomerata*) e C4 (*Cynodon dactylon*) podem se concentrar, no subsolo, nas raízes, em condições de limitação de nitrogênio e água, em estudos, na Argentina, o que pode limitar uma avaliação somente pela fitofisionomia das pastagens. A presença de plantas invasoras, leguminosas ou espécies arbóreo-arbustivas pode mascarar os resultados geoespaciais, mesmo que palatáveis e digeríveis aos animais, principalmente, em estágio tenro. Thaikua et al. (2015) demonstraram que anatomia, morfologia e

hidrologia, na fenologia da braquiária, podem ser úteis aos critérios de seleção, considerando sua digestibilidade, em áreas de experimentos, no Japão. Também são conduzidos experimentos sobre a fisiologia de leguminosas como potenciais e efetivas forrageiras tropicais, na China, por Wang et al. (2006).

Para a investigação da área efetiva de pastagens, existem inúmeras ferramentas, em sensoriamento remoto e geoprocessamento, pois possibilitam o levantamento de informações a respeito dos solos, da vegetação e de outras feições da superfície terrestre, por meio de satélites artificiais passivos (dependente da energia solar refletida da Terra) ou ativos (detém sua própria fonte de energia) que orbitam o planeta, transportando sensores que captam a energia eletromagnética refletida (MOREIRA, 2005; NOVO, 1998). Como a maior parte da superfície terrestre continental é coberta por vegetação, natural ou antropogênica, ela passa a ser um dos principais objetos de pesquisa, na área de estudos em sensoriamento remoto.

A vegetação e suas estruturas se apresentam, especialmente, em diversas texturas, de acordo com a escala de levantamento. As tonalidades apresentadas, nas diversas bandas ou em composição falsa-cor, expressam detalhes das formações vegetais, densidade, distribuição e umidade, em conformidade com a energia emitida e captada pelos sensores remotos. Dessa forma, também, em escalas ou resoluções permitidas pela faixa do espectro eletromagnético. Na faixa do visível, 400 a 700 nm, há condições se aumentar a resolução espacial, tendendo-se à redução da capacidade de captação à medida que se caminha no espectro. Isso em direção a comprimentos de onda, no infravermelho próximo a distante ou termal, maior que 750 nm, aproximadamente, de acordo com a configuração nominal dos sensores orbitais. A menor altitude do satélite pode aumentar a capacidade da resolução espacial, mas, por outro lado, pode aumentar interferências atmosféricas. A estratégia de captar, várias vezes, a

energia do mesmo alvo pode contribuir, para o aumento da resolução espacial, diante das limitações da quantidade de energia emitida (LIU, 2006).

Vários autores têm descrito curvas espectrais, para os diversos alvos terrestres, por meio de equipamentos em campo, ou a partir dos dados já levantados, feitos estudos sobre o comportamento da vegetação baseados nas bandas de funcionamento de vários sensores a bordo de satélites de imageamento (ASSAD; SANO, 1998; JENSEN, 2009; LIU, 2006; PONZONI; SHIMABUKURO, 2010; SANO et al., 2002). A definição adequada das classes de uso e cobertura das terras, de acordo com a resolução espacial das imagens e precisão demandada, redundam em uma acurácia específica, na fase de avaliação, com pontos de campo ou de referência relacionados a pontos no mapa. Quanto maior o detalhamento, precisão requerida no mapeamento e identificação dos tipos de vegetação e alvos, urbanos ou hídricos maior deverá ser a resolução espacial. Entretanto altas resoluções espaciais demandam a utilização de métodos que observem a complexidade dos alvos presentes, para diminuir o erro, na classificação digital de imagens.

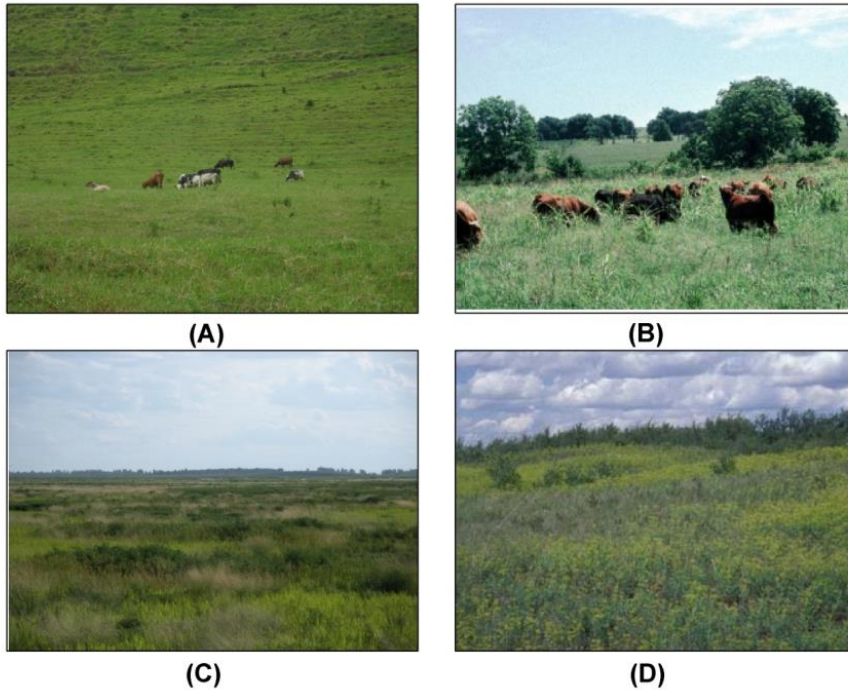
### **2.3 Sensoriamento remoto da pastagem**

As pastagens, com suas diversas tipologias, estendem-se por todo o planeta (FIGURA 7) e são de suma importância para a economia mundial. Em virtude da sua estratificação vegetal, em grande parte herbácea e gramínea, ela possui propriedades características, em termos biofísicos e funções ecológicas definidos, além de fenologia sazonal marcante, necessitando de estudos apropriados para sua resposta à radiação eletromagnética incidente. A vegetação e suas estruturas tem uma interação peculiar com a energia incidida sobre ela. As camadas de células que formam o floema e tecidos tal como parênquima e que conduzem seiva e água, detêm uma complexidade que resulta em absorção, transmissão e irradiação da energia recebida, principalmente, ao nível do

mesófilo foliar. Portanto as condições fenológicas das plantas têm influência direta, na interação com a energia incidida e irradiação ou reflectância, nas diversas bandas ou faixas do espectro eletromagnético, captadas pelos sensores dos satélites passivos, os quais dependem da energia solar.

O sensoriamento remoto tem sido utilizado, intensamente, para monitoramento e inventário da vegetação, desde o surgimento de imagens de satélite, para avaliação ambiental, nos anos de 1970, principalmente, com o programa Landsat e SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre). Assim, imagens de satélite são usadas, na avaliação e manejo de pastagens, nas últimas 3 décadas (TUELLER, 1982), sendo mencionado o uso de fotografias, para a avaliação de pastagens, ainda, na década de 1930 (TUELLER, 1989), um mecanismo e metodologia que produz mosaicos onerosos em comparação com as imagens atuais (FIGURA 8). Como destacado em Akiyama e Kawamura (2007), o uso de Sensoriamento Remoto e Sistemas de Informações Geográficas (SIG) são ferramentas promissoras, no monitoramento e manejo de pastagens, tornando-os viáveis em anos recentes em razão da melhoria, nos sistemas sensores, permitindo acompanhar processos de degradação, os quais podem causar outras consequências tais como problemas hídricos, socioeconômicos e escassez de alimentos.

Figura 7 - (A) Pastagens, no Brasil, compostas, principalmente, por *Brachiaria*. (B) Rebanho em pastagens de *Cynodon dactylon* nos Estados Unidos. (C) Pastagens naturais em solos salinizados na China. (D) pastagens com plantas invasoras *Euphorbia esula* no Canadá.



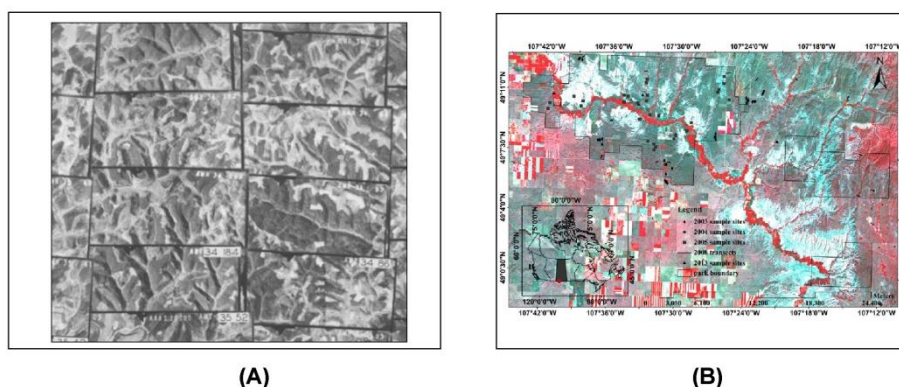
(A) Fonte: o autor. (B) Fonte: The Samuel Roberts Noble Foundation (2015). (C) Fonte: Functional Ecological (2015). (D) Fonte: FAO (2005).

De acordo com a resolução espacial das imagens e precisão requerida, a definição das classes de uso e cobertura das terras demanda uma acurácia específica na fase de avaliação, com pontos de campo, em termos do número de culturas ou alvos a serem mapeados. Quanto maior o detalhamento e precisão no mapeamento, e identificação dos tipos de vegetação e alvos urbanos ou hídricos, maior deverá ser a resolução espacial com o intuito de se obter um menor erro na classificação digital de imagens. Portanto a vegetação pode ser classificada, mediante critérios técnicos, para obtenção de mapas fidedignos, sendo



subdividida, em agrupamentos com culturas ou usos e coberturas semelhantes, para a realização de mapeamento, mediante a observação da resolução espacial (tamanho do pixel) das imagens de satélite, a qual permite uma determinada escala de expressão.

Figura 8 – (A) Mosaico aerofotogramétrico da década de 1930 nos Estados Unidos. (B) Imagens NDVI / Landsat de uma região canadense no mês de Julho de 2005.



(A) Fonte: West Virginia University (2015). (B) Fonte: Xu et al. (2014).

### 2.3.1 Processamento de índices de vegetação

Pelo fato de que a vegetação cobre porção significativa da superfície terrestre e interessa como fonte de recursos naturais, desenvolveram-se vários tipos de índices de vegetação, obtidos de transformações realizadas, em imagens de satélite, cada um apropriado, para situações específicas de pesquisa, sendo esses índices citados e usados, em diversas publicações técnico-científicas (JENSEN, 2009; NOVO, 1998; PONZONI; SHIMABUKURO, 2010; RUDORFF; SHIMABUKURO; CEBALLOS, 2007). Dentre eles, destacam-se o NDVI (Índice de Vegetação da Diferença Normalizada), EVI (Índice de Vegetação Melhorado ou Realçado) e SAVI (Índice de Vegetação Ajustado para

o Solo) (JENSEN, 2009; PONZONI; SHIMABUKURO, 2010). Os índices são calculados, com base nas bandas dos satélites, no espectro do vermelho ( $\rho_{red}$ ) e infravermelho próximo ( $\rho_{nir}$ ), basicamente, os quais têm, respectivamente, um nível baixo e alto, na descrição da vegetação, bem como de fatores específicos, fornecendo uma imagem que demonstra o grau de atividade fotossintética. Também a banda que atua no espectro do azul ( $\rho_{blue}$ ), e coeficientes de ajustes são usados, para realce de características da vegetação e eliminação de ruídos, cujas fórmulas são (JENSEN, 2009; PONZONI; SHIMABUKURO, 2010):

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}} \quad (1)$$

$$EVI = G \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + C_1 \rho_{red} - C_2 \rho_{blue} + L} (1 + L) \quad (2)$$

$$SAVI = \frac{(1 + L)(\rho_{nir} - \rho_{red})}{(\rho_{nir} + \rho_{red} + L)} \quad (3)$$

Para as fórmulas acima, L é um fator de ajuste ao solo, enquanto G e C são coeficientes de ajuste à vegetação e ao espalhamento atmosférico, empiricamente, determinados com a finalidade de melhorar a expressão do que, realmente, seja a vegetação fotossinteticamente ativa. Antunes, Gleriani e Debiasi (2012) realizaram correções atmosféricas, aplicadas à imagens Landsat e índices de vegetação, produzidos com os sensores TM e ETM+. EVI e SAVI fornecem melhores resultados para condições de vegetação mais densa ou com características agrícolas ou florestais semelhantes.

Dessa forma, o NDVI mantém-se como método mais adequado a grandes áreas homogêneas, independente de padrões associados à vegetação de

determinados biomas ou atividade agropecuária. Segundo Jensen (2009), a análise de séries temporais de dados NDVI sazonais tem fornecido métodos, para a estimação da produção primária líquida a vários tipos de biomas, bem como ao monitoramento de padrões fenológicos de superfícies terrestres vegetadas e para a avaliação de duração dos ciclos biológicos e da velocidade de secagem (ou perda de água pelos grãos) após a maturação fisiológica (“dry-down”). Portanto os índices de vegetação têm sido usados, para a avaliação da vegetação de forma constante, nas últimas três décadas, seja via imagens satelitárias ou fotografias aéreas. Dados dos satélites NOAA foram usados, para obtenção de índices de vegetação, sem, contudo, obter-se resultados satisfatórios pelo alto grau de erro (GOWARD et al., 1991), em virtude da resolução espacial e condições de calibração. Os produtos MODIS fornecem produtos, em índices de vegetação, NDVI e EVI, bem como VI Quality (índice de vegetação corrigido NDVI/EVI), de sensores calibrados com resolução espacial melhorada. Porém o NDVI, ainda, restringe-se a escalas subcontinentais por fatores atmosféricos ou pela saturação da reflectância para vegetação densa. Na realidade, para o MODIS, isso é compensado, para o NDVI, em virtude de sua resolução temporal de 16 dias, permitindo a eliminação de ruído e correção em consonância com a defasagem entre os satélites Terra e Aqua, os quais transportam sensores MODIS.

Os dados de índices de vegetação NDVI disponíveis, na base do sensor MODIS, podem gerar informação sinótica, para indicar o grau de atividade fotossintética das pastagens. O embasamento, para isso, é que, embora os índices de vegetação e a radiação fotossinteticamente ativa absorvida sejam não linearmente relacionados com o índice de área foliar (IAF), com saturação para valores de IAF em torno de 3, os índices têm uma relação próxima de linear com a atividade fotossintética do dossel (SELLERS, 1985, 1987; SELLERS et al., 1992).

Grupos de vegetação ou de atividades agropecuárias podem ser analisados e mapeados de tal forma que a dimensão NDVI pode ser transformada, em dimensões espaço-temporais, que expressem o seu comportamento. Tanto o NDVI como outros índices associados à vegetação podem avaliar a condição de crescimento e fenologia, detectando folhagens tenras ou secas (PARK; KIM; CHOI, 2008). Victoria, Oliveira e Grego (2009) utilizaram as amplitudes do NDVI / MODIS produzidas, para três componentes harmônicas em transformação de Fourier, para uma classificação do uso da terra, de forma exploratória ou determinística.

Um intérprete usa elementos de imagens tais como tonalidade, cor, textura, padrão (JENSEN, 2009), os quais são usados, rotineiramente, em interpretação visual (BOSSLER et al., 2002), sem, necessariamente, individualizá-los ou abstraí-los da cena (LLOYD; HODGSON; STOKES, 2002), mas, sim, conscientemente, pela sua experiência, analisá-los no contexto geral da paisagem retratada. À luz do sensoriamento remoto, uma quantidade considerável de dados são levantados e recuperados pelas estações, em terra, já não passíveis de interpretação puramente visual. Dessa forma, com o surgimento de computadores poderosos e softwares capazes de tratar, estatisticamente, os alvos, representados por sua composição espectral, a distinção de cultivos tornou-se automática, com menor influência do intérprete ou analista.

Por causa da enorme quantidade de informações, em imagens de satélite, métodos automatizados foram desenvolvidos, para realizar um mapeamento ou classificação de alvos terrestres. Pode-se realizar a classificação automática não supervisionada, no qual o sistema computacional identifica um número de classes, detectando-as por agrupamento de pixels com valores homogêneos, por meio de diversos algoritmos, que pelo número amplo de possibilidades pode até confundir o analista (RICHARDS, 1995). Portanto, para uma maior precisão na classificação, torna-se fundamental a caracterização detalhada dos alvos da

superfície terrestre. Para tal objetivo, a utilização da classificação supervisionada, a qual é realizada com a determinação de amostras puras de pixels, disponibiliza algoritmos que tratam a informação passada pelo analista, baseando-se, nessas amostras, para agrupar os pixels em classes identificadas (MATHER, 1999). Diversos valores que expressam o uso e cobertura das terras tais como número digital (ND), reflectância, índices de vegetação ou outros índices ou coeficientes de transformação das imagens podem ser objeto de classificação digital. Contudo a seleção de bandas espectrais ou de valores analíticos deve ser confrontada, em seu espaço de atributos ou de correlação, para evitar informação redundante. Por meio de classificação não supervisionada, Loveland e Belward (1997) divulgaram uma base de dados chamada DISCover, por meio do International Geosphere-Biosphere Programme Data and Information System (IGBP-DIS), que utilizou produto AVHRR / NOAA, baseado em composições mensais de NDVI, de 1992 e 1993, para mapeamento de pastagens e savanas, em escala regional de grande parte da América do Norte e do Sul e África, detalhando 17 classes de NDVI. Em trabalho realizado por Anderson et al. (2005), no mapeamento de uso e cobertura das terras, foram selecionadas imagens de NDVI/EVI/MODIS, ao longo de uma série temporal, por meio de correlação, para a detecção das imagens que mais agregam informações à classificação digital, verificando uma melhor qualidade do NDVI para a identificação das classes. A classificação por segmentação é bastante utilizada, tal como o método de crescimento de regiões (COUTINHO, 1997), visto que a segmentação pode ser obtida de várias maneiras, como, por exemplo, a partir de operações ou filtros sobre as bandas ou imagens, produzindo índices ou regiões delineáveis tais como método de bacias e de relação topográfica em bandas (HOTT; BATISTELLA; SOARES, 2007).

Há uma infinidade de formas de classificação digital e métodos, para transformação dos dados, para separar ou extrair a informação que se deseja. O

ACP ou PCA advém da tentativa de eliminar informação redundante e é de extrema valia, para analisar as bandas espectrais e realizar estudos de vegetação, em séries temporais, gerando-se uma matriz de covariância entre as bandas e produzindo uma combinação linear dos valores dos pixels, transformados em autovalores. A comparação entre índice de vegetação NDVI e PCA foi realizada por Jiaju (1988), Soares e Hoffer (1997) e Souza, Araújo e Galvêncio (2007) para detectar alvos e mudanças em cultivos.

Análise de Componentes principais é um dos métodos multivariados mais intuitivos, nos quais se pode correlacionar dados lineares (MANLY, 2008). O objetivo da análise é tomar  $p$  variáveis  $X_1, X_2, \dots, X_p$  e encontrar combinações destas, para produzir índices  $Z_1, Z_2, \dots, Z_p$  que sejam não correlacionados, na ordem de sua importância e que descrevam a variação nos dados.

A manipulação de uma grande quantidade de informação e a delimitação de alvos complexos podem demandar a definição de limiares, para conjuntos de pixels, estatística e espacialmente próximos, configurando objetos nas imagens. Chen et al. (2012) e Hussain et al. (2013) discutiram os resultados de vários autores e a importância das ferramentas existentes, para a classificação ou detecção baseada em objetos (object-based change detection (OBCD)), em decorrência das alterações no estado e física dos materiais em florestas, pastagens, água, dentre outros alvos. Girard e Girard (2003) apresentaram os bons resultados obtidos, para mapear as pastagens perenes, na região de Champagne, na França, com bandas TM do Landsat, obtendo-se baixo erro de comissão, para a classe pastagem e nenhum erro de comissão, para a máscara de áreas sem pastagens.

#### **2.4 Séries temporais de índices de vegetação**

Em razão da confusão da pastagem com outras culturas, principalmente anuais, a utilização séries temporais e métodos sensíveis é fundamental, na

detecção de alterações, na cobertura de pastagens. Ainda, os dados MODIS demandam uma análise quanto a problemas de saturação e calibração, ao longo do calendário gregoriano, para a detecção de dados espúrios e posterior filtragem ou eliminação de porções da imagem que apresentem problemas, causando uma descontinuidade na série obtida. Esses valores de NDVI têm uma ligação direta com diversos fatores antrópicos, tal como manejo agrícola e fatores ambientais, em sua formação final, a partir das bandas espectrais do vermelho e infravermelho, tais como precipitação pluviométrica, formação de nuvens, incêndios e aerossóis.

Considerando-se técnicas de análises de séries temporais, pode-se detectar em qual escala de tempo um determinado fenômeno geográfico se manifesta. A ocorrência de ciclos hidrológicos demanda a sua observação, para uma melhor análise dos resultados do acúmulo ou soma nas séries de dados, assim como de picos ou alterações intermitentes no uso das terras. O uso de estatística descritiva, média, desvio padrão, máximo, mínimo ou um coeficiente de tendência pode auxiliar, na caracterização de perfis de dados, facilitando a discriminação da utilização temporal das terras.

Nas séries de imagens de satélite, cada pixel ou objeto detém um perfil ou uma série temporal com dados que, na maioria das vezes, distribuem-se de forma não gaussiana. Assim como as séries econômicas, que se caracterizam pela não estacionariedade, com volatilidade e variando, ao longo do tempo, as séries de dados de NDVI, no caso deste projeto referente ao produto MOD13Q1, são não estacionárias, com componente de sazonalidade. Para a realização de análises estatísticas, é desejável a existência de normalidade nos dados, sem viés, além da necessidade de sua estabilização. A série original, então, tem que passar por um processo de transformação, para sua estabilização, em grande parte dos casos, obtendo-se uma série de retornos logarítmicos. Isto se dá da seguinte forma: dado que  $X_t$  é a variável no instante  $t$ , então, a sua variação entre

os instantes  $t-1$  e  $t$  é dada por  $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$ . Assim, têm-se que  $X_t = \log X_t$ , cujo log-retorno é dado por  $R_t = \log(X_t) - \log(X_{t-1})$  (MORETTIN; TOLOI, 2006). Para cálculos mais simplificados, os quais envolvam somente operações básicas ou médias, a estabilização da série pode ser dispensável. Entretanto, em análises de resíduos, desvios ou desvio padrão, a estabilização da série pode ser requerida.

O NDVI se constitui, em um índice de vegetação, reconhecidamente, apropriado ao mapeamento de vegetação herbácea, pastagens plantadas, naturais, ou campos sujos, com vegetação arbustivo-arbóreo esparsa. Rouse et al. (1973) usaram, pela primeira vez, a relação entre as bandas do vermelho e infravermelho próximo (NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*) do Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade do Texas A&M. Diversos outros avanços foram alcançados, a partir desse índice para mapeamento de vegetação relacionada às forragens. Tucker (1979) divulgou estudos empíricos que mostram que o NDVI apresenta correlações significativas com as variáveis biofísicas da vegetação campestre. Banner e Lynham (1981) classificaram o NDVI multitemporal com Landsat MSS, com o intuito de criar um método, para analisar a transição florestal e verificaram a sensibilidade do NDVI ao crescimento da pastagem e ao desenvolvimento de outros tipos de vegetação em clareiras. Huete et al. (1997) encontraram que, em TM/Landsat simulado ao MODIS, 250 m, o NDVI saturava sob condições de vegetação densa, enquanto sob condições de vegetação esparsa de regiões semiáridas, o NDVI foi mais sensível à informação não fotossintética que o SARVI (*Soil and Atmosphere Resistant Vegetation Index* – Índice de Vegetação Ajustado ao Solo e Resistência Atmosférica), com máximas diferenças entre floresta densa e pastagens.

Ao estudarem os índices NDVI, SAVI, SARVI e DVI, concluem que, para efeito de monitoramento, os vários índices de vegetação se complementam,



uma vez que o NDVI se mostrou mais sensível às variações, na fração da radiação fotossinteticamente ativa (fAPAR) que é absorvida pelas plantas, enquanto o SARVI, por exemplo, foi mais sensível aos parâmetros relacionados à estrutura do dossel das plantas. Alguns pesquisadores começaram a perceber que estatística exploratória e operações aplicadas aos índices de vegetação, em relação à fenologia das pastagens intra ou interanual, produzem resultados mais fidedignos, em razão da necessidade de utilização de séries temporais de índices de vegetação, com filtragem apropriada ao típico desenvolvimento desse tipo de vegetação, predominantemente herbácea.

Outros fatores como condição climática, maiores índices pluviométricos e inundações podem influenciar a complexidade da configuração de fragmentos de pastagens (XIN et al., 1999). Yang et al. (1998) demonstraram que o NDVI, integrado no tempo derivado de dados de séries temporais AVHRR, fornece uma métrica sensível, para medir e monitorar o desempenho do ecossistema pastagem, em escalas regionais. Huete et al. (2002) avaliaram a performance do IV do MODIS, com resolução de 500 m, no qual observaram boa correspondência entre medidas de campo e dados aéreos com os IV (NDVI e EVI), em locais de pastagem arbustiva semiárida, savana e floresta tropical e demonstraram a utilidade dos índices em medidas biofísicas. Sano et al. (2002) realizaram espectrometria de campo, com base nas bandas equivalentes as 3 e 4 do Landsat, a qual discriminou apenas entre pastagem manejada e não manejada no Cerrado (vegetação savânica), mas não tipos de degradação. Holm, Cridland e Roderick (2003) utilizaram NDVI / AVHRR acumulado por estação de crescimento de precipitação anual relacionados à fitomassa como indicador de degradação em campos sujos e pastagens naturais na Austrália.

As recentes séries temporais, advindas de sensores de médias, moderadas e baixas resoluções espaciais, expressas na forma de multi ou hipertemporalidade, possibilitam análises mais complexas. Coppin et al. (2004)

enfatizaram técnicas, baseadas em análise de perfis hipertemporais, na detecção de mudança, pois aborda a influência fenológica de estações de crescimento, com limitação pela baixa (AVHRR) a moderada (MODIS) resolução disponível. Assim como o NDVI, foram popularizados os índices EVI (*Enhanced Vegetation Index* – Índice de Vegetação Realçado) e SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index* – Índice de Vegetação Ajustado ao Solo), em virtude da possibilidade de atingir fitofisionomias diferenciadas. Ferreira e Huete (2004) analisaram áreas convertidas do Cerrado, a partir de índices do AVHRR, transformados em NDVI, SAVI e EVI. Ratana, Huete e Ferreira (2005) mostraram que o acúmulo ou a soma dos dados espectrais melhoraram a capacidade de discriminação de alvos, e o desempenho desse método tem sido confirmado por outros autores como Hermuche e Sano (2011) e Rosendo e Rosa (2005). Geerken et al. (2005) avaliaram, criteriosamente, dados NDVI / MODIS, para pastagens naturais, na Síria e concluíram que esses índices de vegetação permitem a diferenciação das tipologias fenológicas, juntamente com a integração anual do índice por simples regressão linear e declividades, significativas por coeficientes de correlação.

Os fatores que influenciam o desenvolvimento das pastagens são tão importantes quanto o mecanismo estatístico, para analisá-las em si, pois subsidiam a tomada de decisão no manejo de campo. Volpato (2002) destacou a importância do NDVI do AVHRR/NOAA, para o monitoramento de incêndios em pastagens, na estação seca, a partir de trabalhos de campo, em que se estabeleceu a correlação com indicadores de umidade. Em um estudo da dinâmica das pastagens, na China, foi analisada a tendência linear da média do NDVI do AVHRR/NOAA, no período de pico da vegetação de pastagem, no qual se verificou que ações antropogênicas e evapotranspiração potencial foram preponderantes na degradação das pastagens (ZHANG et al., 2007).

Entretanto o caráter heterogêneo de fatores ambientais, físicos e sociais dificulta a associação ou correlação com a produtividade da vegetação. Fonseca, Formaggio e Ponzoni (2007) utilizaram imagens Landsat 7 e modelo agrometeorológico para tentar prever a disponibilidade de forragem, em pastagens naturais de municípios, na região da Campanha, no Rio Grande do Sul, com resultados insatisfatórios pelos efeitos do solo. Foram desenvolvidas diversas metodologias para mapeamento e classificação de pastagens por sensoriamento remoto. Sano et al. (2008) mapearam o Bioma Cerrado, em escala 1:250.000, por meio de segmentação de imagens Landsat e trabalhos de campo, sendo as pastagens predominantes, com 26,5% da área de uso da terra.

As pastagens cobrem uma grande parte das terras pelo mundo, e um mapeamento e caracterização da vegetação, em geral, muitas vezes, demanda um olhar sinótico para estimativas expeditas ou em grande escala. Xie, Sha e Yu (2008) realizaram uma revisão sobre o uso de dados de sensoriamento remoto, para mapeamento da vegetação, usando dados multitemporais e multiespectrais, a partir dos sensores AVHRR e MODIS e afirmam que, para a Europa, não se recomendam essas respectivas resoluções para os níveis nacionais ou regionais. Considera-se isso, em razão das dimensões territoriais próprias deste continente, diminutas em relação a outros continentes. Para grandes extensões territoriais, tem-se utilizado até a resolução espacial de 1 km e não só o mapeamento, caracterização das condições e degradação passam ser objeto de interesse de pesquisadores, mas, gradativamente, aspectos de tendência começam a surgir em alguns artigos.

A estatística ou métrica temporal pode ser aplicada a qualquer tema técnico-científico dotado de séries, conforme demonstrado em Morettin e Tolo (2006). Zhang et al. (2008) analisaram as tendências da vegetação, na região Norte da China, usando declividades (*Slope*) do NDVI / SPOT Vegetation e expoentes de Hurst (HURST, 1951; MANDELBROT; WALLIS, 1969), em que

se verificou menor degradação e baixa sustentabilidade e estabilidade das pastagens naturais, frente às florestas. Esse tipo de informações, combinado por Hou et al. (2010), criaram classes de degradação da vegetação, com base em declividade do NDVI, anualmente integrado e expoentes de Hurst, com a análise de série reescalada (R/S), gerando-se classes de degradação, com base em mudanças na vegetação e na tendência de longo prazo. A análise R/S e expoentes de Hurst possuem aplicações a diversas áreas do conhecimento, para análise de tendência, tais como economia e computação (ASHUTOSH; BANSAL; DIMRI, 2007; FLYNN; PEREIRA, 2013; KALE; BUTAR, 2010; KATSEV; L'HEUREUX, 2003; SOUZA; TABAK; CAJUEIRO, 2006). Também Peng et al. (2012) estimaram expoentes de Hurst, para uma região do Tibet, China, na qual se obteve a tendência de dinâmica futura da vegetação com persistência, para grande parte da vegetação florestal e menor persistência (antipersistência) para as pastagens.

Métodos de tratamento das séries temporais são aplicados, com o intuito de eliminar dados espúrios e fornecer um padrão definido ao perfil temporal, assim como na extensão espacial com a utilização de operações e funções harmônicas, tal como *wavelet* (CARVALHO et al., 2001). Aguiar et al. (2010) utilizaram séries temporais MODIS (produto MOD09, NDVI e NDWI) e decomposição em *wavelets*, para distinção de Cerrado e pastagens, principalmente, se as pastagens estivessem em melhores condições. Em linhas gerais, Metternicht et al. (2010) destacaram a degradação das terras como um perda de longo prazo das funções dos ecossistemas, causadas por distúrbios, a partir dos quais o sistema não consegue se recuperar sem ajuda. Assim, aspectos biofísicos mensuráveis em campo ou remotamente podem apoiar o diagnóstico do nível de degradação. Grego et al. (2011) caracterizaram pastagens degradadas e não degradadas de braquiária em campo, a partir de atributos físicos do solo de resistência à infiltração hídrica, gerando mapas, a partir de dependência espacial,

no município de Guararapes, Brasil. Em escala moderada, Liu et al. (2011) utilizaram produtos MODIS, para estimativa de produção primária bruta (GPP) de pastagens temperadas semiáridas, no Norte da China, por meio de dois métodos e base MODIS (MOD17A2 e MOD15A2). A partir de dados geoespaciais, pode-se comprovar dados censitários sobre a degradação de pastagens, tal como feito por Andrade et al. (2011), os quais analisaram a degradação de pastagens plantadas, no Estado de Goiás, Brasil, usando SPOT Vegetation e declividade (*Slope*) da taxa de alteração do NDVI entre os anos analisados. Assim, observaram correspondência, ao nível municipal, com os dados censitários de degradação de pastagens, além do uso prático da métrica de tendência linear *Slope*, para a identificação do nível de degradação das pastagens, por meio de série temporal.

Verbesselt et al. (2010) e Verbesselt, Zeileis e Herold (2012) apresentam o algoritmo Breaks For Additive Seasonal and Trend (BFAST) como forma de detectar alterações e tendências lineares, no uso da terra, apresentando simulações de séries temporais, séries NDVI e aplicações à florestas e com discussão sobre a fenologia interanual de pastagens detectável com uso de escalas sazonais. Assim como o escalonamento aplicado por expoentes de Hurst, *wavelet* e média móvel, outras métricas podem ser adotadas na análise das séries temporais. Victoria et al. (2012) transformaram séries temporais NDVI / MODIS, do Estado do Mato Grosso, Brasil, em componentes de Fourier, em que a primeira componente reflete a média anual do NDVI, a segunda, por semestre e terceira, por quatro meses, cuja composição em multibandas foi classificada. Áreas de cultivos superiores a 10% da área dos municípios foram bem correlacionadas com dados censitários. Apesar da elaboração de metodologias complexas, uni ou bitemporal, ou multitemporal, a metodologia de perfis cumulativos demonstrou boa discriminação entre floresta, savana, cultivos agrícolas e pastagem e entre tipos de pastagens cultivadas, no Bioma Cerrado,

Brasil, por meio de dados MODIS (ANJOS et al., 2013). Em vários ecossistemas associados às pastagens, a dinâmica é bastante particular às condições físico-ambientais e socioeconômicas. Karnieli et al. (2013) conduziram um estudo com variáveis de campo e imagens Landsat 7 ETM+ transformados em EVI, mostrando que nem sempre um índice de vegetação maior significa melhores condições de pastejo, em decorrência de plantas invasoras não palatáveis na Mongólia.

Rigge et al. (2013) estabeleceram uma relação entre o NDVI / MODIS, acumulada por estação quente ou fria e pluviometria, para as condições das pastagens naturais nos Estados Unidos. As métricas fenológicas, aplicadas às séries, apoiam a distinção de cultivos e vigor da vegetação. Junges, Fontana e Pinto (2013) usaram uma máscara de culturas anuais, obtida pela amplitude do NDVI e realizaram uma classificação não supervisionada que identificou diversos cultivos e pastagens, de acordo com os perfis temporais do NDVI / MODIS em uma região do Brasil. Entretanto a utilização de uma única métrica ou estatística de análise sugere que pelos resultados obtidos por pesquisadores a combinação favorece a discriminação das tipologias entre tipos de vegetação, principalmente, se são analisados o contexto espacial ao nível de pixel. Xu et al. (2014) obtiveram uma boa relação entre o NDVI estimado de imagens Landsat, em pastagens no Canadá, e Reeves e Baggett (2014) compararam a tendência linear do NDVI / MODIS máximo anual a pixels de referência, vizinhos em pastagens degradadas ou não degradadas, nos Estados Unidos, nos quais quase não foi encontrada diferença significativa, sugerindo-se o uso de técnicas híbridas, mais sensíveis. Os dados de alta resolução espacial podem propiciar resultados mais acurados, mas existe uma demanda computacional superior e de recursos financeiros para produzi-los. Contudo, em razão de produtos de imagens ou fotos adquiridos em outros projetos, esses podem ser aproveitados,

para outros objetivos, economizando recursos que seriam, necessariamente, empregados.

Gillan et al. (2014) propuseram um método de estimativa de altura e volume de arbustos e pastagens naturais, a partir de estero-pares de fotografias aéreas disponíveis, em construção de modelos 3D, como alternativa mais barata e precisa, para monitoramento de pastagens naturais, nos Estados Unidos, em grande escala. É notável a utilização dos índices de vegetação de sensoriamento remoto, na tentativa de mapear e identificar o desenvolvimento de pastagens, principalmente, em países que possuem grandes extensões de pastagens como a China, Estados Unidos e Brasil. Assim, Jin et al. (2014) compararam os resultados de levantamento de biomassa de pastagens temperadas com vários índices de vegetação, a partir da base MODIS, sendo o NDVI o que resultou em maior coeficiente de correlação, exceto para estepes. Também, para o Cerrado brasileiro, uma formação savânico-campestre e florestal, no Estado do Mato Grosso, Silva et al. (2010) obtiveram resultados, para as séries curtas de bandas do MODIS (MOD13), aplicando-se Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME), divididos em fração, solo, sombra e vegetação. A partir de amostras de séries de pixels puros, indicaram que as imagens fração, originadas do MLME, são viáveis e práticas, na caracterização de formações savânicas e florestais e classes de uso antropogênicas (pastagens cultivadas/culturas agrícolas). Foi possível discriminar pastagens naturais (savana gramíneo-lenhosa) das cultivadas no Cerrado.

As pastagens têm um papel fundamental na sociedade pelas suas multifunções na cadeia agropecuária. A pecuária se estende, por quase todo o mundo, cuja interface vegetação e conversão animal possibilitam o mapeamento das pastagens como indicador da produção animal. A vegetação de pastagem apresenta uma dinâmica ágil com um extrato herbáceo que exige muita

sensibilidade com velocidade nos resultados para análise de seu desenvolvimento.

Dessa forma, a ciência do sensoriamento remoto, SIG e métricas espaço-temporais se apresentam como uma maneira de menor custo para levantamentos detalhados ou expeditos. Com o surgimento de novas tecnologias, seriam possíveis a detecção de mudanças, crescimento vegetativo, avanço ou retração de áreas ocupadas pelas pastagens, assim como suas condições de desenvolvimento, níveis de degradação e consequências socioeconômicas, em decorrência da necessidade de recuperação, fertilização, pousio, rotação de gramíneas ou outras forragens. Os custos de avaliação ou manutenção regem políticas públicas ou fixação dos produtores no campo. Especificamente, para análise de pastagens, o índice de vegetação NDVI se mostra de muita utilidade, para percepção remota da condição vegetativa das pastagens, e suas séries apresentam a propriedade de indicar uma tendência de aumento ou redução na amplitude fenológica ou persistência das condições de crescimento.

Em razão das grandes extensões territoriais, os sensores de média a baixa resolução, que apresentem boa resolução temporal, tal como o sensor MODIS ou AHVRR, produzem resultados com a devida sensibilidade, apropriada às mudanças sazonais ou intrassementrais, como no caso das pastagens. Conforme Roumenina et al. (2015), novos satélites e sensores, tais como os disponíveis pela Agência Espacial Europeia (ESA), com bandas no visível e infravermelho, Sentinel-1 e 2 e PROBA disponibilizam dados com boa resolução temporal, 5 e 3 dias, respectivamente, além de diário para o PROBA, com 100 m de resolução espacial. Ainda, de acordo com este estudo, para análise de séries NDVI / PROBA, em cultivos na Bulgária, a classificação não supervisionada apresentou bons resultados, para a detecção de cultivos com o PROBA-V com 100 m de resolução, disponibilizado a cada 3 dias. Existe uma grande quantidade de metodologias aplicáveis ao mapeamento e análise de



pastagens, as quais se devem ajustar às condições de manejo, extensão territorial e variedades de forragens utilizadas.

## 2.5 Métricas e estatística temporais

No estudo da vegetação, por meio de sensoriamento remoto, várias métricas ou medidas temporais, assim como estatística descritiva, podem ser aplicadas para o entendimento do processo de desenvolvimento foliar ao longo do tempo, expresso em múltiplas imagens de satélite. Vários métodos podem ser integrados no intuito de elucidar o crescimento vegetativo frente às diversas tipologias presentes no campo.

### 2.5.1 Índice de Crescimento das Pastagens

A análise temporal dos índices de vegetação de uma determinada época, em comparação à série do passado, pode revelar alterações como crescimento, sustentação ou degradação da vegetação. Como demonstrado por Xu et al. (2013), a diferença entre o NDVI de uma época do ano, diante do NDVI médio de uma série passada, expressa um Índice de Crescimento das Pastagens (IC), conforme a equação a seguir:

$$IC = \frac{(NDVI_m - NDVI_n)}{(NDVI_m + NDVI_n)} \quad (4)$$

Em que:

IC é o índice de crescimento das pastagens.

NDVI<sub>m</sub> representa o valor do índice de vegetação na data m.

NDVI<sub>n</sub> é a média dos índices de vegetação para o mesmo período equivalente em anos anteriores.

Com a estimativa do índice de crescimento ou de desenvolvimento das pastagens, é possível identificar áreas nas quais o manejo adotado mantém a sustentabilidade da produção ou regiões que apresentem níveis diferenciados de degradação. Essa informação é fundamental, para a tomada de decisão, no que tange às medidas mitigadoras ou políticas agropecuárias adequadas.

### 2.5.2 *Slope*

A vegetação de pastagens é muito sensível às mudanças no ciclo hidrológico ou ao regime de chuvas. Dessa forma, o uso de um índice que associe a resposta espectral realçada pelo NDVI com o histórico disponível e com os desvios na vitalidade da vegetação, possibilita a identificação de anomalias na produção, principalmente, causadas por condições edafoclimáticas e de manejo adversas ou, também, favoráveis. *Slope* é o coeficiente de inclinação da linha de regressão ajustada, em cada pixel no qual  $Slope > 0$  indica que a vegetação está em processo de recuperação, enquanto se  $Slope < 0$  indica a ocorrência de algum processo de degradação (ANDRADE et al., 2011; LIU et al., 2010; STOW et al., 2003). Para a estimativa da tendência linear pela métrica *Slope*, primeiramente, obtém-se o valor máximo, mínimo ou médio do NDVI, em períodos semestral ou anual, para a série em análise. Em seguida, o coeficiente angular da reta obtida por regressão linear é estimado de acordo com a equação abaixo:

$$Slope = \frac{n \sum_{i=1}^n i NDVI_p - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n NDVI_p}{n \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (5)$$

Em que *Slope* é a inclinação obtida por regressão linear do valor descritivo do NDVI ( $NDVI_p$ ) para o período  $i$  com  $n$  igual ao tempo total da série.

### 2.5.3 Métricas descritivas: Máximo, Médio e Mínimo

As métricas fenológicas aplicadas às séries apoiam a distinção de cultivos e vigor da vegetação de cultivos agrícolas, pastagens e florestas, observando-se datas e índices, pelo SOS (Start-of-Season), POS (Peak-of-Season), EOS (End-of-Season) e *Slope* ou declividade da curva ou da série, principalmente, além das diferenças entre os valores máximos, mínimos e médias (CLERICI; WEISSTEINER; GERARD, 2012; GONG et al., 2015; UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY - USGS, 2015; YOU et al., 2013). Os índices e tendências analisadas sobre o desenvolvimento da vegetação, ao longo da série hipertemporal, fornecem informações sobre as condições de desenvolvimento da pastagem. Entretanto tipologias diferenciadas com maior ou menor grau de atividade fotossintética, mesmo diferentes, podem apresentar comportamento similar. Desta forma, informações a respeito de estatística temporal exploratória produzem dados importantes sobre o estágio, em que se encontra a pastagem e qual é sua fisionomia, frente às diversas condições edafoclimáticas, tendo a estatística geral do NDVI como indicador do padrão da vegetação. As métricas da série total de máximo, mínimo e média do NDVI denotam a amplitude, o patamar do índice de vegetação e podem apoiar a classificação das condições das pastagens em conjunto com as camadas de tendência linear e não linear investigados. A partir de algoritmos no SIG, obtêm-se as métricas exploratórias  $NDVI_{máximo}$ ,  $NDVI_{mínimo}$  e  $NDVI_{médio}$ , na série hipertemporal, conforme equações a seguir:

$$Máximo = \max_{i=1}^n [NDVI_i] \quad (6)$$

$$Mínimo = \min_{i=1}^n [NDVI_i] \quad (7)$$

$$Média = \frac{\sum_{i=1}^n NDVI_i}{n} \quad (8)$$

Em que  $n$  é igual ao número de anos e  $NDVI_i$  é o valor do índice de vegetação no ano  $i$ .

#### 2.5.4 Expoente de Hurst

A estimativa de expoentes de Hurst remetem à noção de dimensão fracionária ou, em termos de interface entre a dimensão inteira e fracionária, de dimensão fractal. A dimensão fractal ( $D$ ) e expoente de Hurst ( $H$ ) estão correlacionados da forma  $D = 2 - H$ , para séries no plano bidimensional e estima-se  $H$ , com base na análise R/S, pelas seguintes equações (MANDELBROT, 1983; MANDELBROT; WALLIS, 1969; SOUZA; TABAK, CAJUEIRO, 2006):

$$d_t = |\ln X(t) - \ln X(t-1)| \quad (9)$$

Em que:

$d_t$  é o desvio logarítmico

$X(t)$  é o NDVI no momento  $t$ .

A partir de então, os log-desvios são tratados pelas seguintes equações, com o intuito de obter-se  $H$  e, abaixo, estão algumas relações, em forma de equações, tal como descrito pelos autores acima:

$$Si = \left[ \frac{1}{i} \left[ \sum_{k=1}^i d^2 \right] - \frac{1}{i^2} \left[ \sum_{k=1}^i d \right]^2 \right]^{1/2} \quad (10)$$

$$R_i / S_i = \frac{1}{S_i} \left[ \max_{1 \leq k \leq i} \left[ \sum_{k=1}^i d_{k,i} - \frac{k}{i} \sum d_i \right] - \min_{1 \leq k \leq i} \left[ \sum_{k=1}^i d_{k,i} - \frac{k}{i} \sum d_i \right] \right] \quad (11)$$

Em que:

$R_i / S_i$  é a série rescalonada no bloco  $i$

$d_i$  é o desvio absoluto acumulado no bloco  $i$ .

Também, onde  $S_i$  representa o desvio-padrão  $\sigma_\tau$  no bloco  $\tau$

Desta forma, medindo-se as flutuações acumuladas, em torno da média por unidade padrão, obtém-se H da relação:

$$(R/S)\tau = (\tau/2)^H \quad (12)$$

Em que:

$(R/S)\tau$  é a flutuação acumulada média para a classe de bloco  $\tau$ .

A partir da relação logarítmica entre as variáveis descritas, adicionado a um erro ou ruído, expresso, muitas vezes, em  $R^2$ , estimam-se parâmetros úteis, na investigação da memória de longo prazo e patamares, nas flutuações ou log-desvios dos valores de NDVI ou autovalores normalizados. A partir da estimativa da reta por regressão linear do logaritmo de R/S versus escalas temporais, obtém-se H, conforme as equações abaixo:

$$H = \ln \left( \frac{1}{S_i} \left[ \max_{1 \leq k \leq i} \left[ \sum_{k=1}^i d_{k,i} - \frac{k}{i} \sum d_i \right] - \min_{1 \leq k \leq i} \left[ \sum_{k=1}^i d_{k,i} - \frac{k}{i} \sum d_i \right] \right] \right) \div \ln(i) \quad (13)$$

$$H = \ln \left( \frac{(\text{máx} \sum x - \bar{x}) - (\text{mín} \sum x - \bar{x})}{\sigma_\tau} \right) \div \ln(\tau) \quad (14)$$

A estimativa do expoente de Hurst, por meio da análise R/S, geralmente, é efetuada, para grandes séries temporais com mil registros ou mais (KATSEV; L'HEUREUX, 2003), para bases de dados econômicas, biológicas ou geofísicas. Contudo a dimensão fractal (D) e H, relacionáveis, de acordo com Mandelbrot, podem ser calculados, a partir de séries curtas com ajuste dos lags (FLYNN; PEREIRA, 2013; QI; YANG, 2011), produzindo resultados confiáveis, em termos de memória de longo prazo ou mesmo descritivos (SUN et al., 2006), independentemente, da expressão de autossimilaridade ou de valores, eventualmente, espúrios.

Em razão das sensíveis diferenças entre as tipologias de pastagens, heterogeneidade fenológica, ocorrência de plantas invasoras, palatabilidade e variedades cultivadas, a necessidade de uma análise acurada é imperiosa, para diferenciar os perfis temporais das pastagens. Muito utilizada, para séries temporais financeiras e econômicas, a análise clássica da série reescalada, denominada R/S (amplitude variável dividida pelo desvio-padrão), originalmente, descrita por Hurst (1951), em seu trabalho na determinação da capacidade de longo prazo de armazenagem de água por represas, a partir de sua experiência, na construção de uma represa no Rio Nilo, consolidou-se em um método de investigar memória de longo e de curto prazo, atualmente. Em trabalhos de Mandelbrot (1983) e Mandelbrot e Wallis (1969), foram, definitivamente estruturados, a análise R/S e o expoente de Hurst, como forma de determinação da memória, em séries temporais, em que  $H < 0,5$ , há a indicação de antipersistência ou anticorrelação, cujos valores ou fenômenos tendem a se reverterem no futuro;  $H = 0,5$  denota um passeio ao acaso, também, chamado de movimento Browniano, em que os valores não chegam a alcançar

ou a definir uma tendência; e  $H > 0,5$  apresentando uma persistência ou memória, em que valores passados influenciam os resultados futuros. Mandelbrot, também, provou a relação do expoente de Hurst com a dimensão fractal, relacionando-os aos processos dinâmicos dos mais diversos e complexos. Em trabalhos econômicos, Lo (1991) estudou efeitos de memória longa, em preços de mercado, Peters (1994) aplicou essas técnicas, na análise de investimentos e Souza, Tabak e Cajueiro (2006) utilizaram a análise R/S, para estimativa do expoente de Hurst e verificação da memória de longo prazo, na taxa de câmbio, no mercado brasileiro. Sánches, Trinidad e García (2008) teceram comentários sobre o tratamento dos dados, para análise do expoente de Hurst, em mercado de capitais.

Também, com aplicações acadêmicas ao meio ambiente e sensoriamento remoto, Xin et al. (1999) estimaram leis de potência em transectos espaço-temporais, em dois tipos de pastagens, na China, Ashutosh, Bansal e Dimri (2007) e Soterroni, Domingues e Ramos (2008) concluíram que a análise R/S produz resultados equivalentes ao método de wavelets, para estimativa do expoente de Hurst tanto para séries longas como curtas, assim como Hou et al. (2010) e Peng et al. (2012) utilizaram séries de imagens NDVI do SPOT-VGT e do sensor AVHRR, respectivamente, para avaliarem a tendência futura de degradação de pastagens e vegetação, em geral.

Com séries, medianamente curtas, as séries NDVI / MODIS do satélite terra, mensurado e reportado, a partir de fevereiro do ano 2000, para pixels com resolução espacial de 250 m, não permitem atender a recomendação clássica de 500 a 1.000 dados no mínimo na base de dados para a análise R/S. Entretanto isso tem mudado com os novos estudos para séries curtas. Qi e Yang (2011) discutiram um novo método, para base de dados, a partir de 100 dados. Flynn e Pereira (2013) obtiveram dados significativos, para análise R/S, para séries curtas, em análise de dados biológicos pela simples adoção de lags ou escalas

aritméticas ao contrário das escalas clássicas geométricas ou binárias. Segundo Markovic e Koch (2005), R/S, também, comporta-se de forma viesada, se métodos de filtragem não são aplicados, adequadamente, mas é menos influenciado por dados periódicos, em razão do cálculo de desvios cumulativos e média. Todos os métodos, para a estimativa do expoente de Hurst, podem superestimar ou subestimar H, de acordo com a variância anual apresentada, sendo subestimada para o método R/S com o aumento da variância ou amplitude anual.

Em trabalho realizado por Kale e Butar (2010), discute-se a natureza da distribuição normal dos expoentes de Hurst produzidos. Isto ocorre para séries sintéticas ou reais. Relata-se a quase normalidade dos dados de NDVI adimensionais e, para dados sazonais com periodicidade concreta nos dados, descritivamente, os retornos logaritmos são dispensados, para a análise de séries medianamente curtas e, em virtude da distribuição gaussiana dos desvios calculados na análise R/S. A utilização de um escalonamento da série que preserve as propriedades da análise reescalada, mantendo ao máximo a utilização da série, em sua totalidade, torna-se um desafio, em razão das subdivisões aplicadas.

Pode-se estimar a dimensão fractal ou expoente de Hurst, por meio de relações mensuráveis tais como perímetro versus área e comprimento versus área, em análises de bacias hidrográficas e fragmentos florestais (HOTT et al., 2007) e, dessa forma, H pode ser calculado, diretamente, a partir da relação entre intervalo de tempo e flutuação, para séries de curto prazo e discretas, em que, descritivamente, classifica-se a série como aleatória ( $H = 0,5$ ), com valores correlacionados ( $0,5 < H \leq 1$ ) ou anticorrelacionados ( $0 \leq H < 0,5$ ), para os quais uma tendência apresentada, num momento, reverte-se, no futuro. Os índices de vegetação poderão oscilar, ao longo do tempo, expressando um comportamento complexo ou não, descritivamente, mesmo considerando uma pequena série, na



qual se pode realizar um cálculo, baseado na relação diferença temporalmente escalonada do NDVI versus tamanho do lag, em termos de tamanho do seguimento analisado, o qual representa o tempo. Entende-se que cada classe de uso e cobertura possui um nível de complexidade no comportamento do NDVI o que poderá ser expresso pelo expoente de Hurst, em relação, ao período de tempo analisado e R/S. Assim, o índice de vegetação, também, pode indicar uma influência regional, na produção agropecuária e em outros aspectos sócio econômicos, especificamente, na produção de leite, a qual se distribui por toda a Zona da Mata de Minas Gerais, com repercussões, na comercialização e consumo de lácteos e outros indicadores sociais tal como renda.

Os expoentes H, resultantes da análise R/S modificada e proposta para cálculo, são sensíveis a movimentos cíclicos periódicos e, também, não periódicos, diferentemente, da análise radial de Fourier, expressando, descritivamente, as características do fenômeno estudado, além de denotar a expressão de fenômenos no curto prazo.

## **2.6 Avaliação por Multicritério**

Em virtude do número de planos de informação gerados, nas análises com o SIG, vários métodos de cruzamento de dados e geração de informação, para a tomada de decisão territorial, têm sido propostos. O método de Avaliação por Multicritério (AMC) de combinação linear ponderada permite o cruzamento de vários planos de informação, usando pesos apropriados ao fenômeno estudado, gerando-se autovalores que podem definir graus de adequabilidade e decisórios sobre os processos envolvidos, a partir dos critérios ou fatores (ESTOQUE; MURAYAMA, 2010; MALCZEWSKI, 2006; MURAYAMA; THAPA, 2011). A existência de vários planos de informação acerca das condições das pastagens suscita a necessidade de critérios e métodos, para extrair máxima ponderação sobre a importância, integração e relação espacial

entre os fatores de tal forma que resulte em um único mapa com scores ou autovalores, os quais definam o fenômeno com uma legenda que permita decisões de manejo no campo agropecuário.

Bastante utilizada, em análises espaciais, a análise por multicritério se baseia, no mapeamento de fatores em planos de informação e na definição do nível de pertinência das camadas, na construção de um mapa final, cujos critérios subsidiam a tomada de decisão (CALIJURI; MELO; LORENTZ, 2002; MOURA, 2007). O método de Multicritério é aplicado conforme, a seguinte equação:

$$M_{ij} = \sum_{k=1}^n F_{ij,k} \times P_k \prod c_{ij} \quad (15)$$

Em que M é o autovalor ou score produzido, para o pixel na coluna i e linha j, a partir do somatório da multiplicação dos fatores F pelo seu respectivo peso P; em que n, de acordo com número de planos de informação no SIG, e c é o fator booleano ou restrições (0 ou 1). Aplica-se metodologia desenvolvida por Saaty (1980), para hierarquização pareada dos fatores, com a análise AHP (Analytic Hierarchy Process), a partir do grau de favorecimento ao processo de estudo, conforme escala numérica apresentada, no Quadro 1, de acordo com critério de decisão sobre quais fatores se aproximam ou se sobrepõem aos outros, em termos de importância, no processo de avaliação. Após a tabulação da comparação cruzada entre os fatores, com os valores para cada critério de classificação e recíprocos, é realizada a normalização dos valores pela divisão de cada valor pelo somatório em cada critério real e recíproco. Em seguida, obtêm-se os pesos pela média dos valores normalizados. Para validação dos pesos, gera-se o produto das matrizes dos valores pareados e dos pesos, cuja média final da razão de proporcionalidade, a qual é o produto dividido pelo peso, é usada na estimativa do Índice de Consistência (CI – *Consistency Index*). A

relação de consistência (CR – *Consistency Ratio*), a qual é obtida pela divisão entre CI e RI (*Random Index* ou índice de consistência aleatória, os valores são propostos por Saaty). Se CR for menor que 0,1 haverá coerência entre os valores atribuídos aos critérios pareados e pesos estimados para os fatores.

Quadro 1 - Escala numérica de decisão de Saaty.

<b>Escala Numérica</b>	<b>Critério de importância</b>	<b>Processo</b>
1	Igual	Ambos fatores contribuem equivalentemente.
3	Leve	Pela experiência um fator se sobrepõe ao outro.
5	Forte	Um fator é fortemente superior ao par analisado.
7	Muito Forte	Um fator é muito fortemente superior.
9	Extremamente Forte	É observada uma importância extrema de um fator.
2, 4, 6, 8	Intermediários entre os critérios	Gradiente ponderado entre um fator e outro.

Fonte:

Os cálculos, para estimativa dos pesos e sua avaliação, são realizados, conforme matrizes e equações abaixo:

Matriz A

$$\begin{bmatrix} F_1 & \dots & F_n \\ \vdots & \ddots & v \\ F_n & r & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

Em que F é o fator e n é o número de fatores, v é o valor atribuído pelos critérios de avaliação pareada e r é o valor recíproco, dispostos em uma matriz n x n.

Matriz B

$$\begin{bmatrix} M_1 & \dots & M_i \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ M_j & \dots & M_j \end{bmatrix} \quad (17)$$

Em que M é o valor do critério referente ao Fator n da Matriz A normalizado pelo somatório de cada coluna.

Matriz C

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ \vdots \\ P_n \end{bmatrix} \quad (18)$$

Em que P é o peso final ou média do somatório da linha i da Matriz B, e n é o número de fatores.

$$(AC)_{n,1} \sum_{r=1}^n a_{nr}c_{r1} = a_{n1}c_{11} + \dots + a_{nn}c_{n1} \quad (19)$$

Em que AC é a matriz produto entre as matrizes A e C com n linhas e 1 coluna.

A média da razão entre o produto das matrizes e o peso respectivo fornece a estimativa  $\lambda_{\max}$ , a partir da qual será calculado CI, conforme abaixo:

$$CI = (\lambda_{\max} - n)/(n - 1) \quad (20)$$

$$CR = CI/RI \quad (21)$$

Após validação dos pesos a serem aplicados aos fatores representados por planos de informação no SIG, estimam-se os autovalores pelo método do

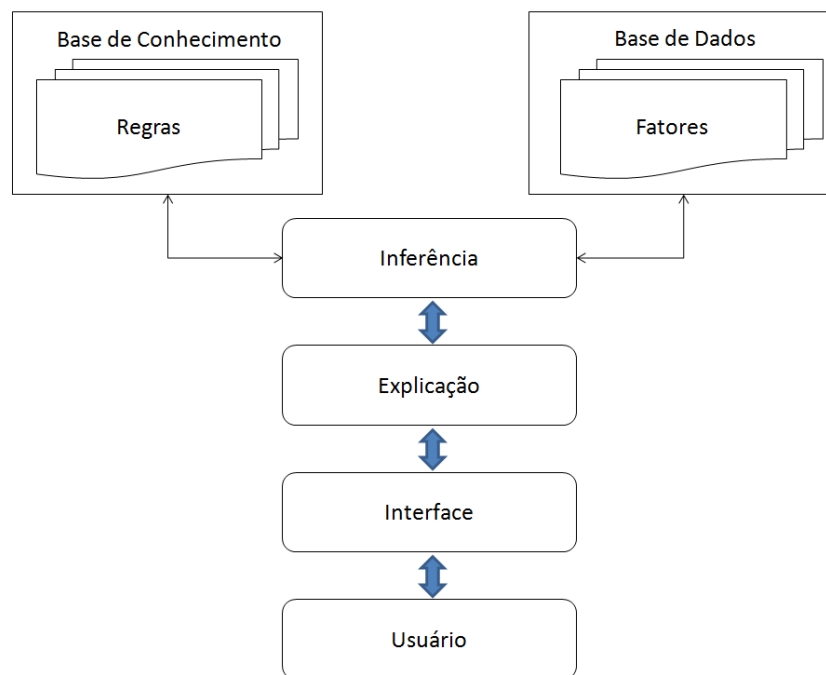
Multicritério Ponderado, a partir das camadas normalizadas, geralmente, em binarização dos dados em 8 bits, de 0 a 255, em função crescente no SIG (SARTORI; SILVA; ZIMBACK, 2012). O mapa final obtido representa o grau de risco, aptidão ou valores que explicam a relação entre as camadas de dados. Entretanto a existência de camadas de dados mais complexas, nas quais os valores detêm um fatiamento ou classificação não linear, em que não exista um comportamento crescente ou decrescente explícita, há necessidade de se complementar com métodos que atendam a este tipo de cruzamento de dados. Assim, métodos que incorporem condicionantes complexas são requeridos. Algoritmos no SIG que permitam a elaboração das condições de integração dos dados, a partir do conhecimento sobre os planos de dados não lineares, podem sanar essa necessidade. Sistemas especialistas, por exemplo, possibilitam o estabelecimento de condições de sobreposição entre as camadas que demandem a observação das classes a partir do conhecimento específico sobre elas.

## **2.7 Sistema Especialista**

Os blocos computacionais de Sistemas Especialistas (SE) permitem introduzir a análise e conhecimento humano, a partir da definição de condições em algoritmos e aplicação à base de dados disponível, constituindo poderosa ferramenta de produção de informação, para tomada de decisão em diversas áreas do conhecimento (AHMADIA; EBADI, 2014; METTERNICHT, 2001; PLANT; VAYSSIÈRES, 2000; YANG et al., 2006). O SE visa inserir condições de aplicação de um fenômeno estudado, fornecendo soluções, a partir da inserção do conhecimento técnico. O SE é uma variação de um sistema de inteligência artificial, cujas regras de análise são inseridas, computacionalmente, em concordância com as especificidades do processo. De acordo com Rabuske (2000), o SE é caracterizado pela amplitude dos dados e informações e capacidade de simplificação da conclusão esperada, explicando a decisão tomada,

a partir das condições ou “pensamento”. Na realidade esse mecanismo se assemelha ao processo multicriterial, mas com abordagem de regras necessárias à compreensão e interpretação de um plano de informação mais complexo, permitindo diversas soluções e explicações. Na análise por multicritério, as regras oriundas da base de conhecimento são inseridas, na expressão matemática, por meio da avaliação criteriosa dos pesos e constantes booleanas. A partir de uma base de conhecimento, traduzida em regras, pode-se realizar inferências pelo processamento das regras, para a tomada de decisão, em uma ou mais soluções. O SE pode ser representado, conforme a Figura 9.

Figura 9 - Representação de bloco de SE.



Fonte: Adaptado de Andrade et al. (2007).

Um aplicativo pode ser desenvolvido por meio da interface do SIG para a integração dos planos de informações espaciais. O bloco do sistema é baseado em Regras, nas quais, de acordo com as condições inseridas, será produzida informação ou inteligência. O processo de automatização de processos, no cruzamento de camadas no SIG, torna rápida a realização de análises e facilita a geração de cenários, a partir da alteração de cenários, de acordo com observações de histogramas e informações de campo.





## REFERÊNCIAS

- AGGELOPOULOS, S. et al. Suggestions for reformation in sheep farms based on production cost. **Journal of Food, Agriculture and Environment**, Helsinki, v. 3, p. 561-566, 2009.
- AGUIAR, D. A. et al. Modis time series to assess pasture land. In: IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2010, Honolulu. **Proceedings...** Honolulu, 2010. p. 2123-2126.
- AHMADIA, F. F.; EBADI, H. Using cognitive information in the expert interface system for intelligent structuring and quality control of spatial data measured from photogrammetric or remotely sensed images. **Measurement**, Amsterdam, v. 48, p. 167-172, Feb. 2014.
- AKIYAMA, T.; KAWAMURA, K. Grassland degradation in China: methods of monitoring, management and restoration. **Grassland Science**, Hoboken, v. 53, p. 1-17, 2007.
- ALVES, E. Características do desenvolvimento da agricultura brasileira. In: GOMES, A. T. et al. (Ed.). **O agronegócio do leite no Brasil**. Juiz de Fora: EMBRAPA Gado de Leite, 2001. p. 10-37.
- ANDERSON, L. O. et al. Utilização de dados multitemporais do sensor MODIS para mapeamento da cobertura e uso da terra. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. 1 CD-ROM.
- ANDRADE, G. A. P. et al. Sistema especialista para determinação do índice de potencial de expansão urbana para unidade territorial. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA, 23., 2007, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro, 2007. Disponível em: <<http://geoproea.arq.ufmg.br/publicacoes/2007/sistema-especialista-para-determinacao-do-indice-de-potencial-de-expansao-urbana-para-unidade-territorial>>. Acesso em: 10 mar. 2016.
- ANDRADE, R. G. et al. **Monitoramento de processos de degradação de pastagens a partir de dados Spot Vegetation**. Campinas: EMBRAPA - Monitoramento por Satélite, 2011. 16 p. Boletim de pesquisa e desenvolvimento.

ANJOS, V. S. et al. Caracterização espectro-temporal de pastagens do Triângulo Mineiro utilizando dados MODIS EVI2 (2000-2010). **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v. 25, n. 1, p. 205-215, 2013.

ANTUNES, M. A. H.; GLERIANI, J. M.; DEBIASI, P. Atmospheric effects on vegetation indices of TM and ETM+ images from a tropical region using the 6S model. In: IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2012, Munich. **Proceedings...** Munich: IGARSS, 2012. p. 6549-6552.

ASHUTOSH, C.; BANSAL, A. R.; DIMRI, V. P. Wavelet and rescaled range approach for the Hurst coefficient for short and long time series. **Computers & Geosciences**, New York, v. 33, p. 83-93, 2007.

ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura**. 2. ed. Brasília, DF: EMBRAPA - SPI; EMBRAPA - CPAC, 1998. 434 p.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Anuário estatístico do crédito rural**. 2009. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em: 10 mar. 2016.

BANNER, A.; LYNHAM, T. Multitemporal analysis of Landsat data for forest cutover mapping-a trial of two procedures. In: CANADIAN SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING, 7., 1981, Winnipeg. **Proceedings...** Winnipeg, 1981. p. 233-240.

BARRANTES, O. et al. Categorization of grazing systems to aid the development of land use policy in Aragon, Spain. **Grass and Forage Science**, Oxford, v. 64, p. 26-41, 2009.

BOSSLER, J. D. et al. **Manual of geospatial science and technology**. London: Taylor & Francis, 2002. 623 p.

BROCKINGTON, N. R.; ZOCCAL, R.; VEIL, J. M. O uso da simulação nos estudos de pastagens: 3., introdução de capim-braquiária (*Brachiaria decumbens*, Stapf.) em pastagens degradadas de capim-gordura (*Melinis minutiflora*, Beauv.). In: REUNIÃO ANUAL DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ZOOTECNIA, 23., 1986, Campo Grande. **Anais...** Campo Grande: Sociedade Brasileira de Zootecnia, 1986. p. 353.

CALIJURI, M. L.; MELO, A. L. O.; LORENTZ, J. F. Identificação de áreas para implantação de aterros sanitários com uso de análise estratégica de decisão. **Informática Pública**, Belo Horizonte, v. 4, p. 231-250, 2002.

CARVALHO, G. R.; HOTT, M. C.; OLIVEIRA, A. F. de. **Análise espacial da concentração da produção de leite e potencialidades geotecnológicas para o setor**. Campinas: EMBRAPA - Monitoramento por Satélite, 2006. 34 p. Boletim de conjuntura agropecuária.

CARVALHO, G. R. et al. Leite I: análise de produtividade. **Agroanalysis (FGV)**, Rio de Janeiro, v. 27, p. 19-21, 2007.

CARVALHO, G. R.; OLIVEIRA, C. de. Panorama da pecuária leiteira no Brasil e no mundo. In: \_\_\_\_\_. **Aspectos sócio-econômicos e ambientais da produção de leite**. Juiz de Fora: EMBRAPA Gado de Leite, 2007. p. 27-37.

CARVALHO, L. M. T. et al. Digital change detection with the aid of multiresolution wavelet analysis. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 22, n. 18, p. 3871-3876, 2001.

CHAPMAN, D. F.; LEMAIRE, G. Morphogenic and structural determinants of plant regrowth after defoliation. In: BAKER, M. J. (Ed.). **Grasslands for our world**. Wellington: SIR, 1993. chap. 3, p. 55-64.

CHEN, G. et al. Object-based change detection. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 33, n. 14, p. 4434-4457, 2012.

CLERICI, N.; WEISSTEINER, C. J.; GERARD, F. Exploring the use of MODIS NDVI-based phenology indicators for classifying forest general habitat categories. **Remote Sensing**, Basel, v. 4, n. 6, p. 1781-1803, 2012.

COPPIN, P. et al. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 25, n. 9, p. 1565-1596, 2004.

CÓSER, A. C.; CRUZ FILHO, A. B. Estabelecimento de leguminosas em pastagens de capim-gordura. **Revista da Sociedade Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, MG, v. 18, n. 5, p. 410-416, 1989.

CÓSER, A. C. et al. Desempenho animal em pastagens de capim-gordura e braquiária. **Pasturas Tropicales**, Cali, v. 19, n. 3, p. 14-19, 1996.

COUTINHO, A. C. **Segmentação e classificação de imagens Landsat-TM para o mapeamento dos usos da terra**. 1997. 145 p. Dissertação (Mestrado em Ecologia)-Universidade de São Paulo, São Paulo, 1997.

CRISTIANO, P. M.; POSSE, G.; DI BELLA, C. M. Total and aboveground radiation use efficiency in C3 and C4 grass species influenced by nitrogen and water availability. **Grassland Science**, Hoboken, v. 61, n. 3, p. 131-141, Sept. 2015.

DAVIES, A. On constructing ageing rural populations: 'capturing' the grey nomad. **Journal of Rural Studies**, New York, v. 27, n. 2, p. 191-199, Apr. 2011.

DIAS-FILHO, M. B. **Diagnóstico das pastagens no Brasil**. Belém: EMBRAPA Amazônia Oriental, 2014. 36 p. (Documentos, 402).

ESTOQUE, R. C.; MURAYAMA, Y. Suitability analysis for beekeeping sites in La union, Philippines, using GIS & MCE techniques. **Research Journal of Applied Sciences**, Praga, v. 5, n. 3, p. 242-253, 2010.

FERREIRA, L. G.; HUETE, A. R. Assessing the seasonal dynamics of the Brazilian Cerrado vegetation through the use of spectral vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 25, n. 10, p. 1837-1860, 2004.

FERREIRA, M. P.; ALVES, D. S.; SHIMABUKURO, Y. E. Forest dynamics and land-use transitions in the Brazilian Atlantic Forest: the case of sugarcane expansion. **Regional Environmental Change**, Bethesda, v. 15, n. 2, p. 365-377, Feb. 2015.

FLYNN, M. N.; PEREIRA, W. R. L. S. Ecological diagnosis from biotic data by Hurst exponent and the R/S analysis adaptation to short time series. **Biomatemática**, Campinas, v. 23, p. 1-14, Jan. 2013.

FONSECA, E. L.; FORMAGGIO, A. R.; PONZONI, F. J. Estimativa da disponibilidade de forragem do bioma Campos Sulinos a partir de dados radiométricos orbitais: parametrização do submodelo espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 37, n. 6, p. 1668-1674, 2007.

FONTANA, F. et al. Alpine grassland phenology as seen in AVHRR, VEGETATION, and MODIS NDVI time series: a comparison with in situ measurements. **Sensors**, New York, v. 4, p. 2833-2853, 2008.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **FAOSTAT database**. Rome, 2010. Disponível em: <<http://www.fao.org/faostat/en/#home>>. Acesso em: 10 jun. 2015.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **Grassland of the world**. Rome, 2005. Disponível em: <<http://www.fao.org/3/a-y8344e/y8344e0d.htm>>. Acesso em: 28 out. 2015.

FRANÇA, C. G.; DEL GROSSI, M. E.; MARQUES, V. P. M. A. **O censo agropecuário 2006 e a agricultura familiar no Brasil**. Brasília, DF: MDA, 2009. 96 p.

FUNCTIONAL ECOLOGICAL. London, v. 30, n. 2, 2015. Disponível em: <<http://www.functionalecology.org/view/0/summaries/LaySummariesVol30Iss02.html>>. Acesso em: 28 out. 2015.

GEERKEN, R. et al. Differentiation of rangeland vegetation and assessment of its status: field investigations and MODIS and SPOT VEGETATION data analyses. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 26, p. 4499-4526, 2005.

GILLAN, J. K. et al. Modeling vegetation heights from high resolution stereo aerial photography: an application for broad-scale rangeland monitoring. **Journal of Environmental Management**, New York, v. 144, p. 226-235, Nov. 2014.

GIRARD, M. C.; GIRARD, C. M. **Processing of remote sensing data**. The Netherlands: Balkema, 2003. 487 p.

GIRARD, N. et al. Categorising farming practices to design sustainable land-use management in mountain areas. **Agronomy for Sustainable Development**, Paris, v. 28, p. 333-343, 2008.

GOL, C.; OZDEN, S.; YILMAZ, H. Interactions between rural migration and land use change in the forest villages in the Gokcay Watershed. **Turkish Journal of Agriculture and Forestry**, Ankara, v. 35, p. 247-257, 2011.

GOMIDE, J. A. Morfogênese e análise de crescimento de gramíneas tropicais. SIMPÓSIO INTERNACIONAL SOBRE PRODUÇÃO ANIMAL EM PASTEJO, 1., 1997, Viçosa, MG. **Anais...** Viçosa, MG: Ed. UFV, 1997. p. 411-429.

GONG, Z. et al. MODIS normalized difference vegetation index (NDVI) and vegetation phenology dynamics in the Inner Mongolia grassland. **Solid Earth**, Munich, v. 6, n. 4, p. 1185-1194, 2015.

GOWARD, S. N. et al. Derivation of quantitative normalized difference vegetation index measurements from Advanced Very High Resolution Radiometer observations. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 35, p. 257-277, 1991.

GREGO, C. R.; COELHO, R. M.; VIEIRA, S. R. Critérios morfológicos e taxonômicos de Latossolo e Nitossolo validados por propriedades físicas mensuráveis analisadas em parte pela geoestatística. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 35, n. 2, p. 337-350, mar./abr. 2011.

GREGO, C. R. et al. Degradação de pastagem avaliada por atributos físicos do solo de fácil obtenção analisados por geoestatística. In: SIMPÓSIO DE GEOESTATÍSTICA APLICADA EM CIÊNCIAS AGRÁRIAS, 2., 2011, Botucatu. **Anais...** Botucatu: Ed. UNESP, 2011. 1 CD-ROM.

GREGO, C. R. et al. Variabilidade espacial do solo e da biomassa epígea de pastagem, identificada por meio de geoestatística. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 47, n. 9, p. 1404-1412, set. 2012.

HELFAND, S.; REZENDE, G. The impact of sector-specific and economy-wide policy reforms on the agricultural sector in Brazil: 1980 - 98. **Contemporary Economic Policy**, New York, v. 22, n. 2, p. 194-212, 2004.

HERMUCHE, P. M.; SANO, E. E. Identificação da floresta estacional decidual no Vão do Paranã, estado de Goiás, a partir da análise da reflectância acumulada de imagens do sensor ETM+/Landsat-7. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 63, n. 3, p. 415-425, 2011.

HODGSON, J. **Grazing management: science into practice**. Essex: Longman Scientific and Technical, 1990. 203 p.

HOLM, A. M.; CRIDLAND, S. W.; RODERICK, M. L. The use of time-integrated NOAA NDVI data and rainfall to assess landscape degradation in the arid shrubland of Western Australia. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 85, p. 145-158, 2003.

HOTT, M. C.; BATISTELLA, M.; SOARES, V. P. Segmentação de imagens orbitais pela geração de bacias usando operador de textura fractal pelo método box-counting. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. 1 CD-ROM.

HOTT, M. C.; CARVALHO, G. R.; OLIVEIRA, A. F. Análise da concentração produtiva mesorregional de leite no Estado de Minas Gerais. In: CONGRESSO INTERNACIONAL DO LEITE, 6., 2007, Resende. **Anais...** Juiz de Fora: EMBRAPA Gado de Leite, 2007. 1 CD-ROM.

HOTT, M. C. et al. Análise fractal aplicada à fragmentação florestal no município de Viçosa - MG. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. 1 CD-ROM.

HOU, X. et al. Application of spatiotemporal data mining and knowledge Discovery for detection of vegetation degradation. In: CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS AND KNOWLEDGE DISCOVERY, 7., 2010, Yantai. **Proceedings...** Yantai, 2010. p. 2124-2128.

HUETE, A. R. et al. A comparison of vegetation indices global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 59, p. 440-451, 1997.

HUETE, A. R. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 83, p. 195-213, 2002.

HUSSAIN, M. et al. Change detection from remotely sensed images: from pixel-based to object-based approaches. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 80, p. 91-106, June 2013.

HURST, H. E. Long-term storage capacity of reservoirs. **Transactions of the American Society of Civil Engineers**, Reston, v. 116, p. 770-799, 1951.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Sidra - Sistema IBGE de Recuperação Automática, tabela 73: efetivo de bovinos**. Rio de Janeiro, 2012. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/listabl.asp?z=t&c=73>>. Acesso em: 10 jun. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Sidra - Sistema IBGE de Recuperação automática, tabela 74:** leite. Rio de Janeiro, 2015. Disponível em:  
<<http://www.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/listabl.asp?z=t&c=74>>. Acesso em: 10 jun. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Sidra - Sistema IBGE de Recuperação Automática, tabela 1421:** área dos estabelecimentos, por utilização das terras: pastagens. Rio de Janeiro, 2006. Disponível em:  
<<http://www.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/listabl.asp?z=t&o=1&i=P&e=l&c=1421>>. Acesso em: 10 jun. 2015.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente:** uma perspectiva em recursos terrestres. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p.

JIAJU, L. Development of principal component analysis applied to multitemporal Landsat TM. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 9, n. 12, p. 1895-1907, 1988.

JIN, Y. X. et al. Remote sensing-based biomass estimation and its spatio-temporal variations in temperate grassland, Northern China. **Remote Sensing**, Basel, v. 6, n. 2, p. 1496-1513, 2014.

JONAS, T. et al. How alpine plant growth is linked to snow cover and climate variability. **Journal of Geophysical Research**, Washington, v. 113, p. G03013, 2008.

JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C.; PINTO, D. G. Identification of croplands of winter cereals in Rio Grande do Sul State, Brazil, through unsupervised classification of Normalized Difference Vegetation Index images. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 33, n. 4, p. 883-895, 2013.

KALE, M.; BUTAR, F. Fractal analysis of time series and distribution properties of Hurst exponent. **Journal of Mathematical Sciences and Mathematics Education**, Carrolton, v. 5, n. 1, p. 8-19, 2010.

KARNIELI, A. et al. Do vegetation indices provide a reliable indication of vegetation degradation?: a case study in the Mongolian pastures. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 34, n. 17, p. 6243-6262, 2013.



KATSEV, S.; L'HEUREUX, I. Are Hurst exponents estimated from short or irregular time series meaningful? **Computers and Geosciences**, New York, v. 29, p. 1085-1089, 2003.

KAWAMURA, K. et al. Comparing MODIS vegetation indices with AVHRR NDVI for monitoring the forage quantity and quality in Inner Mongolia grassland, China. **Grassland Science**, Hoboken, v. 51, p. 33-40, 2005.

LACA, E. A.; LEMAIRE, G. Measuring sward structure. In: T'MANNETJE, L.; JONES, R. M. (Ed.). **Field and laboratory methods for grassland and animal production research**. Wallingford: CABI, 2000. p. 103-121.

LAVERGNE, M. R.; KEPHART, G. Examining variations in health within rural Canada. **Rural and Remote Health**, Geelong, v. 12, p. 1-13, 2012.

LI, Y.; LONG, H.; LIU, Y. Spatio-temporal pattern of China's rural development: a rurality index perspective. **Journal of Rural Studies**, Oxford, v. 38, p. 12-26, Apr. 2015.

LIESKOVSKÝ, J. et al. The abandonment of traditional agricultural landscape in Slovakia: analysis of extent and driving forces. **Journal of Rural Studies**, Oxford, v. 37, p. 75-84, Feb. 2015.

LIU, J. et al. Application of two remote sensing GPP algorithms at a semiarid grassland site of North China. **Journal of Plant Ecology**, Oxford, v. 4, n. 4, p. 302-312, 2011.

LIU, S. et al. Vegetation change based on SPOT-VGT data from 1998-2007, northern China. **Environmental Earth Sciences**, Heidelberg, v. 60, n. 7, p. 1459-1466, June 2010.

LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande: Ed. UNIDERP, 2006. 908 p.

LLANILLO, R. et al. Tillage systems on annual crops in Brazil: figures from the 2006 Agricultural Census. **Semina: Ciências Agrárias**, v. 34, n. 6, p. 3691-3697, 2013. Suplemento 1.

LLOYD, R.; HODGSON, M. E.; STOKES, A. Visual categorization with aerial photographs. **Annals of the Association of American Geographers**, Washington, v. 92, n. 2, p. 241-266, 2002.

LO, W. Long-term memory in stock market prices. **Econometrica**, Chicago, v. 59, p. 1279-1313, 1991.

LOPES, M. A. et al. Controle gerencial e estudo da rentabilidade de sistemas de produção de leite na região de Lavras (MG). **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 28, n. 4, p. 883-892, jul./ago. 2004.

LOPES, M. A. et al. Efeito da escala de produção nos resultados econômicos de sistemas de produção de leite na região de Lavras (MG): um estudo multicaseos. **Boletim de Indústria Animal**, Nova Odessa, v. 63, n. 3, p. 177-188, 2006.

LOPES, M. A. et al. Efeito do tipo de sistema de criação nos resultados econômicos de sistemas de produção de leite na região de Lavras (MG) nos anos 2004 e 2005. **Ciência Animal Brasileira**, Goiânia, v. 8, n. 3, p. 359-371, 2007.

LOPES, M. A.; SANTOS, G. Análise de rentabilidade de fazendas leiteiras em regime de semiconfinamento com alta produção diária. **Informações Econômicas**, São Paulo, v. 43, n. 3, p. 65-74, maio/jun. 2013.

LOVELAND, T. R.; BELWARD, A. S. The IGBP-DIS global 1 km land cover data set, DISCover: first results. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 18, p. 3289-3295, 1997.

MACHADO, P. L. O.; BERNARDI, A. C. C.; SILVA, C. A. **Agricultura de precisão para o manejo da fertilidade do solo em sistema plantio direto**. Rio de Janeiro: EMBRAPA Solos, 2004. 209 p.

MALCZEWSKI, J. GIS-based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. **International Journal of Geographical Information Science**, London, v. 20, p. 703-726, 2006.

MANDELBROT, B.; WALLIS, J. Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long run statistical dependence. **Water Resources Research**, Washington, v. 5, n. 5, p. 967-988, Oct. 1969.

MANDELBROT, B. **The fractal geometry of nature**. New York: W. H. Freeman, 1983. 550 p.

MANLY, B. J. F. **Métodos estatísticos multivariados: uma introdução**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2008. 229 p.

MARKOVIC, D.; KOCH, M. Sensitivity of Hurst parameter estimation to periodic signals in time series and filtering approaches. **Geophysical Research Letters**, Washington, v. 32, n. 17, p. L17401, 2005.

MATHER, P. M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. Chichester: J. Wiley, 1999. 292 p.

METTERNICHT, G. Assessing temporal and spatial changes of salinity using fuzzy logic, remote sensing and GIS. Foundations of an expert system. **Ecological Modelling**, Amsterdam, v. 144, p. 163-179, 2001.

METTERNICHT, G. et al. Remote sensing of land degradation: experiences from Latin America and the Caribbean. **Journal of Environmental Quality**, Madison, v. 39, n. 1, p. 42-61, Dec. 2010.

MOREIRA, L. M. et al. Renovação de pastagem degradada de capim-gordura com a introdução de forrageiras tropicais adubadas com nitrogênio ou em consórcio. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, MG, v. 34, n. 2, p. 442-453, 2005.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Viçosa, MG: Ed. UFV, 2005. 422 p.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2006. 538 p.

MOURA, A. C. M. Reflexões metodológicas como subsídio para estudos ambientais baseados em análise de multicritérios. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis, 2007. p. 2899-2906.

MURAYAMA, Y.; THAPA, R. B. **Spatial analysis and modeling in geographical transformation process: GIS-based applications**. Dordrecht: Springer, 2011. 302 p.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 2. ed. São Paulo: E. Blucher, 1998. 388 p.

NUERNBERG, K. et al. Effect of a grassbased and a concentrate feeding system on meat quality characteristics and fatty acid composition of longissimus muscle in different cattle breeds. **Livestock Production Science**, Amsterdam, v. 94, n. 1/2, p. 137-147, 2005.

OLIVEIRA, P. P. A.; CORSI, M. **Recuperação de pastagens degradadas para sistemas intensivos de produção de bovinos**. São Carlos: EMBRAPA, 2005. 23 p. (Circular Técnica, 38).

PARK, J. S.; KIM, K. T.; CHOI, Y. S. Application of vegetation condition index and standardized vegetation index for assessment of spring drought in South Korea. In: GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2008, Boston. **Proceedings...** Boston: IEEE International, 2008. v. 3, p. 774-777.

PENG, J. et al. Trend analysis of vegetation dynamics in Qinghai-Tibet Plateau using Hurst Exponent. **Ecological Indicators**, London, v. 14, n. 1, p. 28-39, Mar. 2012.

PETERS, E. E. **Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics**. New York: Wiley, 1994. 336 p.

PFAFF, A.; WALKER, R. Regional interdependence and forest “transitions”: substitute deforestation limits the relevance of local reversals. **Land Use Policy**, Guildford, v. 27, n. 2, p. 119-129, Apr. 2010.

PLANT, R. E.; VAYSSIÈRES, M. P. Combining expert system and GIS technology to implement a state-transition model of oak woodlands. **Computers and Electronics in Agriculture**, New York, v. 27, p. 71-93, 2000.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2010. 127 p.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. v. 1, 176 p.

QI, J.; YANG, H. Hurst exponents for short time series. **Physical Review E**, Melville, v. 84, n. 6 pt 2, Dec. 2011. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22304162>>. Acesso em: 10 mar. 2016.

RABUSKE, R. A. **Inteligência artificial**. Florianópolis: Ed. UFSC, 2000. 240 p.

RADA, N.; VALDES, C. **Policy, technology, and efficiency of Brazilian agriculture, ERR-137**. Washington: U.S. Department of Agriculture, Economic Research Service, 2012. 37 p.

RATANA, P.; HUETE, A. R.; FERREIRA, L. G. Analysis of Cerrado physiognomies and conversion in the MODIS seasonal-temporal domain. **Earth Interactions**, Miami, v. 9, n. 3, p. 1-22, 2005.

REEVES, M. C.; BAGGETT, L. S. A remote sensing protocol for identifying rangelands with degraded productive capacity. **Ecological Indicators**, London, v. 43, p. 172-182, Aug. 2014.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. Berlin: Springer-Verlag, 1995. 340 p.

RIGGE, M. et al. Linking Phenology and biomass productivity in South Dakota Mixed-Grass Prairie. **Rangeland Ecology & Management**, Littleton, v. 66, n. 5, p. 579-587, 2013.

ROSENDO, J. S.; ROSA, R. A utilização de sensores com resolução moderada (MODIS) no estudo da vegetação na bacia do rio Araguari - MG. **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v. 17, n. 33, p. 91-104, 2005.

ROUMENINA, E. et al. Single- and multi-date crop identification using PROBA-V 100 and 300 m S1 Products on Zlatia Test Site, Bulgaria. **Remote Sensing**, v. 7, n. 10, p. 13843-13862, 2015.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 3., 1973, Greenbelt. **Proceedings...** Greenbelt: NASA SP-351 I, 1973. p. 309-317.

RUDORFF, B. F.; SHIMABUKURO, Y. E.; CEBALLOS, J. C. **O sensor MODIS e suas aplicações ambientais no Brasil**. São José dos Campos: Parêntese, 2007. 448 p.

SAATY, T. L. **The analytic hierarchy process**. New York: McGraw-Hill, 1980. 176 p.

SAMUEL ROBERTS NOBLE FOUNDATION, THE. 2015. Disponível em: <<https://www.noble.org/Global/ag/pasture/crabgrass-for-forage/fig15.jpg>>. Acesso em: 28 out. 2015.

SÁNCHEZ, Z.; TRINIDAD, J. E.; GARCÍA, P. J. Some comments on Hurst exponent and the long memory processes on capital markets. **Physica A**, London, v. 387, p. 5543-5551, 2008.

SANO, E. E. et al. Mapeamento semidetalhado do uso da terra do Bioma Cerrado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 43, n. 1, p. 153-156, jan. 2008.

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

SANTOS, F. G. **Aspectos morfológicos e índice climático de crescimento dos capins *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Cynodon dactylon* cv. tifton 85 e *Panicum maximum* cv. tanzânia, para a região agropastoril de Itapetinga-Ba**. 2006. 113 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia)-Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, Itapetinga, 2006.

SANTOS, M. E. R. et al. Características estruturais e índice de tombamento de *Brachiaria decumbens* cv. Basilisk em pastagens diferidas. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, MG, v. 38, n. 4, p. 626-634, 2009.

SARTORI, A. A. C.; SILVA, R. F. B.; ZIMBACK, C. R. L. Combinação linear ponderada na definição de áreas prioritárias à conectividade entre fragmentos florestais em ambiente SIG. **Revista Árvore**, Viçosa, MG, v. 36, n. 6, p. 1079-1090, nov./dez. 2012.

SCHNYDER, H.; VISSER, R. Fluxes of reserve-derived and currently assimilated carbon and nitrogen in perennial ryegrass recovering from defoliation: the regrowing tiller and its component functionally distinct zones. **Plant Physiology**, Washington, v. 119, p. 1423-1435, 1999.

SELLERS, P. J. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 6, p. 1335-1372, 1985.

SELLERS, P. J. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration: II., the role of biophysics in the Linearity of Their Interdependence. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 21, p. 143-183, 1987.

SELLERS, P. J. et al. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration: III., a reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration Scheme. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 42, p. 187-216, 1992.

SHEEHY, J. E.; COOPER, J. P. Light interception, photosynthetic activity, and crop growth rate in canopies of six temperate forage grasses. **Journal of Applied Ecology**, Oxford, v. 10, p. 239-250, 1973.

SILVA, G. B. S. et al. Discriminação da cobertura vegetal do Cerrado matogrossense por meio de imagens MODIS. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 45, n. 2, p. 186-194, fev. 2010.

SILVA, S. C.; CORSI, M. Manejo do pastejo. In: SIMPÓSIO SOBRE MANEJO DE PASTAGENS, 20., 2003, Piracicaba. **Anais...** Piracicaba: Fundação de Estudos Agrários “Luiz de Queiroz”, 2003. p. 155-186.

SOARES, V. P.; HOFFER, R. M. Detecção de mudanças em plantações de Eucalyptus spp. utilizando imagens TM/LANDSAT-5. **Revista Ceres**, Viçosa, MG, v. 20, n. 1, p. 346-357, 1997.

SOTERRONI, A. C.; DOMINGUES, M. O.; RAMOS, F. M. Estimativa do expoente de Hurst de séries temporais caóticas por meio da transformada wavelet discreta. In: CONGRESSO TEMÁTICO DE DINÂMICA, CONTROLE E APLICAÇÕES, 7., 2008, Presidente Prudente. **Anais...** Presidente Prudente: DINCON, 2008. p. 437-442.

SOUZA, S. F.; ARAÚJO, M. S. B.; GALVÍNCIO, J. D. Mudanças do uso da terra no município de Serra Talhada-PE utilizando Análise por Componentes Principais (ACP). **Revista de Geografia**, Recife, v. 3, p. 86-101, 2007.

SOUZA, S. R. S.; TABAK, B. M.; CAJUEIRO, D. O. Investigação da memória de longo prazo na taxa de cambio no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v. 60, n. 2, p. 193-209, 2006.

STOW, D. et al. Variability of the seasonally integrated normalized difference vegetation index across the north slope of Alaska in the 1990s. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 24, p. 1111-1117, 2003.

SUN, W. et al. Fractal analysis of remotely sensed images: a review of methods and applications. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 27, p. 4963-4990, 2006.

THAIKUA, S. et al. Preliminary evaluation on digestibility and the relation to morphology and water content of *Brachiaria spp.* and their heritability. **Grassland Science**, Hoboken, v. 61, n. 2, p. 92-100, June 2015.

TORO-MUJICA et al. Sheep production systems in the semi-arid zone: changes and simulated bio-economic performances in a case study in Central Chile.

**Livestock Science**, New York, v. 180, p. 209-219, Oct. 2015.

TORRES JÚNIOR, A.; AGUIAR, G. A. M. Pecuária de corte no Brasil: potencial e resultados econômicos. In: ENCONTRO DE ADUBAÇÃO DE PASTAGENS DA SCOT CONSULTORIA - TEC - FÉRTIL, 1., 2013, Ribeirão Preto. **Anais...** Bebedouro: Scot Consultoria, 2013. p. 9-14.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combination for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 8, p. 127-150, 1979.

TUELLER, P. T. Remote sensing for range management. In: JOHANNSEN, C. J.; DANDERS, J. L. (Ed.). **Remote sensing for resources management**. Iowa: Soil Conservation Society of America, 1982. p. 125-140.

TUELLER, P. T. Remote sensing technology for rangeland management applications. **Journal of Range Management**, Denver, v. 42, p. 442-453, 1989.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **Remote sensing phenology**. 2015. Disponível em: <[http://phenology.cr.usgs.gov/methods\\_metrics.php](http://phenology.cr.usgs.gov/methods_metrics.php)>. Acesso em: 20 fev. 2016.

VERBESSELT, J. et al. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 114, n. 1, p. 106-115, Jan. 2010.

VERBESSELT, J.; ZEILEIS, A.; HEROLD, M. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 123, p. 98-108, Aug. 2012.

VICTORIA, D. C. et al. Cropland area estimates using Modis NDVI time series in the state of Mato Grosso, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 47, n. 9, p. 1270-1278, set. 2012.

VICTORIA, D. C.; OLIVEIRA, A. F.; GREGO, C. R. Análise harmônica de séries temporais de imagens NDVI/MODIS para discriminação de coberturas vegetais. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 1589-1596.



- VOLPATO, M. M. L. **Imagens AVHRR-NOAA para determinação do potencial de incêndios em pastagens**. 2002. 97 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola)-Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2002.
- WANG, L. et al. Radiation use and stomatal behaviour of three tropical forage legumes. **Tropical Grasslands**, Brisbane, v. 40, p. 231-236, 2006.
- WEST VIRGINIA UNIVERSITY. Disponível em:  
<[wvgis.wvu.edu/data/otherdocs/aerial\\_index\\_sample.jpg](http://wvgis.wvu.edu/data/otherdocs/aerial_index_sample.jpg)>. Acesso em: 5 nov. 2015.
- XIE, Y.; SHA, Z.; YU, M. Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. **Journal of Plant Ecology**, Oxford, v. 1, n. 1, p. 9-23, 2008.
- XIN, X. P. et al. Fractal analysis of grass patches under grazing and flood disturbance in an alkaline grassland. **Acta Botanica Sinica**, Beijing, v. 41, p. 307-313, 1999.
- XU, B. et al. MODIS-based remote-sensing monitoring of the spatiotemporal patterns of China's grassland vegetation growth. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 34, n. 11, p. 3867-3878, 2013.
- XU, D. et al. Measuring the dead component of mixed grassland with Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 142, p. 33-43, Feb. 2014.
- YANG, L. et al. An analysis of relationships among climate forcing and Time-integrated NDVI of grasslands over the U.S. Northern and Central Great Plains. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 65, p. 25-37, 1998.
- YANG, L. et al. Mapping non-wood forest product (matsutake mushrooms) using logistic regression and a GIS expert system. **Ecological Modelling**, Amsterdam, v. 198, p. 208-218, 2006.
- YOU, X. Z. et al. Remote sensing based detection of crop phenology for agricultural zones in China using a new threshold method. **Remote Sensing**, v. 5, n. 7, p. 3190-3211, July 2013.
- ZHANG, J. et al. Evaluation of grassland dynamics in the Northern Tibet Plateau of China using remote sensing and climate data. **Sensors**, New York, v. 7, p. 3312-3328, 2007.

ZHANG, Y. C. et al. Indicating variation of surface vegetation cover using SPOT NDVI in the northern part of North China. **Geographical Research**, New York, v. 27, p. 745-754, 2008.

**SEGUNDA PARTE - ARTIGOS****ARTIGO 1 - VEGETATIVE GROWTH OF GRASSLANDS BASED ON  
HYPER-TEMPORAL NDVI DATA FROM THE MODIS SENSOR**

**(Artigo publicado de acordo com as normas da revista PAB - ISSN 1678-  
3921 e 0100-204X - DOI: 10.1590/S0100-204X2016000700009)**

HOTT, M. C.; CARVALHO, L. M. T.; ANTUNES, M. A. H.; SANTOS, P. A.; ARANTES, T. B.; RESENDE, J. C.; ROCHA, W. S. D. Vegetative growth of grasslands based on hyper-temporal NDVI data from the Modis sensor. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 7, p. 858-868, 2016.

Marcos Cicarini Hott<sup>(1)</sup>, Luis Marcelo Tavares de Carvalho<sup>(2)</sup>, Mauro Antonio Homem Antunes<sup>(3)</sup>, Polyanne Aguiar dos Santos<sup>(2)</sup>, Tássia Borges Arantes<sup>(2)</sup>, João Cesar de Resende<sup>(1)</sup> e Wadson Sebastião Duarte da Rocha<sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup> Embrapa Gado de Leite, Rua Eugênio do Nascimento, nº 610, Dom Bosco, CEP: 36083-330 Juiz de Fora, MG. Email: marcos.hott@embrapa.br, joacesar.resende@embrapa.br, wadson.rocha@embrapa.br <sup>(2)</sup> Universidade Federal de Lavras, Campus Universitário, Caixa Postal 3037, CEP: 37200-000 Lavras, MG. Email: passarinho@dcf.ufla.br, polyanneaguiar@gmail.com, tassiabarantes@gmail.com <sup>(3)</sup> Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Rodovia BR 465 – km 7 – Campus Universitário, CEP: 23.851-970 Seropédica, RJ. Email: homemantunes@gmail.com

**Abstract** – The objective of this work was to analyze the development of grasslands in Zona da Mata, in the state of Minas Gerais, Brazil, between 2000 and 2013, using a parameter based on the growth index of the normalized difference vegetation index (NDVI) from the moderate resolution imaging spectroradiometer (Modis) data series. Based on temporal NDVI profiles, which were used as indicators of edaphoclimatic conditions, the growth index (GI) was estimated for 16-day periods throughout the spring season of 2012 to early 2013, being compared with the average GI from 2000 to 2011, used as the reference period. Currently, the grassland areas in Zona da Mata occupy approximately 1.2 million hectares. According to the used methods, 177,322 ha (14.61%) of these grassland areas have very low vegetative growth; 577,698 ha (45.96%) have low growth; 433,475 ha (35.72%) have balanced growth; 39,980 ha (3.29%) have high growth; and 5,032 ha (0.41%) have very high vegetative growth. The grasslands had predominantly low vegetative growth during the studied period, and the NDVI/Modis series is a useful source of data for regional assessments.

**Index terms:** growth index, pastures, remote sensing, time series, Zona da Mata.

### **Crescimento vegetativo de pastagens baseado em dados hipertemporais de NDVI do sensor Modis**

**Resumo** – O objetivo deste trabalho foi analisar o desenvolvimento das pastagens na Zona da Mata, em Minas Gerais, entre 2000 e 2013, com uso de um parâmetro, baseado no índice de crescimento do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) a partir de séries de dados do “moderate resolution imaging spectroradiometer” (Modis). A partir dos perfis temporais do NDVI, usados como indicadores das condições edafoclimáticas, estimou-se o

índice de crescimento (IC) para períodos de 16 dias da estação primaveril de 2012 até o início de 2013, o qual foi comparado ao IC médio de 2000 a 2011, período usado como referência. A área atual de pastagens na Zona da Mata é de aproximadamente 1,2 milhão de hectares. De acordo com os métodos usados, 177.322 ha (14,61%) destas áreas de pastagens apresentam crescimento vegetativo muito baixo; 577.698 ha (45,96%), crescimento baixo; 433.475 ha (35,72%), crescimento equilibrado; 39.980 ha (3,29%), crescimento alto; e 5.032 ha (0,41%), crescimento vegetativo muito alto. As pastagens apresentaram baixo crescimento vegetativo durante o período estudado, e a série NDVI/Modis é fonte útil de dados para a avaliação regional.

Termos para indexação: Índice de crescimento, pastagens, sensoriamento remoto, séries temporais, Zona da Mata.

## **Introduction**

Dairy production in the state of Minas Gerais, Brazil, has a complex geography due to its distribution, and is affected by underlying environmental and socioeconomic factors. With milk production reaching approximately 9 billion liters in 2014 (Instituto..., 2015), which is approximately 27% of the national total, productive clusters occur within the established dairy regions. At the same time, there is a constant expansion in production according to the time series data from the agricultural census. The region of Zona da Mata represents 10% of the dairy production in the state. Although several physical-environmental and socioeconomic factors affect the distribution of the land suitability for and the efficiency of the production systems, many of the traditional areas that are part of the state's extensive dairy chain are aggregated in this region.

The Zona da Mata Region is composed of important micro-regions, namely, Cataguases, Juiz de Fora, Leopoldina, Manhuaçu, Muriaé, Ponte Nova, Ubá, and Viçosa, in which extensive livestock, rugged topography, and complex production systems are factors that should be included in the biophysical assessments of grasslands. It should be noted that monitoring growth conditions in grasslands is challenging due to marked seasonality, including decreased photosynthetic activity in early spring, and to extensive and inadequately managed irregular grazing, which promotes vegetation degradation (Nascimento et al., 2006). The region of Zona da Mata in the state of Minas Gerais is characterized by a large mosaic of land uses, composed of annual and perennial crops. The grassland areas extend to approximately 1.2 million hectares, which are distributed throughout the region and are under different degrees of management. Normalized difference vegetation index/moderate resolution imaging spectroradiometer (NDVI/Modis) remote sensing data can facilitate the analysis of herbaceous vegetation growth. In addition, the adoption of a spatial-temporal metric from remote sensing data for assessing grassland degradation may reveal long-term persistent conditions. Vegetation consumption by herds is an important dynamics in evaluating and defining protocols based on vegetation indices when annual and inter-annual averages present good correlations with grassland status (Wessels et al., 2007; Reeves & Bagget, 2014). This phenomenon is present mainly in tropical grassland regions, where most of the rainfall occurs during the growing season and corresponds to changes in the vegetation index; however, the onset of spring in dry grasslands or moist environments indicates a strong relationship with climate data (Xin et al., 2015). Remote sensing data can greatly assist in the identification and mapping of existing grasslands and their conditions. The NDVI data available in the Modis sensor database can be used to generate synoptic information in order to indicate the photosynthetic activity of pastures. Although the vegetation indices and the

absorbed photosynthetically active radiation are not linearly related to the leaf area index (LAI), with LAI saturation values of approximately 3, this index forms a nearly linear relationship with the photosynthetic activity of the canopy (Sellers et al., 1992).

Grasslands have been studied and monitored using satellite data in several ecosystems, which has indicated that the net primary productivity of pasture biomass measured in the field is correlated with Modis data and that better results are obtained during the growing season. In a study carried out in China, the linear trend of the average NDVI/advanced very high resolution radiometer (AVHRR), of the National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), during the peak season, was analyzed, indicating that anthropogenic actions and biophysical factors were dominant regarding grassland degradation (Zhang et al., 2007). However, the heterogeneous nature of environmental, physical, and social factors hinders the association or correlation with vegetation productivity. Huang et al. (2009) discriminated between invasive species in grasslands by using NDVI/Modis data in semiarid regions, whereas Li et al. (2013) analyzed the inter-annual variations of pasture vegetation growth trends through NDVI/Modis data and the MOD13Q1 product, observing a direct relationship with cumulative rainfall. According to Jensen (2009), the analysis of seasonal NDVI data time series has provided a method for estimating the net primary productivity of several types of biomes and for monitoring phenological patterns. Fontana et al. (2008) showed that the Modis sensor is more efficient than the AVHRR sensor for phenological studies of alpine grasslands, with a high correlation between NDVI and field data. In another study, Jonas et al. (2008) analyzed Swiss meteorological data correlated with phenological trends of grasslands in the Alps, by considering biomass levels. Cristiano et al. (2015) pointed out that the biomass of C3 and C4 grasses is concentrated in subsoil and roots when remote sensing analysis are limited to grassland phytophysiology.

Even though some invasive and leguminous plants or tree and shrub species, especially in their early stages, can be palatable and digestible to animals, they can obscure geospatial results. Thaikua et al. (2015) found that anatomy, morphology, and hydrology effects on *Urochloa* (Syn. *Brachiaria*) phenology may be useful when determining selection criteria for digestibility in experimental areas in Japan. As highlighted by Akiyama & Kawamura (2007), remote sensing and geographic information systems (GIS) are promising approaches for monitoring grasslands that have recently become useable due to the creation of new sensor systems suitable for evaluating degradation.

Biudes et al. (2014) obtained good correlations between Modis products and rainfall in studies on the Brazilian forest. This shows that, in addition to various physical and environmental factors, NDVI is a general indicator of climate conditions. In a study of soybean crops in southern Brazil, Leivas et al. (2014) showed that NDVI series can efficiently indicate drought and rainy conditions from rainfall data and the standard vegetation index. Therefore, the scale of study suggests attention to microclimate measures and medium or microscale mapping. Fonseca et al. (2007), based on soil effects, attempted to use Landsat 7 images and an agrometeorological model to predict the availability of forage in municipalities in southern Brazil, but obtained unsatisfactory results. Nascimento et al. (2006) and Chagas et al. (2009) identified grassland degradation levels through high resolution images, whose detailed soil exposition hindered the classification of the areas with higher degradation levels. Moreover, the accumulation or sum of the vegetation index values can determine the types or levels of grassland degradation (Anjos et al., 2013), with variance due to identification capacity, depending on the spatial resolution of the images. Another method for identifying the level of degradation is to monitor the vegetative growth in grasslands for a certain period of time and to compare the obtained data to a long-term vegetation index data series. Several



authors have directed their research efforts towards the development of computational methodologies using GIS and remote sensing data time series to characterize pastures and other ground targets (Verbesselt et al., 2010; Li &

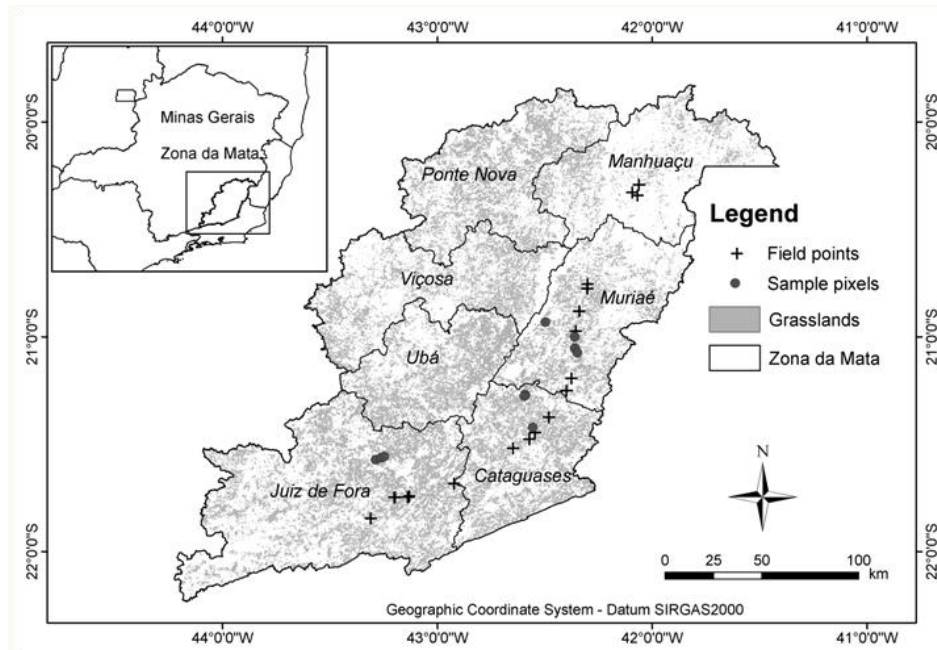
Guo, 2012; Victoria et al., 2012; Xu et al., 2013). Applications focused on small or medium-sized areas require high-resolution images that are compatible with limited case studies. However, for large areas, the Modis sensor becomes suitable for monitoring contiguous land uses. Modis images are distributed free of charge by the United States Geological Survey. In the present study, the filtering method through outlier detection (compatible to cubic spline wavelet in the second level of decomposition) was used in NDVI/Modis (MOD13Q1 product) time series, corrected geometrically and atmospherically, which allows control over the temporal pattern of the curves and encourages grassland monitoring in extensive regions.

The objective of this study was to analyze development of grasslands in Zona da Mata, in the state of Minas Gerais, between 2000 and 2013 by using a parameter based on the growth index of the NDVI from the Modis data series.

## **Materials and Methods**

Zona da Mata (Figure 1) is a region characterized by a strong predominance of rugged relief, with soils formed by granite and gneiss, and an economy based on agriculture and industries (Nascimento et al., 2006; Sá Junior, 2009). The region, with an average altitude of 650 m, has a subtropical climate, Cwa, according to Köppen, with dry winter, with temperatures below 18°C, and rainy summer, with temperatures above 22°C, and average rainfall of 1,200 mm. Zona da Mata is formed by several micro-regions. The micro-region of Manhuaçu has a subtropical climate in elevation (Cwb), an economy based on coffee crops and dairy and beef cattle, showing milk production of 44.3 million

liters in 2014, and a high negative variation in the amount of farms, of about -27.43% in the last two decades. The micro-region of Ponte Nova has a predominant subtropical climate (Cwa and Cwb), with an economy based on agriculture, rendering services, and industries, with milk production of 102 million liters, but a lower negative variation in the amount of farms, of about -7.80%. The micro-regions of Muriaé, Cataguases, and Ubá are characterized by the predominance of the tropical climate (Aw), with an economy oriented towards agriculture (dairy livestock) and agro-industries (dairy and furniture), whose milk production was about 120 million liters in 2014, with variation in the amount of farms of about -20% in 20 years, for each micro-region. The micro-regions of Juiz de Fora and Viçosa have a prevailing subtropical climate (Cwa), and economic activities related to dairy farming, rendering services, industries, and textile and agro-industries (dairy), showing similar variation in the amount of farms, of about -10%, but differing in milk production, of 217.4 and 55.7 million liters in 2014, respectively. It should be noted that the micro-region of Manhuaçu is the only one that showed variation in milk production of 80% in the last four decades; all the other micro-regions presented a positive variation of 200–270%. In the last decade, however, the variation in milk production was much lower, with the exception of the micro-region of Juiz de Fora, which presented important positive variation (Instituto..., 2015).



**Figure 1.** Location of the study area, micro-regions and reference points of the Zona da Mata Region, in the state of Minas Gerais, Brazil.

The time series of grasslands in Zona da Mata have been characterized based on the identification of some pure pixels, which represent NDVI vegetation indices that are typical of grasslands from 2000 to 2013, through reference iconography (medium and high-resolution images as well as Google Earth data), field knowledge, sample points and descriptive data. NDVI is the most widely used vegetation index because it is directly correlated with the degree of photosynthetic production and simultaneous application to different vegetation physiognomies, which facilitates analysis. NDVI is primarily used to identify different types of land use and cover, notably, vegetation types with lower tree and shrub densities, and is calculated from the ratio of the difference between near infrared ( $\rho_{nir}$ ) and red ( $\rho_{red}$ ) reflectance measurements and their sum, which results in a value that summarizes the degree of photosynthetic

activity of the vegetation in a given area. The following equation is used to calculate the NDVI:

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}}$$

This NDVI is especially applicable in studies of large areas of land with diverse biomes and agricultural activities in complex mosaics because it can detect seasonal cycles and phenological phenomena that may or may not be associated with the management regime. The MODIS sensor aboard the Terra satellite is an initiative of NASA's Earth Observing System (EOS) program and captures images across different ranges of the electromagnetic spectrum to produce useful information regarding the atmosphere and environment. To obtain the areas of grasslands (natural, cultivated, and perennial) and non-grasslands, the NDVI/MODIS database was used (Hott et al., 2011). Characteristic NDVI intervals for the grasslands of the micro-regions of the interest region were investigated, and a classification scheme was used to distinguish between grasslands and other areas. NDVI data points to the senescence of vegetation in pastures in early May, during which a decline in rainfall occurs that emphasizes this category of vegetation. For the present study, the MOD13Q1 mosaic for available dates in 2009, 2010, and 2011 was generated, as well as the H13V10, H13H11, H14V10, and H14V11 tiles, and the month of May 2010 (composition from May 9, 2010) was selected, for which the ranges of NDVI were tabulated, resulting in an average interval of 0.55 to 0.65, with a standard deviation of 0.02. Grassland areas were classified by merging the NDVI intervals together with assessment maps produced by supervised classification and imagery interpretation and based on random sampling, with the distribution of 700 samples, which was twice the number of samples recommended by the chi-square distribution, with 35% occupancy of class interest at the 95% confidence level. The NDVI product from the

MOD13Q1 data was used for this research regarding the evolution of grassland growth in a hyper-temporal series beginning on February 18, 2000 and ending on January 1, 2013, at a spatial resolution of 250 m and a temporal resolution of 16 days. The 16-days-interval NDVI/Modis products are evaluated regarding their quality and corrected in relation to geometry and atmospheric conditions. We analyzed the pattern of rainfalls based on data obtained by Instituto Espacial de Pesquisas Espaciais (INPE), the Brazilian Institute for Space Research, from meteorological stations in the municipalities of Manhuaçu, Viçosa, and Juiz de Fora during various years. Overall, good rainfall distribution was demonstrated, and an equivalent response of the vegetation index was observed that corresponded with the NDVI behavior according to the results obtained by Leivas et al. (2014).

Numerous smoothing methods for time series that are suitable for different objectives, such as the Savitzky-Golay filter (Jönsson & Eklundh, 2004), wavelet transforms (Sakamoto et al., 2005), and other mathematical filtering and smoothing methods, which can significantly change the temporal patterns that are expressed in graphs. To gain control over the smoothing applied to the temporal profiles, filtering was conducted by using the root mean square method after the removal of outliers from the detection results and by applying data substitution as follows. A test was conducted to detect outliers in a temporal observation window with ten observations according to the following relationship below:

$$-1,1S_i + \bar{r} > NDVI_o > +1,1S_i + \bar{r}$$

in which  $NDVI_o$  is the outlier for the time interval;  $S_i$  is the standard deviation for the series of 10 observations, and  $\bar{r}$  is the average of the series of ten observations. After the identification of outliers, the substitution rule for adopting the root mean square was defined with a window of four observations

in the series, and the entire temporal analysis was implemented in GIS. The grasslands growth index (GI) was obtained from the ratio between the NDVI values observed in the spring season of 2012 and the average NDVI score from 2000 to 2011, as described by Xu et al. (2013) for the region of interest, using the following equation:

$$GI = \frac{(NDVI_m - NDVI_n)}{(NDVI_m + NDVI_n)}$$

in which GI is the vegetative growth rate of the grasslands;  $NDVI_m$  represents the vegetation index value at date  $m$ , and  $NDVI_n$  is the average of the vegetation indices for the equivalent period in previous years. Therefore,  $NDVI_m$  is the vegetation index value for every 16 days between September 2012 and early January 2013, and  $NDVI_n$  designates the average NDVI from September to January 2000 to 2011. The early-september and early-January growth season periods correspond to start-of-season (SOS) and to peak-of-season (POS) metrics; both are important in grassland phenology and describe the behavior and restoration capacity of the vegetation. The growth index was classified based on pasture performance observed in the field, temporal profiles, and high-resolution iconography, and the resulting indices were compared to the condition of the sampled pixels and of the known and visited regions (Figure 2) as part of a field campaign that covered 800 km. Several ground points were observed between September 2014 and April 2015 when data were collected, and the corresponding map results and legends were evaluated. A total of 20 ground points were continuously monitored. For this, the ground points were visited, and annotations regarding the conditions of the grasslands in the four cardinal directions were made, for a total of 100 field observations, using the global positioning system (GPS). Several areas in Zona da Mata were visited using state and federal roads during the dry and rainy seasons. The grassland growth index classes were divided into: very low,  $<-0.05$ ; low,  $-0.05-0.0$ ;

balanced, 0.0–0.05; high, 0.05–0.1; and very high, >0.1, according to the distribution of the calculated index values, reference materials, field observations, and observation of histogram and statistical agreement through intervals of confidence based on chi-square distribution.



**Figure 2.** Photographs of field points representing grassland conditions in the south and southeast portions of the Zona da Mata Region, located in the state of Minas Gerais, Brazil.

The overall goal was to assess the evolution of pastures for each 16-day period during the evaluated months relative to the historical average, aiming to establish a pattern of remote sensing-based monitoring on a mask or grassland map from 2010. To estimate the area occupied by each grassland growth index class for the entire spring period of 2012, the sum of the areas in each class was calculated for the date analyzed from September to January.

## Results and Discussion

The grassland conditions observed in the landscape were compared with the results obtained by GI, with a confidence level of 95%. Strong qualitative and quantitative correlations were obtained between the field campaign data and the map of grassland growth. The accuracies of grassland map obtained by the producer and user were approximately 74.24% and 100%, with low errors of omission and commission and no errors related to the masked areas without grasslands. In the present study, a Kappa index of 0.91 and an overall accuracy of 91.57% were obtained (Table 1).

**Table 1.** Accuracy of the grassland map of the Zona da Mata Region, in the state of Minas Gerais, Brazil, from the reference samples.

Classes	Reference Data			Accuracy		Error	
	Grasslands	Others	Total	User	Producer	Commission	Omission
Grasslands	170	0	170	100.00	74.24	0.00	25.76
Others	59	471	530	88.87	100.00	11.13	0.00
<b>Total</b>	229	471	700				
<b>Kappa Index</b>	0.91						
<b>Overall Accuracy</b>	91.57						

Reeves & Baggett (2014), for example, used statistical parameters from NDVI time series, such as correlation and autocorrelation.

In the analysis of the present study, all of the sampled pure pixel profiles were homogeneous in terms of means and standard deviations, showing high degree of correlation, of approximately 0.8, in the spatially and temporally similar pixel series. Through the removal of outliers and the application of the root mean square filter, consistently patterned series were obtained, for which



the temporal pattern was approximated while maintaining a balance between low and high frequencies, necessary to evaluate vegetation growth, mitigate atmospheric effects and detect degradation processes. The hyper-temporal approach can adequately characterize the dynamics of land use, which, despite the existence of traditional areas with pasture crops, also has semi-deciduous arboreal vegetation and climate conditions that support rapid regeneration, which can cause a high degree of spectral-temporal confusion (Jesus & Epiphanio, 2010; Wondrade et al., 2014). Therefore, a first step in the characterization of grassland areas through satellite imaging is the analysis of historical series, whose pixels at the same geographical locations are monitored over time and can indicate permanent or temporary changes in land use.

In the present study, a moderate resolution, derived from NDVI/Modis, at the regional scale, was used because a high temporal resolution was available. However, recently, efforts have been made to merge data properties to obtain images with high spatial and temporal resolutions by using algorithms, such as the spatial and temporal adaptive reflectance fusion model (STARFM) (Zhang et al., 2016), which could support photosynthetic activity evaluations with higher temporal and spatial resolutions that partially maintain the original coarse data. Therefore, based on a method for estimating the growth index at a moderate scale using the Modis database, Xu et al. (2013) observed a predominance of areas with stable or balanced growth in temperate grassland development. In the present study, the evaluated growing conditions were those of grasslands in tropical regions, where rainfall is well distributed in spring. Based on the methodology used in Zona da Mata, 177,322 ha (14.61%) of grasslands were classified as areas with very low vegetative growth during the study period; 577,698 ha (45.96%), as having low growth; 433,475 ha (35.72%), as having balanced growth; 39,980 ha (3.29%), as having high growth; and 5,032 ha (0.41%), as having very high vegetative growth (Table 2). The area occupied by

grasslands with balanced growth increased at the end of spring, whereas the areas with low or very low growth decreased (Table 3).

**Table 2.** Total grassland area of the GI classes in spring 2012 and respective percentage.

Grassland Growth Index <sup>(1)</sup>	Total grassland	
	Area (ha)	Area (%)
Very low	177,322	14.61
Low	557,698	45.96
Balanced	433,475	35.72
High	39,980	3.29
Very High	5,032	0.42
Total	1,213,507	100

<sup>(1)</sup>Quantitative and qualitative statistical analysis by chi-square table ( $\chi^2_{0.95}$ ) with calculated p-value of 0.92 (> p-value 0.05), indicating independence among growth index classes, which were defined through field campaign and GIS.

However, the area of grasslands with low growth remained high throughout the study period, indicating low photosynthetic activity when compared with historical series, which is a clear sign of degradation from overgrazing, erosion, and poor soil fertility, as well as of soil worsening and climate conditions (Nascimento et al., 2006; Chagas et al., 2009). The predominant vegetation development class was low or very low, for which the intensity pattern of the photosynthetically active vegetation denotes unstable growth conditions, which accounted for 72% of the area in late September. According to Wessels et al. (2007), the degradation in grasslands presents strong long-term effect on the response of NDVI time series. The most evident aspects of grassland degradation were highlighted, and the evolution of the growth index for every week of the spring season of 2012 was compared with the historical

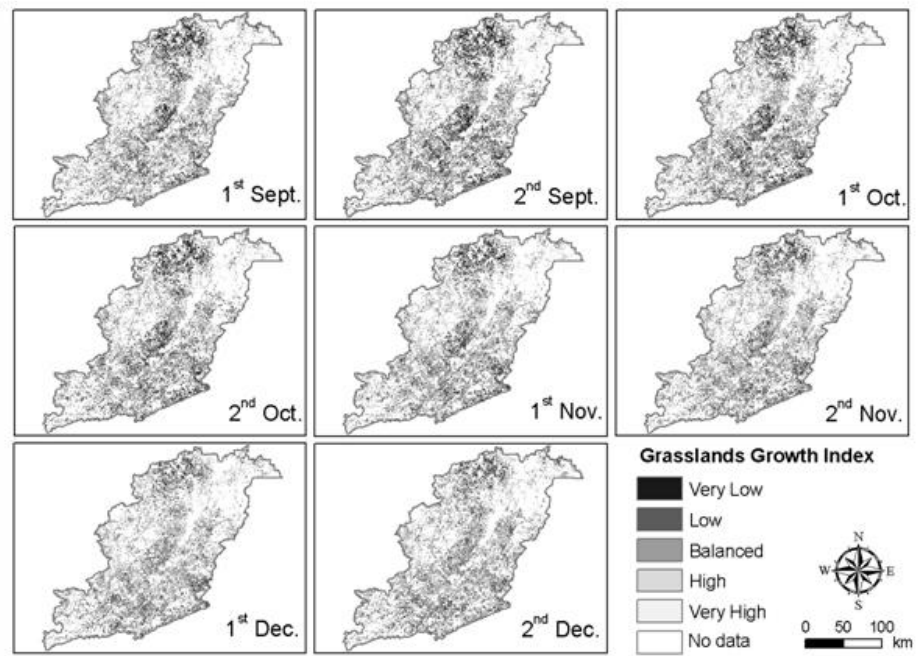
series (Figure 3). The portions with lower vegetative growth index values are the northwest, central, and southeast ones of Zona da Mata. The high and very high growth index classes remained below 10% of the area for the period, starting at 6.1% in early September and ending at approximately 2% at the beginning of January 2013; the balanced growth class was 24% in late September and reached 45% in early December (Figure 4).

**Table 3.** Percentage of the grassland area of Zona da Mata Region, in the state of Minas Gerais, Brazil, for the growth index classes for each 16-day period from September 2012 to January 2013.

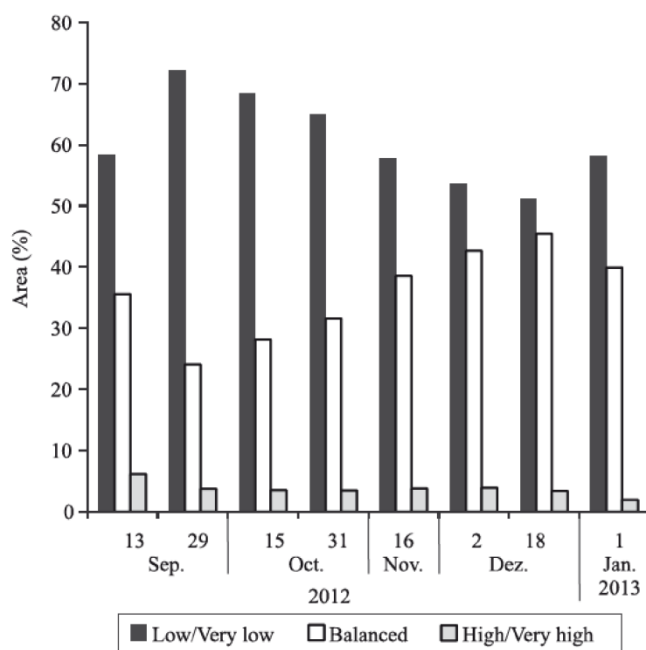
Date	Grassland area (%)					Total
	Very low	Low	Balanced	High	Very high	
13 Sept. 2012	16.15	42.22	35.53	4.95	1.15	100.00
29 Sept. 2012	26.91	45.30	24.08	2.98	0.73	100.00
15 Oct. 2012	22.03	46.34	28.14	3.00	0.49	100.00
31 Oct. 2012	17.09	47.91	31.54	3.12	0.34	100.00
16 Nov. 2012	11.65	46.05	38.54	3.52	0.24	100.00
02 Dec. 2012	8.58	44.92	42.63	3.69	0.18	100.00
18 Dec. 2012	7.01	44.21	45.42	3.23	0.13	100.00
01 Jan. 2013	7.47	50.71	39.89	1.86	0.07	100.00

By observing the tabulation produced by GIS (Table 4), the micro-regions of Cataguases, Muriaé, and Juiz de Fora, respectively, accounted for approximately 48, 47, and 46% of the grasslands, with low growth in the southeastern and southern portions of Zona da Mata. During the same period, nearly half of the Juiz de Fora and Viçosa areas were classified as having balanced growth in the south and west. Between September and early January, all of the micro-regions had low growth grasslands, especially Juiz de Fora and Cataguases, with an average of 52% of their areas classified as having low growth, which denotes good potential of increase in milk production if adequate

farming practices are adopted, considering the importance of these micro-regions for the dairy chain; an increase in production was also observed in the last decade (Instituto..., 2015). The percentages of the micro-regions that contained grasslands classified as of high or very high growth, however, were small, of 6 and 8%, respectively, for Viçosa and Manhuaçu. Areas with low or very low grassland growth, such as Ponte Nova, were also observed, in which 74% of the grazing area was classified as having low or very low growth. This finding could indicate the instability of the development of grasslands in this micro-region and accounted for approximately 21% of the balanced growth class, denoting a reasonable vegetation cover level and indicating that the average NDVI did not increase.



**Figure 3.** Distribution and evolution of the grassland growth index (GI) for half month periods of historical series.



**Figure 4.** Percentage of the total pasture area occupied by grouping GI classes.

**Table 4.** Percentage of total grassland area for the growth index classes of each micro-region of the Zona da Mata Region, in the state of Minas Gerais, Brazil, in the spring of 2012.

Micro-region	Total grassland area (%)					Total (%)
	Very Low	Low	Balanced	High	Very High	
Cataguases	19.13	52.59	25.47	2.36	0.45	14.25
Juiz de Fora	8.57	52.67	35.73	2.46	0.56	27.39
Manhuaçu	17.21	36.57	38.12	7.54	0.55	6.70
Muriaé	6.50	48.23	42.72	2.36	0.19	11.46
Ponte Nova	35.48	39.91	21.94	2.39	0.28	15.08
Ubá	13.56	45.36	37.24	3.43	0.41	12.95
Viçosa	4.41	34.25	55.20	5.78	0.36	12.17
<b>Total (%)</b>	14.61	45.96	35.72	3.29	0.42	100.00

The 16-day NDVI data allow for the analysis of phenology and inter- and intra-annual changes in land use because they are available and have a frequency suitable for temporal studies; pixels that continue to exhibit the behavior of a certain crop or land use over time are considered temporally pure. The NDVI/Modis time series is a potentially useful data source for the regional evaluation of grasslands (Xu et al., 2013). According to the remote sensing results, appropriate management measures should be taken to advance the recovery of grasslands in order to achieve a high growth index in the portions of Zona da Mata with poor growth.

### **Conclusions**

1. Large areas with low growth were detected in the region of Zona da Mata, in the state of Minas Gerais, Brazil, which is an indicative of the degradation process or of development stagnation during 2012.

2. Low growth grasslands were observed in the micro-region of Juiz de Fora, indicating a loss of vegetative growth in the spring of 2012.

3. Approximately 60% of the grasslands (755,000 ha) in Zona da Mata were classified as having low or very low vegetative growth throughout the period, indicating a spring season with weak recovery compared with the historical series.

4. Zona da Mata shows an overall degradation of the grasslands, which can be continuously monitored through the growth index method, using the novel filtering method for time series.

## References

AKIYAMA, T.; KAWAMURA, K. Grassland degradation in China: Methods of monitoring, management and restoration. **Grassland Science**, v. 53, p. 1–17, 2007.

ANJOS, V.S.; SANO, E.E.; BEZERRA, H.S.; ROSA, R. Caracterização espectro-temporal de pastagens do Triângulo Mineiro utilizando dados MODIS EVI2 (2000-2010). **Sociedade & Natureza**, v. 25, p. 205-215, 2013.

BIUDES, M.S.; MACHADO, N.G.; DANELICHEN, V.H.M.; SOUZA, M.C.; VOURLITIS, G.L.; NOGUEIRA, J.S. Ground and remote sensing-based measurements of leaf area index in a transitional forest and seasonal flooded forest in Brazil. **International Journal of Biometeorology**, v. 58, n. 6, p.1181-1193, 2014.

CHAGAS, C.S.; VIEIRA, C.A. O.; FILHO FERNANDES, E.I.; JÚNIOR, W.C. Utilização de redes neurais artificiais na classificação de níveis de degradação em pastagens. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 13, p. 319-327, 2009.

CRISTIANO, P. M.; POSSE, G.; DI BELLA, C. M. Total and aboveground radiation use efficiency in C3 and C4 grass species influenced by nitrogen and water availability. **Grassland Science**, v. 61, p. 131-141, 2015.

FONSECA, E. L.; FORMAGGIO, A. R.; PONZONI, F. J. Estimativa da disponibilidade de forragem do bioma Campos Sulinos a partir de dados radiométricos orbitais: parametrização do submodelo espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.37, n.6, p.1668-1674, 2007.

FONTANA, F; RIXEN, C; JONAS, T; ABEREGG, G; WUNDERLE, S. Alpine grassland phenology as seen in AVHRR, VEGETATION, and MODIS NDVI time series – A comparison with in situ measurements. *Sensors*, 2008, v. 4: p. 2833–2853, 2008.

HOTT, M.C.; FONSECA, L.D.M.; SOUZA, R.C.S.N.P. Cenário ambiental para a produção de leite considerando a legislação sobre Áreas de Preservação Permanente na Zona da Mata e Campo das Vertentes em Minas Gerais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15, 2011, Curitiba. **Anais**. São José dos Campos: INPE, 2011, p. 4504-4511.

HUANG, C.; GEIGER, E.L.; VAN LEEUWEN, W. J.D.; MARCH, S.E. Discrimination of invaded and native species sites in a semi-desert grassland using MODIS multi-temporal data. **International Journal of Remote Sensing**, v.30, p. 897–917, 2009.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Agropecuário**, 2015. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>> Acesso em jun. 2015.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução (INPE): Epiphânio, J.C.N.; Formaggio, A.R.; Santos, A.R.; Rudorff, B.F.T; Almeida, C.M.; Galvão, L.S. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p.

JESUS, S.C.; EPIPHANIO, J.C. Sensoriamento remoto multissensores para a avaliação temporal da expansão agrícola municipal. **Bragantia**, v. 69, n. 4. p.945-956, 2010.



JONAS, T.; RIXEN, C.; STURM, M.; STOECKLI, V. How alpine plant growth is linked to snow cover and climate variability. **Journal of Geophysical Research**, v.113: G03013, 2008.

JÖNSSON, P.; EKLUNDH, L. TIMESAT – a program for analyzing time-series of satellite sensor data. **Computers and Geosciences**, v. 30, p. 833-845, 2004.

LEIVAS, J.F.; ANDRADE, R.G.; VICTORIA, D.C.; TORRESAN, F.E.; VICENTE, L.E.; TEIXEIRA, A.H.C.; BOLFE, E.L.; BARROS, T.R. Avaliação do índice de vegetação padronizado no monitoramento indicativo de estíagens em períodos críticos da soja no Sul do Brasil. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 66/5, p. 1145-1155, 2014.

LI, Z.; GUO, X. A suitable NDVI product for monitoring spatiotemporal variations of LAI in semiarid mixed grassland. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 38, p. 683–694, 2012.

LI, Z.; HUFFMAN, T.; McCONKEY, B; TOWNLEY-SMITH, L. Monitoring and modeling spatial and temporal patterns of grassland dynamics using time-series MODIS NDVI with climate and stocking data. **Remote Sensing of Environment**, v. 138, p. 232-244, 2013.

NASCIMENTO, M.C.; RIVA, R.D.D.; CHAGAS, C.S.; OLIVEIRA, H.; DIAS, L.E.; FERNANDES FILHO, E.I.; SOARES, V.P. Uso de imagens do sensor ASTER na identificação de níveis de degradação em pastagens. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.10, p.196-202, 2006.

REEVES, M.C.; BAGGETT, L.S. A remote sensing protocol for identifying rangelands with degraded productive capacity. **Ecological Indicators**, v. 43, p. 172–182, 2014.

SÁ JUNIOR, A. **Aplicação da classificação de Köppen para o zoneamento de Minas Gerais**. 2009. 101p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Lavras, Lavras.

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

SELLERS, P.J.; BERRY, J.A.; COLLATZ, G.J.; FIELD, C.B.; HALL, F.G. Canopy Reflectance, Photosynthesis, and Transpiration. III. A Reanalysis Using Improved Leaf Models and a New Canopy Integration Scheme. **Remote Sensing of Environment**, v.42, p.187-216, 1992.

THAIKUA, S.; EBINA, M.; KOUKI, K.; INAFUKU, M.; AKAMINE, H.; SHIMODA, K.; SUENAGA, K.; KAWAMOTO, Y. Preliminary evaluation on digestibility and the relation to morphology and water content of *Brachiaria spp.* and their heritability. **Grassland Science**, v. 61, p. 92-100, 2015.

VERBESSELT, J., HYNDMAN, R., NEWNHAMA, G.; CULVENORA, D. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, p. 106–115, 2010.

VICTORIA, D.C.; PAZ, A.R.; COUTINHO, A.C.; KASTENS, J.; BROWN, J.C. Cropland area estimates using Modis NDVI time series in the state of Mato Grosso, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.47, n.9, p.1270-1278, 2012.

WESSELS, K.J.; PRINCE, S.D.; CARROLL, M., MALHERBE, J. Relevance of rangeland degradation in semiarid northeastern South Africa to the nonequilibrium theory. **Ecological Applications**, v. 17, n. 3, p.815-827, 2007.

WONDRADE, N.; DICK, O.B; TVEITE, H. GIS based mapping of land cover changes utilizing multi-temporal remotely sensed image data in Lake Hawassa Watershed, Ethiopia. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 186, n. 3, p.1765-1780, 2013.

XIN, Q.; BROICH, M.; ZHU, P.; GONG, P. Modeling grassland spring onset across the Western United States using climate variables and MODIS-derived phenology metrics. **Remote Sensing of Environment**, v. 161, p.63-77, 2015.

XU, B.; YANG, X.C.; TAO, W.G.; MIAO, J.M.; YANG, Z.; LIU, H.Q.; JIN, Y.X.; ZHU, X. H.; QIN, Z.H; LV, H.Y.; LI, J.Y. MODIS-based remote-sensing monitoring of the spatiotemporal patterns of China's grassland vegetation growth. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 11, p. 3867-3878, 2013.

ZHANG, J.; YAO, F.; ZHENG, L.; YANG, L. Evaluation of grassland dynamics in the Northern Tibet Plateau of China using remote sensing and climate data. **Sensors**, v. 7, p. 3312 - 3328, 2007.

ZHANG, B.; ZHANG, L.; XIE, D.; YIN, X.; LIU, C.; LIU, G. Application of synthetic NDVI time series blended from Landsat and MODIS data for grassland biomass estimation. **Remote Sensing**, v. 8, n. 10, p.1-21, 2016.



**ARTIGO 2 - ANÁLISE DA DEGRADAÇÃO DE PASTAGENS NA ZONA  
DA MATA INTEGRANDO MÉTRICAS FENOLÓGICAS POR  
SENSORIAMENTO REMOTO**

**(Artigo preparado de acordo com as normas da revista Remote Sensing)**

**Marcos Hott 1, 2, Luis Carvalho 1,\* , Mauro Antunes 3, João Resende 2,  
Wadson Rocha 2**

<sup>1</sup> Department of Forest Sciences, Federal University of Lavras, Campus  
Universitário, PO Box 3037, Lavras, 37200-000, Brazil

<sup>2</sup> Brazilian Agricultural Research Corporation – Embrapa, N° 610 Eugênio do  
Nascimento Street , Juiz de Fora, 36038-330, Brazil;  
marcos.hott@embrapa.br (M.H.) ; joaoacesar.resende@embrapa.br (J.R.) ;  
wadson.rocha@embrapa.br (W.R)

<sup>3</sup> Department of Engineering, Federal Rural University of Rio de Janeiro, BR-  
465, km 7 Road, Seropédica, 23897-000, Brazil; homemantune@gmail.com  
(M.A.)

\* Autor correspondente: [passarinho@dcf.ufla.br](mailto:passarinho@dcf.ufla.br); Tel.: +55-32-3829-1699

**Resumo:** Existe um grande interesse no conhecimento a respeito das condições das pastagens brasileiras. objetivo do presente trabalho foi avaliar o desenvolvimento vegetativo, vigor temporal e cenário de longo-prazo da pastagem na Zona da Mata do Estado de Minas Gerais, Brasil, integrando métricas fenológicas obtidas com dados hipertemporais NDVI / MODIS relacionadas à estação de crescimento primaveril, através da Avaliação por Multicritério, Processo Analítico Hierárquico e Sistema Especialista simplificado por expressão matemática ( $SE_s$ ) em Sistema de Informações Geográficas (SIG). A integração entre as métricas temporais Índice de Crescimento (IC) para a estação primaveril, *Slope*, e métricas de Máximo, Mínimo e Média da série temporal permite a combinação necessária para investigação da estrutura da vegetação e condições edáficas e aspectos de degradação. A estatística R/S e expoente de Hurst possibilitam a descrição da ocorrência de manutenção ou reversão futura das condições vegetativas das pastagens. A estação que compreende o início de Setembro ao final de Dezembro apresenta-se como período fundamental para compreender os processos de degradação e desenvolvimento das pastagens, e neste estudo usando uma série de 13 anos. Aproximadamente 61,5% das pastagens da Zona da Mata se encontram degradada ou em processo de degradação com persistência de longo-prazo, e 27% das pastagens apresentam condições boas de densidade vegetal sustentáveis pelos métodos de análise temporal. Por meio dos dados de sensoriamento remoto, da metodologia empregada no SIG e do levantamento de campo foi possível elaborar uma legenda de manejo do desenvolvimento da pastagem.

**Palavras-chave:** Pastagens; series temporais; NDVI; métricas fenológicas; degradação; sensoriamento remoto

**Analysis of grassland degradation in the Zona da Mata, Brazil, integrating phenological metrics through remote sensing**

**Abstract:** There is enormous concern in the knowledge of the conditions of Brazilian pastures. The objective of this study was to evaluate the vegetative growth, temporal vigor and long-term scenario of the grasslands in Zone Mata of Minas Gerais, Brazil, integrating phenological metrics obtained through hipertemporal database from NDVI / MODIS related to the growth spring season, through the evaluation by Multicriteria, Analytic Hierarchy Process and simplified Expert System through mathematical expression ( $SE_S$ ) in Geographic Information System (GIS). The integration between the temporal metrics Growth Index (GI) for the spring season, slope, and maximum metric, minimum and mean from time series allowed the combination needed to investigate the structure of the vegetation and edaphic conditions, and aspects of degradation. Statistics R / S and Hurst exponents enabled the description of the occurrence of the future maintenance or reversal of vegetative conditions of the grasslands. This season, which delimitate since early September to late December is important in the understanding grassland degradation process, and in this study using time series of 13 years. Approximately 61.5% of the pastures of the Zona da Mata are degraded or in the process of degradation with long-term persistence, and 27% of grasslands have good conditions of sustainable vegetal density in the long-term estimated by the methods of temporal analysis. It was possible to elaborate a legend for management of grassland development, and consolidated a methodology for continuous grassland monitoring.

**Keywords:** Grasslands. Phenologic metrics. Growth index. Hurst exponents. Remote sensing. Multicriteria evaluation.

## 1. Introdução

O Estado de Minas Gerais é o maior player leiteiro do Brasil com uma produção de aproximadamente 9 bilhões de litros, sendo que a Zona da Mata representa 10% desse total [1]. A região da Zona da Mata é formada por tradicionais bacias leiteiras, e que mantém um manejo extensivo típico, em um ambiente formado por pequenas propriedades. A degradação dessas pastagens tem levantado um grande interesse em função da importância para a cadeia do leite no Estado, tendo demandado levantamentos, monitoramento e o planejamento de políticas públicas para o setor. O monitoramento das condições das pastagens demanda regularidade temporal e rapidez na produção de resultados a respeito do cenário de desenvolvimento, previamente à estação de maior produção de leite, no verão, o que apresenta a saturação dos índices de vegetação, normalmente. Os dados NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) disponíveis pela base de dados do sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) do satélite Terra podem fornecer informação sinótica para a indicação da atividade fotossintética das pastagens. Apesar dos índices de vegetação e da radiação fotossinteticamente ativa não serem linearmente relacionados com o índice de área foliar (LAI), com valores de saturação do LAI de, aproximadamente, 3.0, os índices tem uma relação próximo a linear com a atividade fotossintética do dossel ([2]; [3]; [4]). As pastagens têm sido estudadas e monitoradas usando dados de satélites em vários ecossistemas. [5] correlacionaram a produtividade primária bruta da biomassa das pastagens medidas em campo com dados MODIS e obteve melhores resultados na estação de crescimento. [6] analisaram vários índices de vegetação a partir de dados hiperespectrais para estimar a biomassa de pastagens e concluiu que mais pesquisas devem ser feitas para melhorar as estimativas. [7] discriminaram espécies invasoras em pastagens usando dados NDVI/MODIS em



regiões semiáridas. [8] analisou a variação interanual nas tendências de crescimento da vegetação de pastagens usando dados NDVI/MODIS, por meio do produto MOD13Q1, e encontrou uma relação direta com a precipitação acumulada. [9] estabeleceram uma relação entre o NDVI / MODIS acumulado por estação, quente ou fria, e pluviometria, para as condições das pastagens naturais nos Estados Unidos. As métricas fenológicas aplicadas às séries apoiam a distinção de cultivos e vigor da vegetação de cultivos agrícolas, pastagens e florestas, observando datas e índices, pelo SOS (Start-of-Season), POS (Peak-of-Season), EOS (End-of-Season) e *Slope* da curva ou da série, principalmente, além das diferenças entre os valores, máximos, mínimos e médias ([10]; [11]; [12]; [13]). [14] estimaram um índice de crescimento de pastagens (IC) a partir de uma série temporal NDVI / MODIS para o mapeamento de degradação na China na primavera. O método que simula a taxa de alteração do verdor (*greenness*) para cada pixel, avaliando a tendência linear de NDVI máximos anuais durante o período de estudo foi estimado por meio da aplicação da regressão ordinária dos mínimos quadrados. O *Slope* é o coeficiente de inclinação da linha de regressão ajustada em cada pixel onde  $Slope > 0$  indica que a vegetação está em processo de recuperação, enquanto se  $Slope < 0$  indica a ocorrência de algum processo de degradação ([15]; [16]). [17] analisaram as tendências da vegetação na região norte da China usando declividades (*Slope*) do NDVI / SPOT Vegetation e expoentes de Hurst ([18]; [19]), onde se verificou menor degradação e baixa sustentabilidade e estabilidade das pastagens naturais, frente às florestas. Estes tipos de informações combinadas por [20] criaram classes de degradação da vegetação com base em declividade do NDVI anualmente integrado e expoentes de Hurst, com a análise de série reescalada (R/S), gerando-se classes de degradação com base em mudanças na vegetação e na tendência de longo-prazo. A análise R/S e expoentes de Hurst possuem aplicações em diversas áreas do conhecimento para análise de tendência, tais

como economia e computação ([21]; [22]; [23]; [24]; [25]). Também [26] estimaram expoentes de Hurst para uma região do Tibet, China, onde obteve-se a tendência de dinâmica futura da vegetação com persistência para grande parte da vegetação florestal e menor persistência (anti-persistência) para as pastagens, sendo isto influenciado pelas condições de topografia e altitude, além de se observar a tendência linear da média anual do NDVI, demonstrando degradação das pastagens já evidenciado por outros trabalhos. Tradicionalmente, a condição fenológica presente é identificada, sendo os produtos MODIS bem avaliados para tal finalidade ([27]) para obtenção de resultados sobre a degradação de pastagens. O método de Avaliação por Multicritério (AMC) de combinação linear ponderada permite o cruzamento de vários planos de informação usando pesos apropriados ao fenômeno estudado gerando-se autovalores que podem definir graus de adequabilidade e decisórios sobre os processos envolvidos a partir dos critérios ou fatores ([28]; [29]; [30]). Entretanto, em casos da inserção camadas de dados complexos ou que demandem condicionantes ou restrições, o uso de métodos híbridos podem ser indicados. Os blocos computacionais de Sistemas Especialistas (SE) permitem introduzir a análise e conhecimento humano a partir da definição de condições em algoritmos e aplicação à base de dados disponível, constituindo poderosa ferramenta de produção de informação para tomada de decisão em diversas áreas do conhecimento ([31]; [32]; [33]; [34]). Os SE inspiram a concepção de algoritmos que permitem a tomada de decisão em âmbito complexo ou simples, em múltiplas alternativas ou mesmo para poucas soluções propostas. O uso do multicritério ponderado e sistema especialista pode preencher a lacuna entre a automatização do processo de análise, com a geração de autovalores para análise espacial, e o devido controle sobre aspectos relacionados a índices estatísticos, cujos valores não representam o fenômeno de forma linear. A preparação da base de dados hipertemporais passa pela eliminação de valores indesejados, com a manutenção do

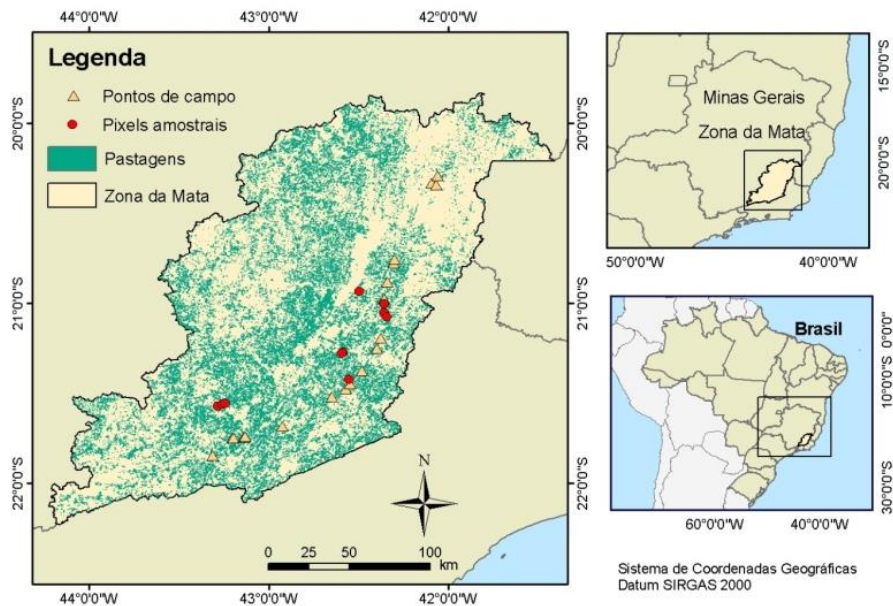
comportamento da série, a qual neste estudo representa o NDVI em pixels de áreas de pastagens. Assim, métodos de tratamento das séries temporais são aplicados com o intuito de eliminar dados espúrios e fornecer um padrão definido ao perfil temporal, bem como na extensão espacial com a utilização das operações para suavização e filtragem de séries temporais, com funções *wavelet*, janela de regressão, Savitzky–Golay e métodos para substituição de pixels de baixa qualidade ([35], [36]; [37]). A base de dados NDVI / MODIS para as áreas de pastagens foram filtradas pela detecção de *outliers* e utilização de média quadrática, equivalente ao método *wavelet* denominado *cubic spline*. O propósito deste trabalho foi analisar aspectos de desenvolvimento das pastagens na Zona da Mata a partir de métricas e estatística sazonais ou escala temporal total e geração de uma legenda de manejo integrando o método de sobreposição ponderada por multicritério e sistema especialista simplificado por expressões matemáticas em *rasters* ( $SE_S$ ) desenvolvido como aplicativo em um Sistema de Informações Geográficas (SIG).

## 2. Materiais e Métodos

### 2.1. Área de estudo

Com uma área de 1.213.506 ha e uma população aproximada de 2,5 milhões de habitantes, a mesorregião da Zona da Mata possui predominância de relevo forte ondulado, solos graníticos e gnaissicos, clima subtropical (Cwa). Desempenha um importante papel na produção leiteira do estado de Minas Gerais, sendo esta a principal atividade econômica da região, devido à sua tradição na pecuária. A Zona da Mata totaliza 10% da produção mineira, qual é de 9 bilhões de litros ([38]), 27% da produção nacional, ambos compondo importantes bacias leiteiras tradicionais, para as quais houve um grande salto na

produção do Estado que totalizava em 1974, aproximadamente, 2 bilhões de litros, ano em que começou o levantamento. Apresentando predominantemente pecuária extensiva na maioria das propriedades rurais, mas também com sistemas produtivos confinados e semi-confinados, exhibe pastagens com espécies forrageiras variadas. Isto foi verificado em levantamento de campo e por meio da análise de dados de séries temporais de pixels nas imagens NDVI / MODIS (FIGURA 1).



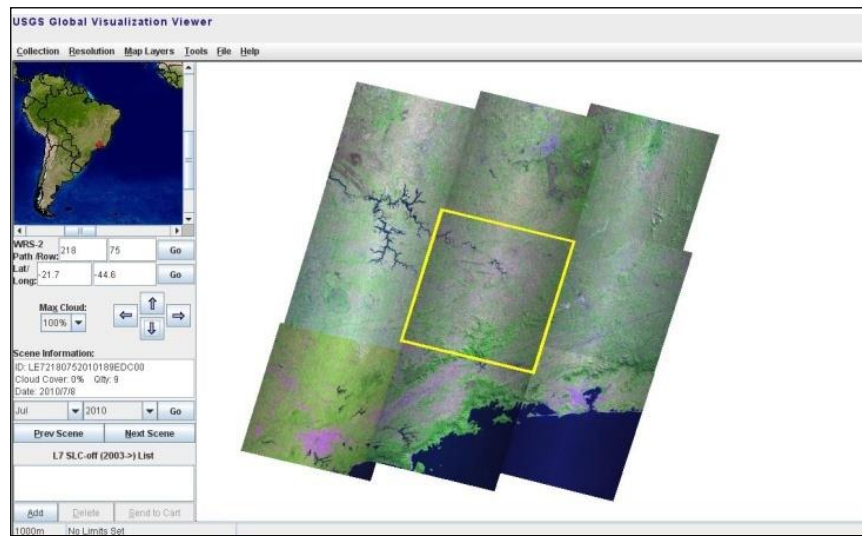
**Figura 1.** Localização da área de estudo e de observações de campo.

Fonte: os autores.

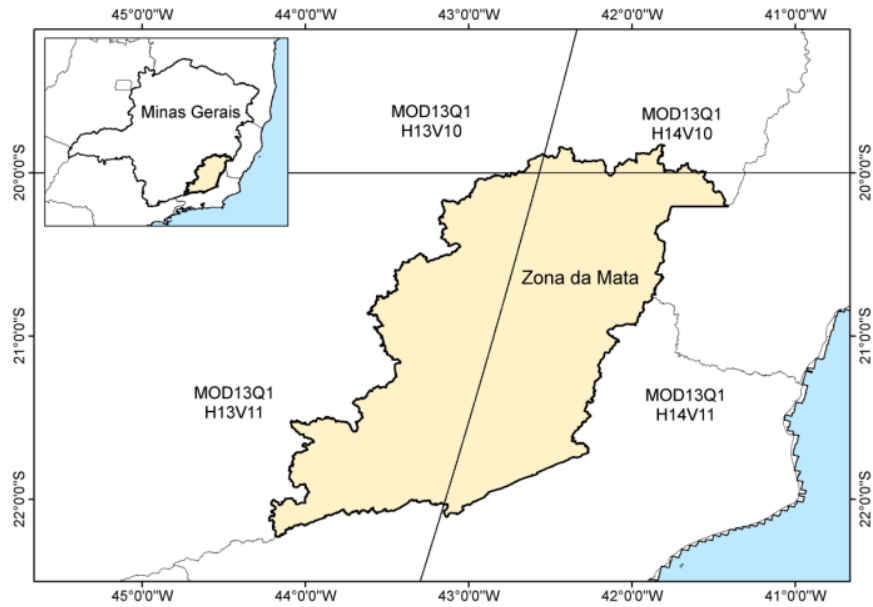
## 2.2. Materiais

Na Figura 2 é apresentada formas de consultas à base de dados MODIS / Terra, a partir da qual obteve-se informações relevantes para a obtenção da série

de imagens da Zona da Mata para mapeamento das áreas de pastagens e estimativas das métricas fenológicas. Na Figura 3 exibe-se a articulação das imagens do produto MOD13Q1, H13V10, H13V11, H14V10 e H14v11, a partir dos quais foram realizados mosaicos para as datas apresentadas na Figura 4.

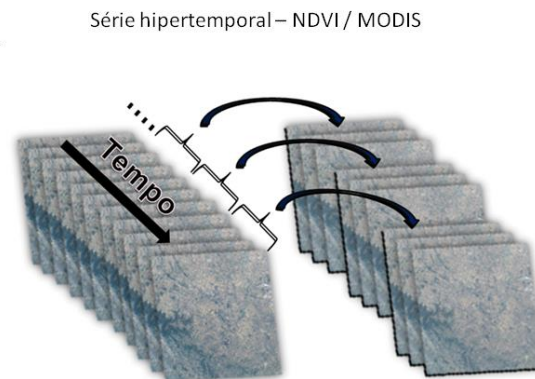


**Figura 2.** Interface de consulta aos dados MOD13Q1. Fonte: [13].



**Figura 3.** Articulação dos *tiles* oriundos dos produtos de NDVI / MOD13Q1. Fonte: os autores.

Composição 16 dias NDVI	Data
1	18/02/2000
2	05/03/2000
3	21/03/2000
4	06/04/2000
5	22/04/2000
6	08/05/2000
.	.
235	23/04/2010
236	09/05/2010
237	25/05/2010
238	10/06/2010
.	.
303	07/04/2013
304	23/04/2013
305	09/05/2013

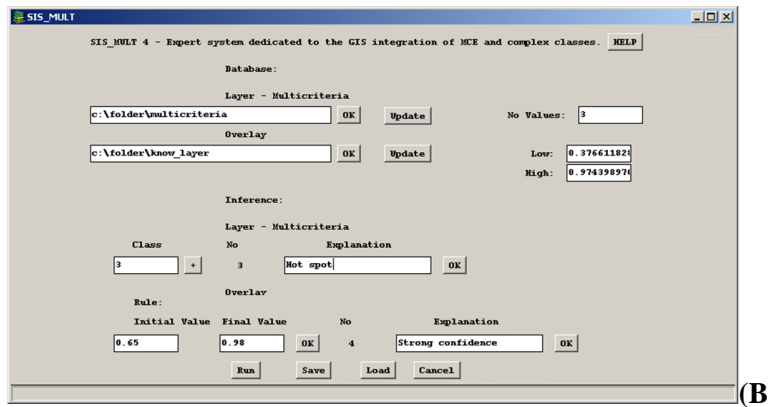
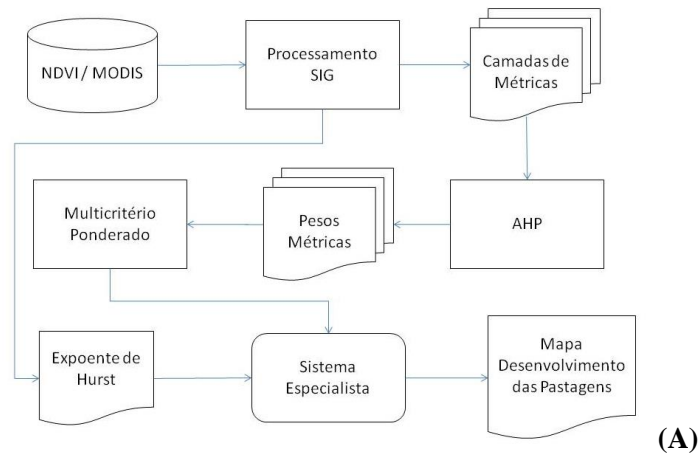


**Figura 4.** Datas das composições de 16 dias do NDVI / MODIS em série hipertemporal. Fonte: os autores.

### 2.3. Métodos

Inicialmente toda a série NDVI do sensor MODIS foi submetida à filtragem para eliminação de valores espúrios por meio da detecção de *outliers* e aplicação de média quadrática para suavização, verificando-se que é um procedimento equivalente à wavelet ao segundo nível de decomposição por método *cubic spline*. Assim, visou-se a correção da série quanto aos efeitos atmosféricos anômalos com manutenção das frequências típicas das pastagens. Para a análise do desenvolvimento das pastagens na área de estudo diversos planos de informação foram produzidos a partir de métricas sazonais importantes na investigação de processos de degradação. Um índice de crescimento sazonal foi estimado para os períodos de 16 dias da primavera de 2012, respondendo à atualização das condições da pastagem frente ao histórico para o mesmo período em anos anteriores ([14]), considerando as métricas SOS e POS e estação de retomada do crescimento da vegetação. O Slope foi calculado a partir dos máximos anuais do NDVI de 2000 a 2013, o qual indica uma medida de tendência linear de crescimento ([15]; [16]). As métricas exploratórias em relação à média, mínimo e máximo NDVI ([10]; [11]; [12]; [13]), foram estimadas em função da importância do conhecimento dos valores absolutos frente aos índices e tendências obtidas. Além das métricas calculadas foi estimada a estatística temporal Expoente de Hurst através da análise R/S ([19]) com o intuito de escalonar os critérios ponderados quanto ao viés ou tendência espaço-temporal. Na avaliação espacial das pastagens foram adotados critérios de decisão a partir dos planos de informação ponderados e condições definidas pelo conhecimento técnico sobre a tendência temporal expressa pelo expoente de Hurst estimado. Com o objetivo de obter o grau de desenvolvimento das pastagens foram atribuídos pesos às camadas geográficas a partir do Processo Analítico Hierárquico (AHP – Analytic Hierarchy Process) usando técnica

descrita por [39] em Multicritério ponderado, integrando um SE Simplificado por expressões ( $SE_S$ ) desenvolvido no SIG, denominado SIS MULT 4, com apenas um bloco de conhecimento e uma solução, para definição da tendência não-linear do expoente de Hurst aplicada ao resultado da análise multicriterial expressa por autovalores. Na Figura 5 é apresentado o fluxograma do processo de análise e aplicativo projetado no SIG para cruzamento das camadas de Multicritério e de conhecimento detalhado pelo especialista.



**Figura 5.** Fluxograma geral das operações no método proposto (A); aplicativo desenvolvido no SIG para cruzamento das camadas a partir de inferências (B). Fonte: os autores.



### 2.3.1. Índice de Crescimento

O índice de crescimento das pastagens (IC) foi obtido para o período primaveril a partir da razão entre o NDVI em períodos de 16 dias na estação em 2012 frente às médias para o mesmo período primaveril entre os anos de 2000 e 2011.

O início da estação em Setembro corresponde à métrica SOS (Start-of-Season), enquanto o início de Janeiro corresponde à métrica POS (Peak-of-Season). Essas métricas são importantes na fenologia da pastagem e descrevem a capacidade de recuperação da vegetação. O IC é calculado a partir da seguinte equação:

$$IC = \frac{(NDVI_m - NDVI_n)}{(NDVI_m + NDVI_n)} \quad (1)$$

onde IC é a razão de crescimento vegetativo das pastagens;  $NDVI_m$  representa o índice de vegetação na data m e  $NDVI_n$  é a média dos índices de vegetação para o período equivalente nos anos anteriores. Assim,  $NDVI_m$  é o índice de vegetação para os 16 dias entre Setembro de 2012 e Janeiro de 2013, e  $NDVI_n$  é a média do NDVI de Setembro a Janeiro entre 2000 e 2011. O IC foi classificado com base no crescimento das pastagens observado em campanha de campo, perfis temporais e imagens de alta-resolução. Os índices resultantes foram comparados às condições de pixels amostrais e conhecimento das regiões visitadas. Vários pontos no terreno foram observados entre Setembro de 2014 e Abril de 2015 quando dados foram coletados e correspondentes resultados dos mapas gerados e legendas foram avaliados. Os pontos do terreno foram

continuamente monitorados. Vinte locais foram visitados e anotadas as condições das pastagens nas quatro direções cardeais, em um total de 100 observações de campo localizadas com GPS (Global Positioning System). Esses locais foram visitados usando estradas estaduais e federais durante as estações seca e chuvosa. As classes de IC foram divididas em Muito Baixo ( $< -0.05$ ), Baixo ( $-0.05 - 0.00$ ), Equilibrado ( $0.00 - 0.05$ ), Alto ( $0.05 - 0.10$ ) e Muito Alto ( $> 0.10$ ) baseado na distribuição dos valores dos índices calculados, materiais de referência, observações de campo, observação do histograma e concordância estatística por meio de intervalo de confiança na distribuição qui-quadrado. Ao todo foram gerados 8 planos de informação, os quais denotam a evolução do crescimento das pastagens do início ao seu pico, para os quais o grau importância foi avaliado pelas técnicas de avaliação e validação por multicritério.

### *2.3.2. Tendência Linear – Slope*

As métricas intra e interanuais, anualmente ou sazonalmente, podem indicar o grau de alteração na vegetação por meio da tendência linear observada. Essas informações sobre as métricas fenológicas combinadas às tendências de longo ou curto-prazo trazem classes de manejo ou de planejamento, as quais servem para o contínuo monitoramento das condições das pastagens. Para a estimativa da tendência linear pela métrica Slope, primeiramente obteve-se o valor máximo de NDVI anual para a série de 2000 a 2012. Em seguida o coeficiente angular da reta obtida por regressão linear foi estimada de acordo com a equação abaixo:

$$Slope = \frac{n \sum_{i=1}^n i NDVI_{máx} - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n NDVI_{máx}}{n \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (2)$$

onde Slope é a inclinação obtida por regressão linear do valor máximo de NDVI ( $NDVI_{máx}$ ) para o ano  $i$  com  $n$  igual a 13.

### 2.3.3. Métricas exploratórias – Máximo, Mínimo e Média

Os índices e tendências analisadas sobre o desenvolvimento da vegetação ao longo da série hipertemporal fornecem informações sobre as condições de desenvolvimento da pastagem. Entretanto, tipologias diferenciadas, com maior ou menor grau de atividade fotossintética, mesmo diferentes, podem apresentar comportamento similar. Desta forma, informações a respeito de estatística temporal exploratória produzem dados importantes sobre o estágio em que se encontra a pastagem e qual é sua fisionomia frente às diversas condições edafoclimáticas, tendo a estatística geral do NDVI como indicador do padrão da vegetação. As métricas da série total de máximo, mínimo e média do NDVI denotam a amplitude, o patamar do índice de vegetação e podem apoiar a classificação das condições das pastagens em conjunto com as camadas de tendência linear e não linear investigados. A partir de algoritmos no SIG foram obtidas as métricas exploratórias, gerando-se uma camada para cada ao verificar-se os valores de  $NDVI_{máximo}$ ,  $NDVI_{mínimo}$  e  $NDVI_{médio}$  na série hipertemporal, totalizando 3 camadas de informações, para essas métricas, a serem ponderadas e inseridas na análise por multicritério.

$$Máximo = \max_{i=1}^n [NDVI_i] \quad (3)$$

$$\text{Mínimo} = \min_{i=1}^n [NDVI_i] \quad (4)$$

$$\text{Média} = \frac{\sum_{i=1}^n NDVI_i}{n} \quad (5)$$

onde  $n$  é igual ao número de anos e  $NDVI_i$  é o valor do índice de vegetação no ano  $i$ .

### 2.3.3. Expoente de Hurst

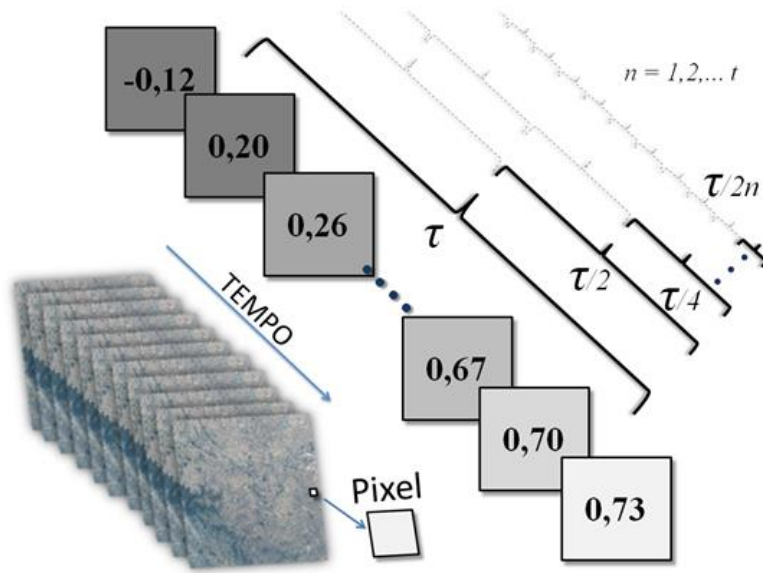
A avaliação da memória de longo-prazo se torna útil na inserção de um cenário futuro à legenda de desenvolvimento das pastagens resultantes da integração das métricas sazonais. Muito utilizada para séries temporais financeiras e econômicas, a análise clássica da série reescalada denominada R/S (amplitude variável dividida pelo desvio-padrão) retorna o comportamento temporal, descritivamente. Originalmente descrita por Harold Hurst (1951) em seu trabalho na determinação da capacidade de longo-prazo de armazenagem de água por represas, a análise R/S passou a ser utilizada na prognose do comportamento de séries temporais. A partir da experiência de Hurst na construção de uma represa no Rio Nilo, mais tarde essa análise se consolidou em um método de investigar memória de longo e de curto-prazo. Em trabalhos realizados por [19], a análise R/S e o expoente de Hurst foram estruturados como forma de determinação da memória em séries temporais, onde  $H < 0,5$  ha a indicação de antipersistência ou anticorrelação, onde valores ou fenômenos tendem a se reverterem no futuro;  $H = 0,5$  denota um passeio ao acaso, também chamado de movimento Browniano, onde os valores não chegam a alcançarem ou a definirem uma tendência; e  $H > 0,5$  apresentando uma persistência ou memória, onde valores passados influenciam os resultados futuros. Em trabalhos

econômicos aplicados às séries de preços, investimentos e mercado de capitais, o expoente de Hurst é bastante abordado como forma de detectar efeitos de memória e tendências ([40]; [41]; [22]; [42]). Em aplicações acadêmicas, ambientais e em sensoriamento remoto, [43] estimaram leis de potência em transectos espaço-temporais em dois tipos de pastagens na China, [23] e [44] concluíram que a análise R/S produz resultados equivalentes ao método de wavelet para a estimativa do expoente de Hurst tanto para séries longas como curtas, assim como [20] e [26] utilizaram séries de imagens NDVI do SPOT-VGT e do sensor AVHRR, respectivamente, para avaliarem a tendência futura de degradação de pastagens e vegetação em geral. Com séries medianamente curtas, as séries NDVI / MODIS do satélite terra, mensurados e reportados a partir de fevereiro do ano 2000, para pixels com resolução espacial de 250 m, não permitem atender a recomendação clássica de 500 a 1.000 dados no mínimo na base de dados para a análise R/S. Entretanto, isto tem mudado com os novos estudos para séries curtas. [45] discutiram um novo método para base de dados a partir de 100 dados. [25] obtiveram dados significativos para análise R/S para séries curtas em análise de dados biológicos pela simples adoção de lags ou escalas aritméticas ao contrário das escalas clássicas geométricas ou binárias. A R/S também se comporta de forma viesada se métodos de filtragem não são aplicados adequadamente, mas é menos influenciado por dados periódicos em razão do cálculo de desvios cumulativos e média, segundo [46], além de todos os métodos para a estimativa do expoente de Hurst pode ser superestimado ou subestimado de acordo com a variância anual apresentada, sendo subestimada para o método R/S com o aumento da variância ou amplitude anual. Em [24] discute-se a natureza da distribuição normal dos expoentes de Hurst produzidos. Isto ocorre para séries sintéticas ou reais estudadas. Relata-se a quase normalidade dos dados de NDVI adimensionais, e para dados sazonais com periodicidade concreta nos dados, descritivamente, os retornos logaritmos são

dispensados para a análise de séries medianamente curtas e em virtude da distribuição gaussiana dos desvios calculados na análise R/S.

Inicialmente as séries temporais foram filtradas com a eliminação de outliers e utilização de média quadrática para substituição dos valores espúrios. Seguindo-se a metodologia clássica empregada na determinação da escala de medida ou divisão da série temporal de células ou pixels das imagens (FIGURA 6), iniciou-se pelo comprimento ( $\tau$ ) total da série dividindo-se por 2 até o arredondamento da menor subdivisão, considerando a série de imagens de 305 dados de média do NDVI de 16 dias do MODIS (MOD13Q1), de 18 de fevereiro de 2000 a 09 de maio de 2013 (LP-DAAC, 2013). O algoritmo foi desenvolvido por meio do ferramental e algoritmo escrito em Sistema de Informações Geográficas (SIG), observando o mapa de pastagem, imagens MODIS e RapidEye para consistência dos resultados (FIGURA 7).

Por meio das equações abaixo ([22]) foram estimados os expoentes de Hurst para as matrizes dispostas em série temporal, sendo realizados os cálculos para cada conjunto de pixels no tempo a partir da divisão binária. Em princípio calcula-se a média dos retornos ou valores observados  $r$  para cada bloco ou tamanho de segmento  $\tau$ , além do desvio-padrão  $\sigma$  ( $S_i$ ) dentro do segmento. O algoritmo deve considerar ao longo do bloco o desvio máximo ou mínimo em torno da média, sendo realizada a obtenção da amplitude máxima dividida ou normalizada pelo desvio-padrão. Ao final do cálculo de R/S para cada bloco obtém-se a média, a qual está relacionada ao expoente  $H$ , conforme a Equação 9. Observa-se que para blocos  $\tau$  ou lags geométricos de base  $2^n$ , com  $n = 1, 2, 3, \dots$ ,  $i$ , calculado deterministicamente, R/S assume valores cujos log-log resulta em um passeio ao acaso com  $H = 0,5 = \beta$  da equação obtida por regressão linear.



**Figura 6.** Ilustração que demonstra a análise pixel-a-pixel por meio da análise normalizada das amplitudes em escalas  $\tau$  a  $\tau/2 \times 16$ .

$$\bar{r}_i = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (r_{t,i}) \quad (6)$$

$$S_i = \left[ \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (r_{t,i} - \bar{r}_i)^2 \right]^{1/2} \quad (7)$$

$$(R/S)_i = \frac{1}{S_i} \left[ \max_{1 \leq t \leq \tau} \sum_{k=1}^t (r_{k,i} - \bar{r}_i) - \min_{1 \leq t \leq \tau} \sum_{k=1}^t (r_{k,i} - \bar{r}_i) \right] \quad (8)$$

$$(R/S)_\tau = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R/S)_i \quad (9)$$

$$(R/S)_\tau = (\tau/2)^H \quad (10)$$

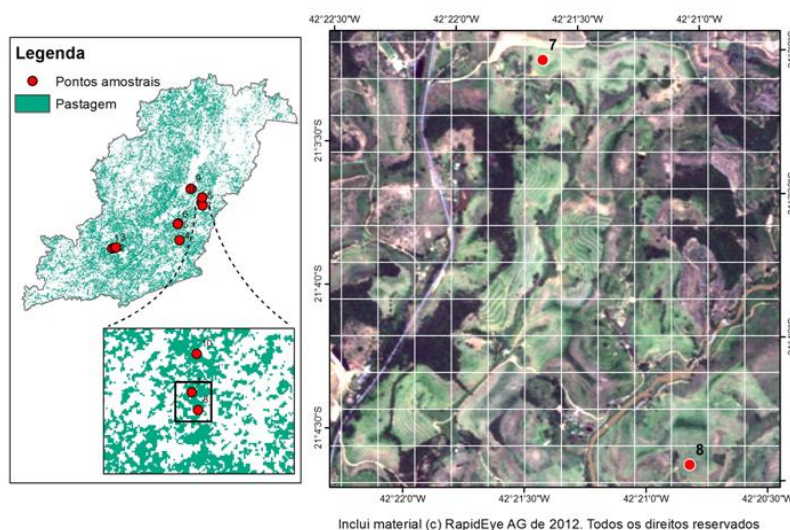
Assim, H é o coeficiente angular da reta obtida por regressão linear do Log (R/S) x Log ( $\tau$ ), onde pode-se assumir valores próximos a 0,5 ( $\pm 0,02$ ) como série aleatória, com  $H < 0,5$  associa-se a um efeito de reversibilidade da tendência observada através de diversas métricas a serem estimadas, enquanto que para  $H > 0,5$  verifica-se uma tendência da dinâmica de sustentação do padrão atual do fenômeno geográfico. Para a melhor utilização dos resultados da análise temporal das imagens NDVI / MODIS e estimativa dos expoentes de Hurst, no caso das pastagens há a necessidade de se estimar parâmetros fenológicos, sazonais, intra ou interanuais, assim como métricas ou índices de desenvolvimento ou crescimento da vegetação de pastagens. Portanto, para a série de 305 imagens NDVI/MODIS, em se tratando de uma série de tamanho médio, para um melhor encaixe dos lags optou-se pela divisão binária realizada a partir do total de imagens ( $\tau$ , como primeiro bloco), seguida dos blocos  $\tau/2n$ , com  $n = 1, 2, 4, 8$  e  $16$ , com o devido arredondamento do tamanho do menor bloco.

#### 2.3.4. Avaliação por Multicritério e Sistema Especialista

A existência de vários planos de informação acerca das condições das pastagens suscita a necessidade de critérios e métodos para extrair máxima ponderação sobre a importância, integração e relação espacial entre os fatores de tal forma que resulte em um único mapa com *scores* ou autovalores os quais definam o fenômeno com uma legenda que permita decisões de manejo no



campo agropecuário. Bastante utilizada em análises espaciais, a análise por multicritério se baseia no mapeamento de fatores em planos de informação e na definição do nível de pertinência das camadas na construção de um mapa final, cujos critérios subsidiam a tomada de decisão ([47]; [48]).



**Figura 7.** Pontos amostrais para obtenção de pixels puros e malha MODIS sob RapidEye. Fonte: os autores.

O método de Multicritério ponderado foi aplicado a partir dos fatores IC de Setembro a Dezembro de 2012 em períodos de 16 dias, Slope, Máximo, Média e Mínimo, conforme a expressão a seguir:

$$M_{ij} = \sum_{k=1}^n F_{ij,k} \times P_k \prod c_{ij} \quad (11)$$

onde  $M$  é o autovalor ou *score* produzido para o pixel na coluna  $i$  e linha  $j$  a partir do somatório da multiplicação dos fatores  $F$  pelo seu respectivo peso  $P$ , onde  $n$  varia de 1 a 12, neste estudo, e  $c$  é o fator booleano ou restrições (0 ou 1).

Foi aplicada metodologia desenvolvida por [39] para hierarquização pareada dos fatores, com a análise AHP (Analytic Hierarchy Process) a partir do grau de favorecimento ao processo de desenvolvimento das pastagens, conforme escala numérica apresentada na Tabela 1.

**Tabela 1.** Escala numérica de decisão ([39]).

<b>Escala Numérica</b>	<b>Critério de importância</b>	<b>Processo</b>
1	Igual	Ambos fatores contribuem equivalentemente
3	Leve	Pela experiência um fator se sobrepõe ao outro
5	Forte	Um fator é fortemente superior ao par analisado
7	Muito Forte	Um fator é muito fortemente superior
9	Extremamente Forte	É observada uma importância extrema de um fator
2, 4, 6, 8	Intermediários entre os critérios	Gradiente ponderado entre um fator e outro

A escala numérica se apresenta de acordo com critério de decisão sobre quais fatores se aproximam ou se sobrepõem aos outros, em termos de importância no processo de análise das condições da pastagem. Apesar da utilização clássica de até 9 fatores, neste estudo foram utilizados 12, mas com o índice de consistência aleatório corrigido por [49] para o número correspondente de fatores ampliado (Tabela 2).

**Tabela 2.** RI (*Random Index*) ou índice de consistência aleatório ([49]).

<b>N</b>	3	4	...	7	8	9	10	11	12
<b>RI</b>	0,52	0,89	...	1,35	1,40	1,45	1,49	1,51	1,54

Após a tabulação da comparação cruzada entre os fatores, com os valores para cada critério de classificação e recíprocos, é realizada a normalização dos valores pela divisão de cada valor pelo somatório em cada critério real e recíproco. Em seguida, obtém-se os pesos pela média dos valores normalizados. Para validação dos pesos gera-se o produto das matrizes dos valores pareados e dos pesos, cuja a média final da razão de proporcionalidade, a qual é o produto dividido pelo peso, é usada na estimativa do Índice de Consistência (CI – *Consistency Index*). A relação de consistência (CR – *Consistency Ratio*), a qual é obtida pela divisão entre CI e RI (*Random Index* ou índice de consistência aleatória, cujos valores são propostos por [39] e [49]). Se CR for menor que 0,1 há coerência entre os valores atribuídos aos critérios pareados e pesos estimados para os fatores.

Os cálculos para estimativa dos pesos e sua avaliação são realizados conforme matrizes e equações abaixo:

Matriz A

$$\begin{bmatrix} F_1 & \dots & F_n \\ \vdots & \ddots & v \\ F_n & r & 1 \end{bmatrix}$$

onde F é o fator e n é o número de fatores, v é o valor atribuído pelos critérios de avaliação pareada e r é o valor recíproco, dispostos em uma matriz n x n.

## Matriz B

$$\begin{bmatrix} M_1 & \dots & M_i \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ M_j & \dots & M_j \end{bmatrix}$$

onde M é o valor do critério referente ao Fator n da Matriz A normalizado pelo somatório de cada coluna.

## Matriz C

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ \vdots \\ P_n \end{bmatrix}$$

onde P é o peso final ou média do somatório da linha i da Matriz B, e n é o número de fatores.

$$(AC)_{n,1} \sum_{r=1}^n a_{nr} c_{r1} = a_{n1} c_{11} + \dots + a_{nn} c_{n1} \quad (12)$$

onde AC é a matriz produto entre as matrizes A e C, com n linhas e 1 coluna.

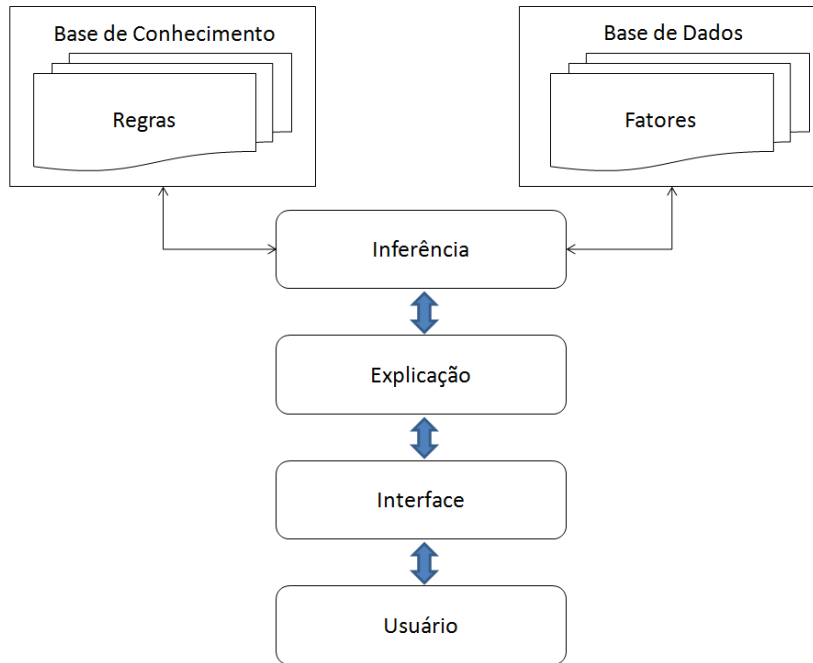
A média da razão entre o produto das matrizes e o peso respectivo fornece a estimativa  $\lambda_{\max}$ , a partir da qual será calculado CI, conforme abaixo:

$$CI = (\lambda_{\max} - n)/(n - 1) \quad (13)$$

$$CR = CI/RI \quad (14)$$

Após validação dos pesos a serem aplicados aos fatores representados por planos de informação no SIG, estima-se os autovalores pelo método do Multicritério Ponderado, a partir das camadas normalizadas em binarização dos dados em 8

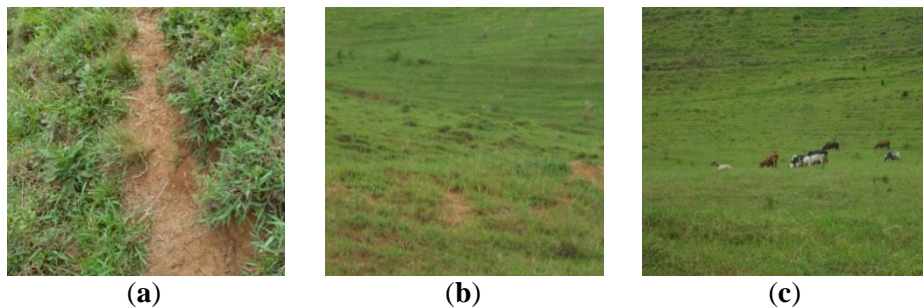
bits, de 0 a 255, em função crescente no SIG ([50]). O mapa obtido representa o grau de desenvolvimento das pastagens a partir dos fatores ou métricas sazonais elencados. Entretanto, devido à necessidade de se entender aspectos de cenários futuros com estatística temporal, foi inserido ao processo de avaliação fator de tendência não-linear representado pelo plano de informação Expoente de Hurst (H). Para tanto foi elaborado um sintético ou Sistema Especialista Simplificado –  $SE_S$  – o qual visa inserir condições de aplicação de H ao mapa gerado por multicritério, em apenas um bloco, com apenas uma solução, mas com a inserção do conhecimento técnico a respeito de H e dos fatores usados na AMC. O SE é uma variação de um sistema de inteligência artificial, onde as regras de análise do sistema inserem as condições inerentes ao fenômeno estudado. De acordo com [51], o SE é caracterizado pela amplitude dos dados e informações e capacidade de simplificação da conclusão esperada, explicando a decisão tomada a partir das condições ou “pensamento”. Na realidade esse mecanismo se assemelha ao processo multicriterial, mas com abordagem de regras necessárias à compreensão e interpretação de um plano de informação mais complexo, permitindo diversas soluções e explicações. Na análise por multicritério as regras oriundas da base de conhecimento são inseridas na expressão matemática através da avaliação criteriosa dos pesos e constantes booleanas. A partir de uma base de conhecimento traduzida em regras pode-se realizar inferências pelo processamento das regras para a tomada de decisão em uma ou mais soluções. No contexto do SIG, o  $SE_S$  pode ser representado conforme o fluxograma da Figura 8.



**Figura 8.** Bloco de SE (Fonte: Adaptado de [52]).

Um aplicativo foi implementado na interface do SIG para a integração do mapa  $M$  resultante do processamento do multicritério ponderado com a estatística. O bloco do sistema é baseado nas Regras, onde de acordo com as combinações dos autovalores com  $H$ , serão gerados os itens da legenda correspondentes à gradação no desenvolvimento das pastagens. Os autovalores  $M$  foram classificados através de distribuição natural dos dados em histograma, informações de campanha de campo (FIGURA 9) e imagens de alta resolução espacial, de acordo com a condição vegetativa temporal, congregando a capacidade de crescimento e vigor conforme a nomenclatura a seguir: Baixa, Média e Alta. A classe de condição vegetativa Baixa representa pouco

desenvolvimento da vegetação com padrão de degradação ao longo do tempo, constituindo-se em uma pastagem com vegetação rala, solos compactados e presença de superpatejo. A classe Média se refere ao desenvolvimento razoavelmente equilibrado das pastagens com vigor intermediário, considerando-se vegetação herbácea rala a semi-densa, enquanto que a classe Alta se refere às pastagens que apresentaram bom crescimento vegetativo, densidade de perfilhos e mantém um padrão de atividade fotossintética maior no horizonte de análise. Assim, as classes refletem o crescimento no decorrer do tempo aliado ao porte da vegetação, onde o IC e *Slope* tem um papel importante na definição da classe, mas também as métricas exploratórias, as quais indicam a extratificação vertical ao nível herbáceo e densidade por meio do NDVI.



**Figura 9.** Condições gerais encontradas em campanha de campo: (a) Pastagens degradadas com vegetação herbácea rala; (b) Vegetação semi-densa ou medianamente esparsa com pastagens em boas condições; (c) Pastagens com vegetação densa com bom dimensionamento do rebanho. Fonte: os autores.

As combinações de  $H$  e  $M$  são designadas na legenda final a partir da Inferência sobre as regras de integração da estatística  $H$  e classes de  $M$  obtidas pelo cruzamento multicriterial das métricas, de acordo com a Tabela 3.

**Tabela 3.** Regras e Inferência do processo decisório.

Classes de $M$	Inferência e Regra			
	$H < 0,48$ Antipersistência	$0,48 \leq H \leq 0,52$ Aleatório	$0,52 < H < 0,65$ Persistência Leve	$H \geq 0,65$ Persistência
<b>Baixa</b> Vigor temporal	Degradado Reversível	Degradado Instável	Degradado Pouco Persistente	Degradado Persistente
<b>Média</b>	Semi-denso Reversível	Semi-denso Instável	Semi-denso Pouco Persistente	Semi-denso Persistente
<b>Alta</b>	Denso Reversível	Denso Instável	Denso Pouco Persistente	Denso Persistente

Foram determinadas 12 classes, cujas denominações e explicações são derivadas do levantamento de campo e amostras de pixels, estão expressas a seguir:

- Degradado Reversível: decréscimo temporal observado no índice de vegetação com nível ou patamar baixo de cobertura vegetal, mas com tendência de aumento da cobertura vegetal de pastagens em um cenário futuro.



- Degradado Instável: decréscimo no índice de vegetação com patamar baixo de cobertura vegetal, com baixa tendência observável.
- Degradado Pouco Persistente: decréscimo no índice de vegetação com patamar baixo de cobertura vegetal, com moderada tendência de sustentação do processo de degradação, com pastagens ralas, solos compactados e superpastejo.
- Degradado Persistente: decréscimo no índice de vegetação com patamar de cobertura vegetal e com forte tendência de sustentação do processo de degradação das pastagens.
- Semi-denso Reversível: nível razoável a bom do índice de vegetação e cobertura vegetal rala a semi-densa, mas com tendência de ocorrência de instabilidade na densidade vegetal devido a processos de pousio, queimada ou rotação de cultivos.
- Semi-denso Instável: razoável nível de cobertura vegetal, com baixa tendência temporal apresentada.
- Semi-denso Pouco Persistente: razoável nível de cobertura vegetal, com moderada tendência de sustentabilidade do vigor das pastagens apresentado.
- Semi-denso Persistente: razoável nível de cobertura vegetal e forte tendência de sustentabilidade desta condição das pastagens.
- Denso Reversível: Bom nível de cobertura vegetal, mas com tendência de instabilidade na densidade vegetal devido a processos de manejo ou degradação adjacentes.

- Denso Instável: Bom nível de cobertura vegetal, com baixa tendência temporal apresentada.
- Denso Pouco Persistente: Bom nível de cobertura vegetal, com moderada tendência de sustentabilidade do vigor das pastagens.
- Denso Persistente: Bom nível de cobertura vegetal e forte indicador de sustentabilidade da densidade ou alto índice de vegetação.

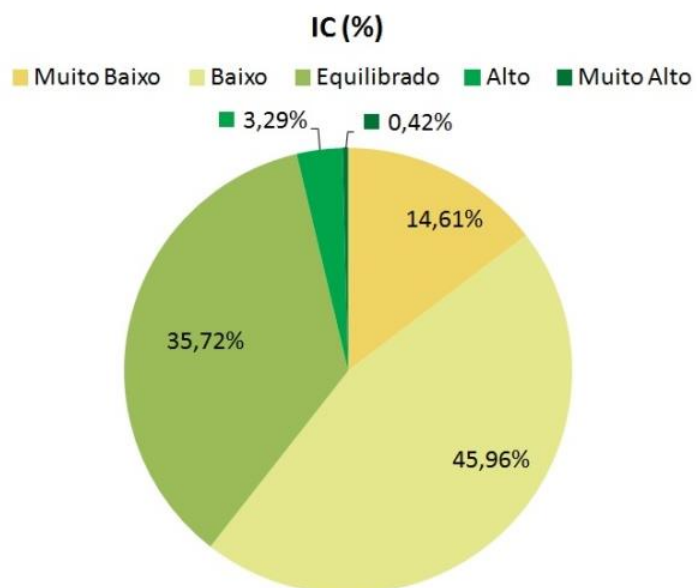
Os índices e tendências analisadas sobre o desenvolvimento da vegetação ao longo da série hipertemporal fornecem informações sobre as condições de desenvolvimento da pastagem. Entretanto, tipologias diferenciadas, com maior ou menor grau de atividade fotossintética, podem apresentar comportamento similar. A determinação de um número superior de métricas, combinações e de classes visa, justamente, diferenciar perfis temporais de NDVI e viabilizar a tomada de decisão a partir do vigor e cenários de desenvolvimento.

### **3. Resultados**

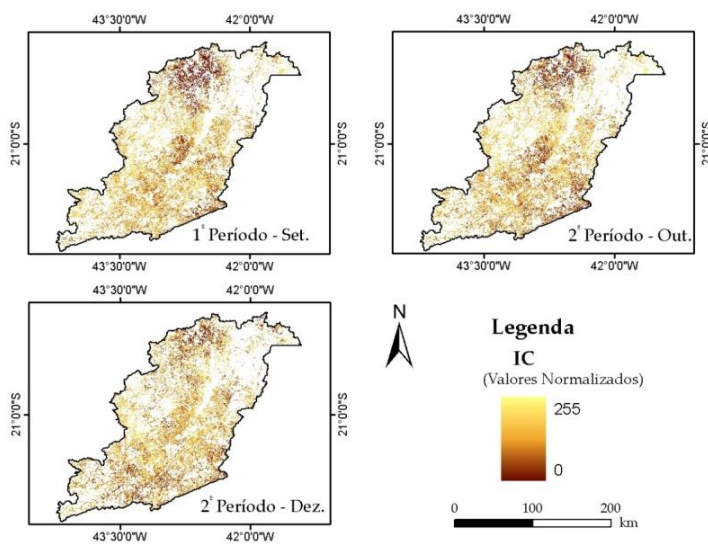
Foram obtidos padrões coerentes de distribuição dos valores resultantes entre as camadas do IC e *Slope*, permitindo a distribuição dos pesos entre esses mapas de forma equivalente, os quais em conjunto com a análise hierárquica dos outros planos de informação produziram boa consistência entre os pesos desses fatores pelo método AHP. A normalização aplicada aos fatores geraram mapas em escala de valores compatíveis para o uso do AMC. Somente ao mapa de H esta normalização não foi aplicada em decorrência do caráter da análise não linear e heterogeneidade dos valores produzidos, onde se utilizou o  $SE_s$  para seu tratamento em integração com o mapa *M*.

### 3.1. IC da estação primaveril

Por meio da análise dos mapas de IC produzidos de SOS a POS na primavera de 2012, entre os períodos de 16 dias do NDVI / MODIS, verificou-se que 60% da área apresentou aspectos de degradação das pastagens, com base em dados de campo e imagens de alta-resolução, assim como por meio de pixels temporalmente puros. Áreas com bom padrão de crescimento ocuparam aproximadamente 4%. Crescimento equilibrado ou estável ao longo do período analisado fez 36% da área total. A partir de análise quali-quantitativa, ao nível de 95% de confiança pelo método qui-quadrado ( $p$ -valor calculado  $>$   $p$ -valor tabelado ( $\chi^2_{0,95}$ )), os dados de IC foram distribuídos conforme a seguinte classificação: Muito Baixo ( $<$  -0,05), Baixo (-0,05 – 0,00), Equilibrado (0,00 – 0,05), Alto (0,05 – 0,10) and Muito Alto ( $>$  0,10) (FIGURA 10). Entretanto, para a devida comparação entre os fatores ou métricas elencadas neste estudo foi realizada a normalização dos resultados, cujo o grau de crescimento foi redistribuído por função linear crescente entre os valores 0 e 255. Na Figura 11 são apresentados os três principais mapas dos oito produzidos para uma melhor visualização da evolução de crescimento, do período inicial de 16 dias em Setembro, e finais de Outubro e Dezembro de 2012. Nestes mapas é possível observar as regiões com níveis de diferenciados de degradação ou diminuição da capacidade de crescimento das pastagens, em tons mais escuros. Nas regiões mais claras são apresentadas as áreas com maior manutenção ou recuperação do crescimento na primavera de 2012 diante dos dados de NDVI entre 2000 e 2011.



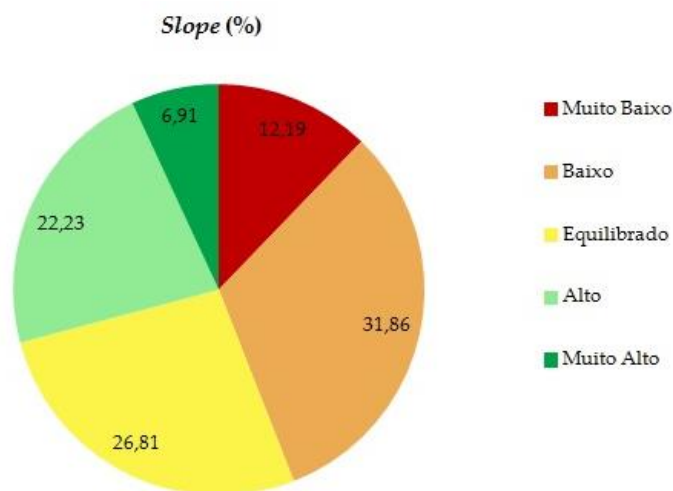
**Figura 10.** Percentual das classes de IC na região da Zona da Mata.



**Figura 11.** Mapas padronizados do IC para alguns períodos analisados em 2012 frente à série hipertemporal.

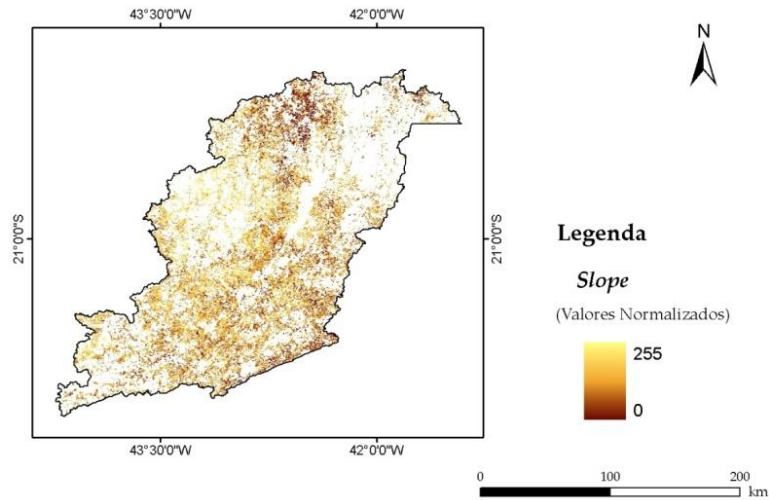
### 3.2. Métrica Slope

Pelos resultados obtidos para a métrica *Slope* aproximadamente 44% da área é ocupada por tendência linear baixa ou muito baixo, indicativo de baixo crescimento. Este resultado aponta para aspectos de degradação importantes relacionados ao desenvolvimento temporal das pastagens. Por volta de 27% se mantém em equilíbrio, com crescimento estável, e 29% com viés de alto crescimento conforme confrontação com dados de campo e imagens de sensoriamento remoto, com 95% de confiança pelo método qui-quadrado ( $p$ -valor calculado  $>$   $p$ -valor tabelado ( $\chi^2_{0,95}$ )) a partir de amostras utilizadas também na avaliação do IC (FIGURA 12). Os dados de *Slope* quanto à declividade dos dados de NDVI máximo anual foram distribuídos a partir da mesma denominação de classes do IC em razão de se avaliar o crescimento das pastagens, conforme a seguir: Muito Baixo ( $<$  -0,004), Baixo (-0,004 – -0,001), Equilibrado (-0,001 – 0,001), Alto (0,001 – 0,004) e Muito Alto ( $>$  0,004).



**Figura 12.** Resultados em percentual da métrica *Slope* para a Zona da Mata.

Na Figura 13 é apresentado mapa da métrica Slope normalizado, entre 0 e 255, cuja distribuição das áreas com degradação, crescimento estável e alto desenvolvimento, se assemelham bastante aos períodos do final da primavera na estimativa do IC. No geral, há uma similaridade na distribuição dos percentuais de ocupação das classes. Entretanto, no Slope ocorreu um percentual um pouco menor na classe Equilibrado e percentual bem superior na classe Alto e Muito Alto em relação à estimativa do IC.



**Figura 13.** Mapas padronizados do *Slope* para a série hipertemporal.

### 3.3. Máximo, Mínimo e Média do NDVI

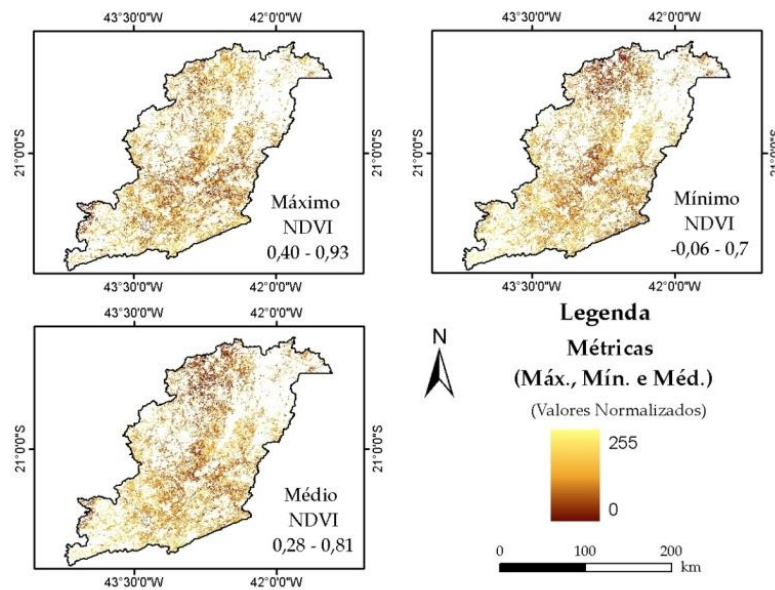
Os indicadores de crescimento IC e Slope podem ser complementados pelas métricas exploratórias do máximo, mínimo e médio NDVI ao longo de toda série, pois estas estatísticas denotam aspectos da estrutura herbácea. Após a suavização da série para a eliminação de dados espúrios e reestruturação do

padrão ou assinatura temporal os resultados dessas métricas são mais elucidativos em razão de eventuais efeitos atmosféricos anômalos. Assim, essas métricas indicam em que patamar se encontra a vegetação por meio da amplitude denotada pelos valores de NDVI, mesmo que ela apresente crescimento vegetativo ou degradação. Obteve-se em toda área de estudo valores de  $NDVI_{máximo}$  variando de 0,40 a 0,93;  $NDVI_{mínimo}$  de -0,06 a 0,70; e  $NDV_{médio}$  de 0,28 a 0,81. Os mapas com a distribuição dos valores padronizados para as métricas são apresentados na Figura 14, onde observa-se que o padrão para o  $NDVI_{mínimo}$  e  $NDVI_{médio}$  é bastante semelhante, o que configura uma distribuição e região de ocorrência dos valores próxima nas curvas temporais para estas métricas. As combinações de valores nesses três planos de informações podem, por exemplo, denotar uma classe de vegetação herbácea rala, predominantemente, mesmo que esteja apresentando crescimento vegetativo superior pelo IC ou *Slope*, se a amplitude entre NDVI máximo e mínimo for baixa, aliado a uma média baixa. O contrário também pode ocorrer, com uma grande amplitude do NDVI, mas com tendência de crescimento inferior. Dessa forma, milhares de combinações entre os pixels das camadas de análise podem ser produzidas, indicando diversos graus de desenvolvimento, os quais podem ser evidenciados como persistentes ou voláteis pela análise R/S, através da integração entre AMC e  $SE_s$ .

#### 3.4. Estatística temporal (H)

A análise não-linear de processos dinâmicos com base em R/S e fenômenos de escala com H revelam ciclos não-periódicos referentes à cenários futuros quanto à tendência de sustentabilidade, persistência ou memória de

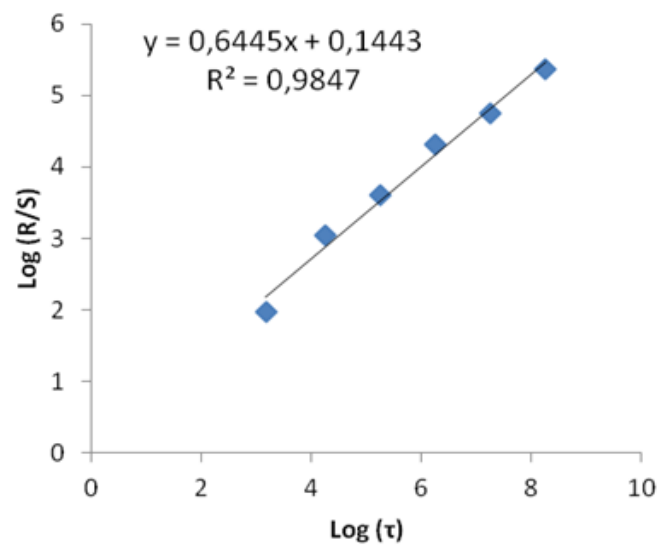
longo-prazo, assim como de reversibilidade, aleatoriedade ou imprevisibilidade. As estimativas ao longo dos valores de pixels na série hipertemporal produziram um excelente ajuste conforme o exemplo da Figura 15, com coeficientes de determinação  $R^2$  exibindo grande precisão entre as variáveis independentes e dependentes, log-log de  $\tau$  versus R/S. Na Tabela 4 são exibidos a área e percentual ocupado pelas classes de H, onde observa-se a predominância de áreas com efeito de memória levemente persistente com 69%, aproximadamente. Destaca-se também o percentual de áreas com persistência forte, acima de 0,65, com 20%. As áreas anti-persistentes e com caráter aleatório, de acordo com a literatura, com participação de pouco mais de 11%, normalmente tendem estar associadas a áreas com uma maior complexidade no manejo das terras apresentando fenômenos de rotação de cultivos, pousio, queimadas e processos de degradação ou com substituição de culturas no uso do solo.



**Figura 14.** Mapas padronizados das métricas de Máximo, Mínimo e Médio NDVI para a série hipertemporal.



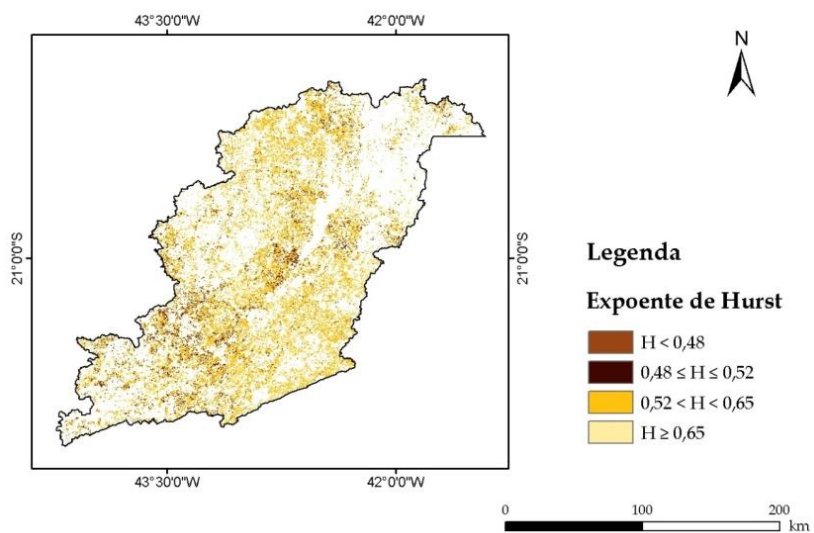
Na Figura 16 o mapa com as classes resultantes da estimativa de  $H$ . Estes resultados irão compor o sistema de regras no  $SE_S$  implementado no SIG para tratamento do mapa  $M$ , resultante do cruzamento ponderado em AMC das 12 camadas ou fatores. Os resultados da integração da AMC e  $SE_S$  serão descritos na próxima seção.



**Figura 15.** Exemplo típico do ajuste para um pixel da série hipertemporal da região de interesse, cujo  $H$  denota um efeito de memória,

**Tabela4.** Resultados em área e percentual das classes de H.

<i>Classes de Hurst</i>	<i>Área (ha)</i>	<i>Área (%)</i>
$H < 0,48$	29.956,25	2,47
$0,48 \leq H \leq 0,52$	105.575,00	8,70
$0,52 < H < 0,65$	833.768,75	68,71
$H \geq 0,65$	244.206,25	20,12
<b>Total</b>	<b>1.213.506,25</b>	<b>100,00</b>

**Figura 16.** Mapa com a classificação de H.

### *3.5. Multicritério e Sistema Especialista*

Ambos AMC e SE podem fornecer análises semelhantes, tendo em vista que condições podem ser inseridas no multicritério, por meio da pesquisa dos pesos por AHP e conhecimento a respeito dos fatores, e sistema de cruzamentos de camadas baseado nas informações sobre o fenômeno estudado pode ser incorporado em um algoritmo ou aplicação em Sistemas de Informação, tais como o SIG. A partir da definição da relação de importância pelo método AHP foram gerados os pesos, fundamentais para a aplicação de AMC e criação de uma legenda de manejo com expoente H no SE<sub>s</sub> construído no SIG.

#### *3.5.1. AMC*

A primeira etapa, após a normalização dos planos de informação, foi a elaboração de uma tabela com a relação numérica de importância, usando o método AHP. Critérios técnicos sobre cada métrica e confrontação entre os pares foram considerados, formando uma matriz, a qual se seguiu com os cálculos necessários para a definição e avaliação da consistência dos pesos estimados. Na Tabela 5 são mostrados os valores atribuídos na análise pareada entre os fatores e importância relativa. Fatores considerados muito próximos em termos de importância receberam o valor 1 entre si, real e recíproco. Na Tabela 6 são apresentados os resultados das estimativas dos índices e pesos por meio das matrizes. A relação de consistência (CR) estimada foi 0,05, e assim denotando coerência entre os pesos, pois é recomendado que seja inferior a 0,1. [49] recalculou o índice de consistência aleatória (RI) para um número maior de

fatores, acima de 9, validando-se para o caso deste estudo, pois foram utilizados 12 fatores. Na Figura 17 é apresentada a distribuição das classe de vigor vegetação temporal com base nas camadas ponderadas linearmente pela expressão  $M$ , cujo resultado foi normalizado e classificado com base no ajuste do histograma por quebras naturais. Áreas que apresentaram menor desenvolvimento, principalmente, para o IC de início de estação de crescimento e  $Slope$ , assim como indicando menor porte pelas métricas exploratórias, foram denominadas como classe de vigor Baixo, cujos os autovalores estiveram abaixo do grupamento médio dos dados.

**Tabela 5.** Matriz de importância relativa.

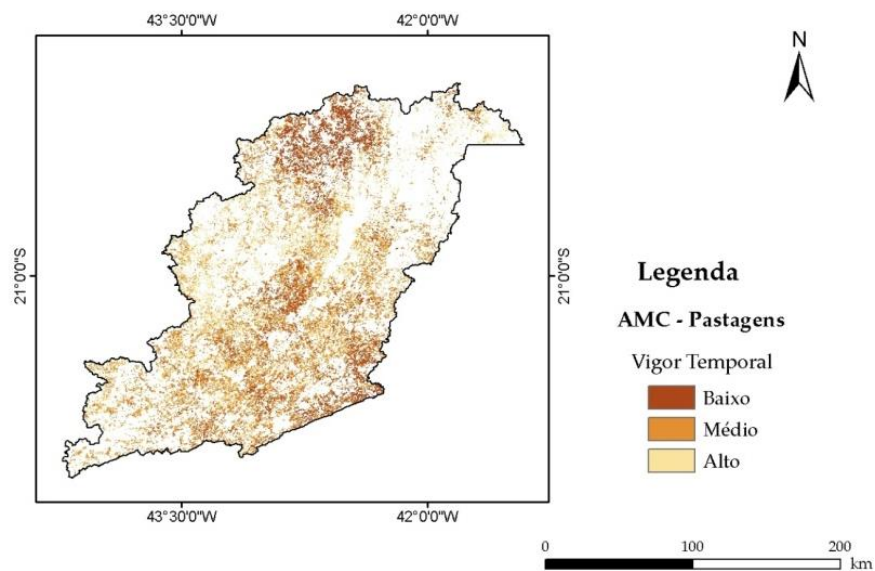
<i>Comparações emparelhadas entre os fatores</i>												
<i>Fatores</i>												
<i>Fatores</i>	<i>1° Set.</i>	<i>2° Set.</i>	<i>1° Out.</i>	<i>2° Out.</i>	<i>1° Nov.</i>	<i>2° Nov.</i>	<i>1° Dez.</i>	<i>2° Dez.</i>	<i>Slope</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Média</i>
<i>1° Set.</i>	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	2,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>2° Set.</i>	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>1° Out.</i>	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>2° Out.</i>	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>1° Nov.</i>	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>2° Nov.</i>	0,50	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>1° Dez.</i>	0,50	0,50	0,50	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>2° Dez.</i>	0,50	0,50	0,50	0,50	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	2,00	2,00	2,00
<i>Slope</i>	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	9,00	9,00
<i>Máximo</i>	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	2,00	0,11	1,00	2,00	2,00
<i>Mínimo</i>	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,11	0,50	1,00	2,00
<i>Média</i>	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,50	0,11	0,50	0,50	1,00
<i>Total</i>	9,00	9,50	9,50	10,00	10,50	11,50	13,50	16,00	9,33	27,00	28,50	30,00

O agrupamento em torno da média foi determinado como de vigor Médio, o que congregou os valores intermediários das métricas temporais ou de compensação entre elas. As regiões com maiores autovalores de IC,  $Slope$  e

NDVI<sub>máximo</sub>, com menor influência compensatória das métricas do final da primavera ou NDVI<sub>mínimo</sub>, foram classificadas com vigor vegetativo temporal das pastagens como Alto. O percentual de ocupação destas classes é mostrado na Tabela 7.

**Tabela 6.** Estimativas dos índices e pesos.

<i>Índices</i>			
<i>Fatores</i>	<i>Pesos</i>	<i>Produto</i>	<i>Razão</i>
<i>1º Set.</i>	<i>0,107</i>	<i>1,363</i>	<i>12,755</i>
<i>2º Set.</i>	<i>0,100</i>	<i>1,279</i>	<i>12,844</i>
<i>1º Out.</i>	<i>0,100</i>	<i>1,279</i>	<i>12,844</i>
<i>2º Out.</i>	<i>0,093</i>	<i>1,204</i>	<i>12,892</i>
<i>1º Nov.</i>	<i>0,088</i>	<i>1,134</i>	<i>12,852</i>
<i>2º Nov.</i>	<i>0,084</i>	<i>1,080</i>	<i>12,925</i>
<i>1º Dez.</i>	<i>0,075</i>	<i>0,981</i>	<i>13,109</i>
<i>2º Dez.</i>	<i>0,071</i>	<i>0,934</i>	<i>13,221</i>
<i>Slope</i>	<i>0,150</i>	<i>2,069</i>	<i>13,819</i>
<i>Máximo</i>	<i>0,054</i>	<i>0,694</i>	<i>12,818</i>
<i>Mínimo</i>	<i>0,040</i>	<i>0,519</i>	<i>12,400</i>
<i>Média</i>	<i>0,038</i>	<i>0,461</i>	<i>12,241</i>
	<i>CI</i>	<i>0,0812</i>	<i>CI/RI = 0,05</i>



**Figura 17.** Mapa com a distribuição espacial do vigor vegetativo resultante da análise por multicritério.

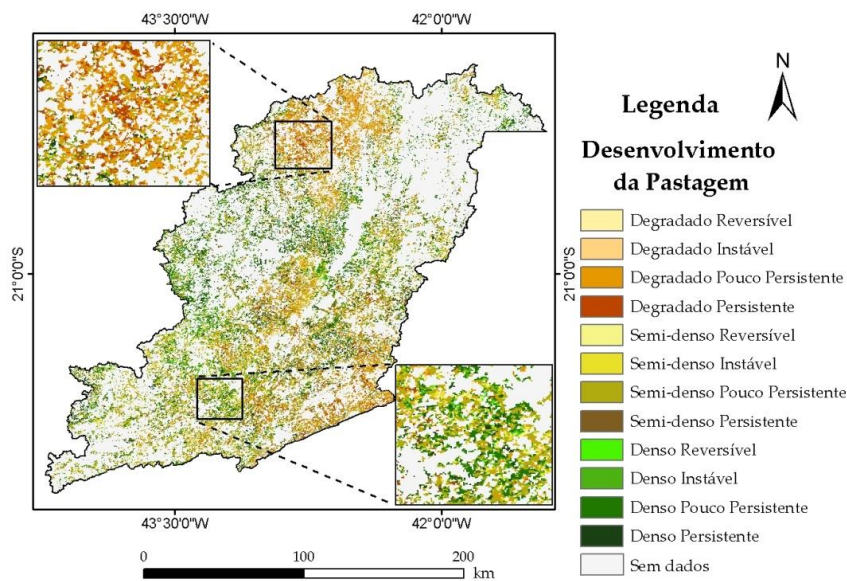
**Tabela 7.** Resultados para a Avaliação por Multicritério das condições das pastagens no tempo.

<i>Classe - AMC</i>	<i>Vigor Temporal</i>	
	<i>Área (ha)</i>	<i>Área (%)</i>
<i>Baixo</i>	286.031	23,57
<i>Médio</i>	564.025	46,48
<i>Alto</i>	363.450	29,95
<i>Total</i>	1.213.506	100,00

### 3.5.1. $SE_s$

A integração entre os resultados da AMC e  $SE_s$  com dados temporais NDVI possibilita mapear a tendência de desenvolvimento das pastagens,

degradação e cenário de longo prazo. Na Figura 18 o mapa que sintetiza o vigor vegetativo das pastagens no decorrer do tempo para a região de interesse, com predominância de vegetação equivalente à distribuição esparsa, rala a semi-densa com padrão pouco persistente. Na figura se observa áreas de ampliação no Norte e Sul da Zona da Mata, com prevalência de padrões de degradação e de densidade foliar, respectivamente. O predomínio de desenvolvimento temporal degradado a semi-denso indica aspectos referentes à baixo vigor das pastagens, compactação dos solos e superpastejo, conforme visto em campanha de campo.



**Figura 18.** Desenvolvimento das pastagens a partir do vigor vegetativo e cenário de longo-prazo.

Na Tabela 8 a ocupação das classes obtidas a partir do cruzamento das métricas tratadas via AMC e estatística H com o uso da expressão matemática em rasters no SIG com base no conhecimento das regras de inferência impostas

no SE<sub>s</sub>, SIS MULT 4. Verificou-se a presença dominante de um leve a forte efeito de memória tanto nos processos de degradação quanto de bom desenvolvimento da vegetação.

**Tabela 8.** Resultados para a análise pelo SE<sub>s</sub> do desenvolvimento das pastagens em um cenário de longo-prazo.

<i>Classe</i>	<i>Desenvolvimento das Pastagens</i>	
	<i>Área (ha)</i>	<i>Área (%)</i>
<i>Degradado Reversível</i>	4.662,50	0,39
<i>Degradado Instável</i>	18.256,20	1,50
<i>Degradado Pouco Persistente</i>	204.838,00	16,88
<i>Degradado Persistente</i>	58.275,00	4,80
<i>Semi-denso Reversível</i>	17.893,80	1,47
<i>Semi-denso Instável</i>	58.956,20	4,86
<i>Semi-denso Pouco Persistente</i>	404.662,00	33,35
<i>Semi-denso Persistente</i>	82.512,50	6,80
<i>Denso Reversível</i>	7.393,30	0,61
<i>Denso Instável</i>	28.362,50	2,34
<i>Denso Pouco Persistente</i>	224.269,00	18,48
<i>Denso Persistente</i>	103.425,00	8,52
<i>Total</i>	1.213.506,00	100,00

#### 4. Discussão

Os dados NDVI / MODIS fornecem informações importantes no estudo da vegetação. A análise da vegetação herbácea exige uma abordagem espaço-temporal em razão das alterações sensíveis que ocorrem ao nível do porte de sua estrutura e dinâmica envolvida. As métricas temporais, sazonais, anuais e



fenológicas obtidas por meio de índices de vegetação em imagens de sensoriamento remoto preenchem uma lacuna referente ao caráter sinótico necessário acerca das condições da vegetação e grande extensão territorial das áreas de manejo de pastagens. O IC demonstrou boa capacidade em estudos na China para mostrar as áreas e níveis de evolução temporal da vegetação de pastagens na estação de crescimento ([14]). Da mesma maneira a métrica *Slope* demonstrou boa eficiência para a investigação da tendência linear de crescimento em pastagens no Brasil e no mundo ([53] e [17]). Entretanto, as combinações dessas métricas sazonal e anual com as métricas descritivas possibilitam revelar informações sobre o nível de crescimento e status ou tipologia estrutural da vegetação ([13]). Dessa forma, na análise por multicritério, eficiente em diversos estudos em tomada de decisão, toma a feição de demonstrar ou aliar condições fotossintéticas das pastagens e seu perfil no tempo, apresentando classes de vigor temporal. Segundo alguns estudiosos dos processos de degradação ou do manejo de pastagens, as tipologias, biomassa e suas condições podem ser estimados por meio de sensoriamento remoto ([5]; [8]; [9]; [11] e [12]). Concomitante a isto pode haver a persistência de um processo por um longo período em razão do sistema tradicional de produção com culturas e procedimentos perenizados com baixa eficiência nas propriedades rurais. Estimativas do nível de persistência de fenômenos temporais podem ser obtidas com a análise R/S e expoentes de Hurst, cujo efeito de memória de longo-prazo é extensivamente estudado em diversas áreas do conhecimento ([22], [25] e [26]). Os Sistemas Especialistas foram construídos para fornecerem soluções para planejamento de ações ou diagnóstico de vários processos que envolvem a tomada de decisão a partir de uma base de conhecimento a respeito do que está sendo estudado. Possibilitam utilizar e gerar inferência a partir de algoritmos que visam imitar o pensamento humano([31], [34], [51] e [52]). Em algumas situações apenas uma solução determinística

pode ser necessária, congregando um plano de informação que não possua uma gradação contínua que possa ser normalizada e ponderada de maneira eficiente na AMC.

Na Zona da Mata foram mapeadas, via AMC, áreas com baixo vigor vegetativo em aproximadamente 24% da região, distribuídas, principalmente, nas porções noroeste, central e sudeste, onde também foram observados aspectos de degradação em amostras de imagens de alta-resolução e em campanha de campo. Em torno de 46% foram avaliadas com condições de crescimento razoáveis, de densidade foliar esparsa, classificadas como semi-densa ou de vegetação rala, principalmente, distribuídas na porção central, oeste e sul. Aproximadamente 30% das áreas da região, notadamente no oeste e sul, foram classificadas como de vegetação herbácea densa, onde o surgimento de perfilhos é mais recorrente e desenvolvimento de touceiras é mais eficiente no tempo, a despeito do consumo pelo rebanho. Esta situação é indicativa de um manejo adequado do sistema produtivo aliado às condições edafoclimáticas favoráveis. A partir da expressão *raster* construída no SEs no SIG, verificou-se predominância de fraca persistência de longo-prazo descrita pelo expoente H nos estágios de vigor vegetativo identificados. Entretanto, não foi observada anticorrelação ou tendência de reversibilidade ou instabilidade notáveis na análise temporal, sendo a antipersistência baixa nesta avaliação, o que demonstra um grau de equilíbrio ou manutenção dos processos de degradação ou mesmo de recuperação instalados. As áreas de pastagens degradadas persistentes e instáveis se concentraram no norte e sudeste, perfazendo por volta de 21,5% e 2% da região, respectivamente. Essas áreas apresentam proximidade com cultivos de café, relevo acidentado e condições climáticas tropicais, o que pode explicar parte da instabilidade temporal e baixo crescimento. Cerca de 40% foi mapeado como pastagens ralas ou semi-densas com persistência no tempo, localizando-se principalmente no oeste, sul e centro da área de estudo, apresentando 6,5% na

classe de instabilidade, com possibilidade de alteração de seu *status* no longo-prazo. A presença de um maior percentual da classe semi-densa pouco persistente, com cerca de 33%, se sustenta nas práticas agropecuárias e condições edafoclimáticas da região. A tradição na pecuária de leite em clima subtropical podem ser fatores que sedimentam um sistema de produção com pastagens com menor propensão à degradação *stricto sensu*, a despeito dessas pastagens conterem algumas características ou aspectos do processo de perda de produtividade ou capacidade de auto recuperação vegetativa. Aproximadamente 27% das pastagens apresentaram maior densidade da vegetação de maneira persistente ao longo-prazo no centro-oeste, sul e sudeste, e inserção na classe de instabilidade em pastagem densa em 3% da área. Também neste caso as condições edafoclimáticas favoráveis e adoção de práticas produtivas com sistemas extensivos eficientes explicam a distribuição das classes Denso Pouco Persistente / Persistente e Denso Instável / Reversível.

O mapa do desenvolvimento da pastagem para a Zona da Mata poderá orientar a tomada de decisão no planejamento de ações de manejo, política no uso das terras, recuperação e monitoramento das pastagens. A avaliação por multicritério e uso de expressões raster com base em sistema especialista permitiu a combinação espaço-temporal de métricas fenológicas a partir do NDVI e identificação de áreas degradadas ou em processo de degradação.

## 5. Conclusões

A partir do tratamento dos dados do sensor MODIS e das métricas produzidas foram obtidas as seguintes conclusões:

- A maior parte das terras de pastagens na Zona da Mata, em torno de 61,5%, se encontra degradada ou em processo de degradação com persistência de longo-prazo;
- Aproximadamente 27% das pastagens apresentam condições boas de densidade sustentáveis pelos métodos de análise temporal;
- O uso de métricas fenológicas e estatística temporal possibilitaram a construção de uma legenda de manejo do desenvolvimento da pastagem a partir de dados NDVI / MODIS e avaliação de amostras de campo.

### **Agradecimentos**

À Universidade Federal de Lavras e Embrapa pelo apoio na execução desta pesquisa.

### **Contribuições dos autores**

M.H. e L.C. executaram o levantamento de dados de sensoriamento remoto, de campo e conduziram análises no SIG; M.A., J.R. e W.R. contribuíram em várias fases das análises e orientações sobre sensoriamento remoto, pecuária de leite e pastagens.

### **Conflitos de Interesse**

Os autores declaram que não há nenhum conflito de interesse.

### **Abreviações**

As seguintes abreviações são usadas neste manuscrito:

NDVI: Índice de Vegetação da Diferença Normalizada

MODIS: Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

AMC: Avaliação por Multicritério

SIG: Sistemas de Informações Geográficas

SE<sub>S</sub>: Sistema Especialista Simplificado por Expressões no SIG

*Referências*

1. IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo Agropecuário. Available online: <<http://www.ibge.gov.br>> (accessed on 02 June 2015).
2. Sellers, P.J. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. *Int. J. Remote Sens.*, **1985**, *6*, 1335-1372. doi: 10.1080/01431168508948283. Available online: <<http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/01431168508948283>> (accessed on 23 June 2015).
3. Sellers, P.J. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration, II The role of biophysics in the linearity of their interdependence, *Remote Sens. Environ.*, **1987**, *21*, 143-183. doi: 10.1016/0034-4257(87)90051-4. Available online: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0034425787900514>> (accessed on 23 June 2015).
4. Sellers, P.J.; Berry, J.A.; Collatz, G.J.; Field, C.B.; Hall, F.G. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration. III. A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme. *Remote Sens. Environ.*, **1992**, *42*, 187-216. Available online: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442579290102P>> (accessed on 23 June 2015).
5. Reeves, M.C.; Zhao, M.S.; Running, S.W. Applying improved estimates of MODIS productivity to characterize grassland vegetation dynamics. *Rangeland Ecol. Manag.*, **2006**, *59*, 1-10. doi: 10.2111/1551-5028(2006)59[001:AIEOMP]2.0.CO;2. Available online: <<http://www.bioone.org/doi/full/10.2111/1551->

5028%282006%2959%5B001%3AAIEOMP%5D2.0.CO%3B2>

(accessed on 10 October 2015).

6. Chen, J., G.U., S.; Shen, M.; Tang, Y.; Matsuchita, B. Estimating aboveground biomass of grassland having a high canopy cover. An exploratory analysis of in situ hyperspectral data. *Int. J. Remote Sens.*, **2009**, *30*, 6497–6517. doi: 10.1080/01431160902882496. Available online: <<https://www.researchgate.net/publication/232851307>> (accessed on 15 May 2015).
7. Huang, C.; Geiger, E.L.; Van Leeuwen, W.J.D.; March, S.E. Discrimination of invaded and native species sites in a semi-desert grassland using MODIS multi-temporal data. *Int. J. Remote Sens.*, **2009**, *30*, 897–917. doi: 10.1080/01431160802395243. Available online: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.468.1852&rep=rep1&type=pdf>> (accessed on 26 February 2016).
8. Li, Z.; Huffman, T.; McConkey, B.; Townley-Smith, L. Monitoring and modeling spatial and temporal patterns of grassland dynamics using time-series MODIS NDVI with climate and stocking data. *Remote Sens. Environ.*, **2013**, *138*, 232-244. doi: 10.1016/j.rse.2013.07.020. Available online: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425713002320>> (accessed on 20 May 2015).
9. Rigge, M., Smart, A.; Wylie, B.; Gilmanov, T; Johnson, P. Linking Phenology and Biomass Productivity in South Dakota Mixed-Grass Prairie. *Rangeland Ecol. Manag.*, **2013**, *66*, 579-587. doi: 10.2111/REM-D-12-00083.1. Available online: <<http://www.bioone.org/doi/pdf/10.2111/REM-D-12-00083.1>> (accessed on 07 October 2014).

10. Clerici, N.; Weissteiner, C.J.; Gerard, F. Exploring the use of MODIS NDVI-based phenology indicators for classifying forest general habitat categories. *Remote Sens.*, 2012, 4, 1781–1803. doi: 10.3390/rs4061781. Available online: <<http://www.mdpi.com/2072-4292/4/6/1781/pdf>> (accessed on 20 February 2016).
11. You, X.Z.; Meng, J.H.; Zhang, M.; Dong, T. Remote sensing based detection of crop phenology for agricultural zones in China using a new threshold method. *Remote Sens.*, 2013, 5, 3190–3211. doi: 10.3390/rs5073190. Available online: <<http://www.mdpi.com/2072-4292/5/7/3190/pdf>> (accessed on 20 February 2016).
12. Gong, Z.; Kawamura, K.; Ishikawa, N.; Goto, M.; Wulan, T.; Alateng, D.; Yin, T.; Ito, Y.. MODIS normalized difference vegetation index (NDVI) and vegetation phenology dynamics in the Inner Mongolia grassland. *Solid Earth*, 2015, 6, 1185-1194. doi: 10.5194/se-6-1185-2015. Available online: <<http://www.solid-earth.net/6/1185/2015/se-6-1185-2015.pdf>> (accessed on 20 February 2016).
13. USGS. United States Geological Survey. Remote sensing phenology. Available online: <[http://phenology.cr.usgs.gov/methods\\_metrics.php](http://phenology.cr.usgs.gov/methods_metrics.php)> (accessed on 10 August 2013 and 20 February 2016).
14. XU, B.; Yang, X.C.; Tao, W.G.; Miao, J.M.; Yang, Z.; Liu, H.Q.; Jin, Y.X.; Zhu, X.H.; Qin, Z.H.; Lv, H.Y. Li, J.Y. MODIS-based remote-sensing monitoring of the spatiotemporal patterns of China's grassland vegetation growth. *Int. J. Remote Sens.*, 2013, 34, 3867-3878. doi: 10.1080/01431161.2012.762696. Available online: <<http://www.iarrp.cn/Upload/Files/NewsAttatches/12663/%E5%BE%90%E6%96%8C.-.2013424163417.pdf>> (accessed 02 June 2013).
15. Stow, D.; Daeschner, S.; Hope, A.; Douglas, D.; Petersen, A.; Myneni, R.; Zhou, L.; Oechel, W. Variability of the seasonally integrated

- normalized difference vegetation index across the north slope of Alaska in the 1990s. *Int. J. Remote Sens.*, **2003**, *24*, 1111-1117. doi 10.1080/0143116021000020144. Available online: <[http://www.atmos.albany.edu/facstaff/zhou/pdf/pdf\\_papers/Stow\\_et\\_al\\_2003.pdf](http://www.atmos.albany.edu/facstaff/zhou/pdf/pdf_papers/Stow_et_al_2003.pdf)> (accessed on 20 February 2016).
16. Liu, S.; Wang, T.; Guo, J.; Qu, J.; An, P. Vegetation change based on SPOT-VGT data from 1998-2007, northern China. *Environ. Earth Sci.*, **2010**, *60*, 1459-1466. doi 10.1007/s12665-009-0281-4. Available online: <<http://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2Fs12665-009-0281-4.pdf>> (accessed on 20 February 2016).
17. Zhang, Y.C.; Zhao, Z.Q.; Li, S.C.; Meng, X. F. Indicating variation of surface vegetation cover using SPOT NDVI in the northern part of North China. *Geogr. Research*, **2008**, *27*, 745 - 754. doi 10.11821/yj2008040003. Available online: <<http://www.dlyj.ac.cn/EN/10.11821/yj2008040003>> (accessed on 15 March 2015).
18. Hurst, H. E. The long-term storage capacity of reservoirs. *Transact. Amer. Soc. Civil Eng.*, **1951**, *116*, 770-799.
19. Mandelbrot, B.; Wallis, J. Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long run statistical dependence. *Water Res. Research*, **1969**, *5*, 967-988. doi 10.1029/WR005i005p00967. Available online: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/WR005i005p00967/full>> (accessed on 15 March 2015).
20. Hou, X.; Hana, L.; Gao, M.; Bi, X.; Zhu, M. Application of spatiotemporal data mining and knowledge discovery for detection of vegetation degradation. Proceedings of Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), Yantai, China, 10-12 August, IEEE, 2124-2128,



- 2010.** doi 10.1109/FSKD.2010.5569730. Available online: <<http://ieeexplore.ieee.org/xpls/icp.jsp?arnumber=5569730>> (accessed on 16 March 2015).
21. Katsev, S.; L'Heureux, I. Are Hurst exponents estimated from short or irregular time series meaningful? *Comp. and Geosci.*, 2003, 29, 1085-1089. doi 10.1016/S0098-3004(03)00105-5. Available online: <[http://www.d.umn.edu/~skatsev/Publications/Katsev\\_C%26G\\_TimeSeries.pdf](http://www.d.umn.edu/~skatsev/Publications/Katsev_C%26G_TimeSeries.pdf)> (accessed on 08 May 2015).
22. Souza, S.R.S.; Tabak, B.M.; Cajueiro, D.O. Investigação da memória de longo prazo na taxa de cambio no Braasil. *Rev. Bras. Econ.*, **2006**, 60, 193-209. doi 10.1590/S0034-71402006000200006. Available online: <<http://www.scielo.br/pdf/rbe/v60n2/a06v60n2.pdf>> (accessed on 11 June 2015).
23. Ashutosh, C.; Abhey, R. B.; Dimri, V. P. Wavelet and rescaled range approach for the Hurst coefficient for short and long time series. *Comp. and Geosci.*, **2007**, 33, 83-93. doi 10.1016/j.cageo.2006.05.008. Available online: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1219239>>. (accessed on 10 July 2015).
24. Kale, M.; Butar, F. Fractal Analysis of Time Series and Distribution Properties of Hurst Exponent. *Jour. Math. Sci. and Math. Educ.*, **2011**, 6, 8-19. Available online: <<http://msme.us/2011-1-2.pdf>> (accessed on 05 May 2015).
25. Flynn, M. N.; Pereira, W. R. L. S. Ecological diagnosis from biotic data by Hurst exponent and the R/S analysis adaptation to short time series. *Biomatemática*, **2013**, 23, 1-14. Available online: <[http://www.ime.unicamp.br/~biomat/bio23\\_art1.pdf](http://www.ime.unicamp.br/~biomat/bio23_art1.pdf)> (accessed on 11 June 2015).

26. Peng, J.; Liu, Z.; Liu, Yinghui; WU, J.; Han, Y. Trend analysis of vegetation dynamics in Qinghai-Tibet Plateau using Hurst Exponent, *Ecologic. Indic.*, **2012**, *14*, 28-39. doi 10.1016/j.ecolind.2011.08.011. Available online: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1470160X1100255X>> (accessed on 06 October 2015).
27. Huete, A.R.; Huete A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.*, **2002**, *83*, 195–213. doi 10.1016/S0034-4257(02)00096-2 Available online: <[https://cimss.ssec.wisc.edu/dbs/China2011/Day2/Lectures/MODIS\\_MOD13\\_NDVI\\_referenc.pdf](https://cimss.ssec.wisc.edu/dbs/China2011/Day2/Lectures/MODIS_MOD13_NDVI_referenc.pdf)>. (accessed on 02 July 2014).
28. Malczewski, J. GIS-based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. *Int. J. Geographical Inf. Sci.*, **2006**, *20*, 703-726.
29. Estoque, R.C.; Murayama, Y. Suitability analysis for beekeeping sites in La union, Philippines, using GIS & MCE techniques. *Res. J. Applied Sci.*, **2010**, *5*, 242-253.
30. Murayama, Y.; Thapa, R.B. Spatial Analysis and Modeling in Geographical Transformation Process: GIS-based Applications. Dordrecht: Springer, v. 100, 1<sup>st</sup> Edition, **2011**. isbn:978-94-007-0670-5
31. Plant, R.E.; Vayssières, M.P. Combining expert system and GIS technology to implement a state-transition model of oak woodlands. *Computers and Electronics in Agriculture*, **2000**, *27*, 71–93.
32. Metternicht, G. Assessing temporal and spatial changes of salinity using fuzzy logic, remote sensing and GIS. Foundations of an expert system. *Ecological Modelling*, **2001**, *144*, 163–179

33. X. Yang, A.K. Skidmore, D.R. Melick, Z. Zhou, J. Xu Mapping non-wood forest product (matsutake mushrooms) using logistic regression and a GIS expert system. *Ecological Modelling*, **2006**, 198, 208–218.
34. Ahmadi, F.F.; Ebadi, H. Using cognitive information in the expert interface system for intelligent structuring and quality control of spatial data measured from photogrammetric or remotely sensed images. *Measurement*, **2014**, 48, 167–172.
35. Carvalho, L. M. T.; Fonseca, L. M. G.; Murtagh, F.; Clevers, J. G. P. W. Digital change detection with the aid of multiresolution wavelet analysis. *Int. J. Remote Sens.*, **2001**, 22, 3871- 3876. doi 10.1080/01431160110069836. Available online: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431160110069836>>. (accessed on 05 June 2014).
36. Gitelson, A.A.; Peng, Y.; Huemmrich, K.F. Relationship between fraction of radiation absorbed by photosynthesizing maize and soybean canopies and NDVI from remotely sensed data taken at close range and from MODIS 250 m resolution data. *Remote Sens. Environ.*, **2014**, 147, 108-120. doi:10.1016/j.rse.2014.02.014. Available online: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425714000698>>. (accessed on 21 March 2016).
37. Oliveira, J.C; Epiphanyo, J.C.N; Rennó, C.D. Window Regression: A Spatial-Temporal Analysis to Estimate Pixels Classified as Low-Quality in MODIS NDVI Time Series. *Remote Sens.*, **2014**, 6, 3123-3142. doi 10.3390/rs6043123. Available online: <<http://www.mdpi.com/2072-4292/6/4/3123/pdf>>. (accessed on 21 March 2016).
38. IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Censo Agropecuário*, **2015**.

39. Saaty, T.L. *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw-Hill, **1980**. 176 p.
40. Lo, W. Long-term memory in stock market prices. *Econometrica*, **1991**, 59, n.5, p. 1279-1313. 1991.
41. Peters, E. E. *Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics*. New York, Wiley, **1994**.
42. Sánchez, Z., Trinidad, J.E., García, P.J. Some comments on Hurst exponent and the long memory processes on capital markets. *Physica A*, **2008**, 387, 5543–5551.
43. Xin, X.P., Gao, Q., Li, Y.Y.; Yang, Z.Y. Fractal analysis of grass patches under grazing and flood disturbance in an alkaline grassland. *Acta Botanica Sinica*, **1999**, 41, 307-313.
44. Soterroni, A. C. ; Domingues, M. O. ; Ramos, F. M. Estimativa do expoente de Hurst de séries temporais caóticas por meio da transformada wavelet discreta. Proceedings of Congresso Temático de Dinâmica, Controle e Aplicações - DINCON, 7, Presidente Prudente, p. 437-442, **2008**.
45. Qi, J.; Yang, H. Hurst exponents for short time series. *Physical Review E* 84 (online), **2011**.
46. Markovic, D., and M. Koch, Sensitivity of Hurst parameter estimation to periodic signals in time series and filtering approaches, *Geophysical Research Letters*, **2005**, 32, L17401.
47. Calijuri, M.L.; Melo, A.L.O.; Lorentz, J.F. Identificação de áreas para implantação de aterros sanitários com uso de análise estratégica de decisão. *Informática Pública*, **2002**, 4, 231-250.
48. Moura, A.C.M. Reflexões metodológicas como subsídio para estudos ambientais baseados em Análise de Multicritérios. Proceedings of

- Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13, Florianópolis, p. 2899-2906, **2007**.
49. Saaty, T.L. Relative measurement and it's generalization in decision making why pairwise comparisons are central in mathematics for the measurement of intangible factors – the Analitic Hierarchy/ Network Process. *Revista de la Real Academia de Ciencias Exactas, Fisicas y Naturales. Serie A. Matematicas*, **2008**, 102, 251-318.
  50. Sartori, A.A.C.; Silva, R.F.B.; Zimback, C.R.L. Combinação linear ponderada na definição de áreas prioritárias à conectividade entre fragmentos florestais em ambiente SIG. *Revista Árvore*, **2012**, 36, 1079-1090.
  51. Rabuske, R.A. *Inteligência Artificial*. Florianópolis, UFSC, **2000**.
  52. Andrade, G.A.P.; MAPA, S.; Almeida, P.E.M.; Moura, A.C.M. Sistema Especialista para determinação do índice de potencial de expansão urbana para unidade territorial. *Proceedings of Congresso Brasileiro de Cartografia*, 23, Rio de Janeiro, **2007**.
  53. Andrade, R.G.; Leivas, J.F.; Garçon, E.A.M.; Silva, G.B.S.; Loebmann, D.G.S.W.; Vicente, L.E.; Bolfe, E.L.; Victoria, D.C. Monitoramento de processos de degradação de pastagens a partir de dados Spot Vegetation. *Boletim de pesquisa e desenvolvimento. Campinas, EMBRAPA – Monitoramento por Satélite*, **2011**.



## CONSIDERAÇÕES FINAIS

### 3 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Em razão do grande interesse sobre as pastagens no Brasil, e em especial em relação às condições de desenvolvimento e de conservação das pastagens na Zona da Mata mineira, tradicional região inserida na cadeia produtiva do leite, teve-se por objetivo elaborar procedimentos para mensurar temporal e espacialmente a situação da vegetação herbácea, em uma metodologia por séries hipertemporais de NDVI que permita o conhecimento de classes gerais de vigor vegetal, identificando estágios básicos de conservação, extensão da degradação e distribuição destas no espaço geográfico.

A dinâmica e estrutura da vegetação de pastagens é bastante complexa e o conhecimento acerca de suas tendências de desenvolvimento suscitou a utilização de estatística temporal no objetivo de compor um cenário de desenvolvimento futuro, tanto das áreas com boa densidade como das áreas degradadas. A metodologia elaborada neste estudo preencheu uma lacuna para determinar classes de desenvolvimento, aspectos de densidade da vegetação, degradação e tendências, para extensas regiões, utilizando a escala moderada do sensor MODIS, permitindo, fundamentalmente, o monitoramento contínuo dessas pastagens, em razão da facilidade de aquisição da base de dados e esforço computacional de baixo custo para o processamento.

#### 3.1 Principais conclusões

Na primeira parte do trabalho concluiu-se que, a despeito da grande base de dados NDVI, com a qual se lidou, os softwares utilizados demonstraram bom desempenho no processamento, cujos primeiros resultados temáticos ensejaram a campanha de campo realizada, onde se verificou empiricamente o caráter dos sistemas produtivos com grandes áreas degradadas, solos compactados, superpastejo e infestação por plantas invasoras e térmitas. Os ensaios de

padronização da série temporal permitiram verificar que a detecção de outliers, eliminação de dados espúrios e substituição desses valores por média quadrática, resultaram em um bom padrão temporal, mantendo parcialmente a característica das séries de pastagens, removendo os pontos de mínimo e diminuindo o efeito atmosférico, delineando uma assinatura da pastagem. A classificação das áreas de pastagens resultou em uma excelente acurácia, principalmente no que tange à delimitação das máscaras de outras coberturas no mapa final, resultando em um mapa de pastagens fidedigno para a realização das análises.

Na segunda parte do trabalho, foram mapeadas as áreas de diferentes graus de crescimento vegetativo a partir da comparação do NDVI na estação de crescimento de 2012 com todo horizonte disponível com o uso do Índice de Crescimento das pastagens, onde a partir dos dados da campanha de campo e informação iconográfica de sensoriamento remoto disponível, foi gerada legenda que apresentou as áreas com bom crescimento das pastagens distribuídas nas regiões central e sul, assim como a distribuição de áreas com baixo crescimento no noroeste e sudeste da Zona da Mata, além de áreas com crescimento equilibrado ou estável. Entretanto, com o intuito de conhecer de forma aprofundada o caráter das diversas tipologias de variedades e sistemas forrageiras as métricas fenológicas proporcionaram designar as porções com maior ou menor vigor vegetativo temporal, de densa a rala. Assim, com o uso dessas métricas tais como camadas de 16 dias do Índice de Crescimento na primavera, Slope para o máximo NDVI anual, e métricas exploratórias, todas integradas por Multicritério, obteve-se a distribuição das áreas de pastagens degradadas, que diminuiram a taxa de crescimento, mas explorando sua estrutura vertical, de consumo pelo rebanho e de densidade. Por meio da estatística temporal por expoentes de Hurst foi possível construir uma legenda que aliou o vigor vegetativo com os possíveis cenários, utilizando o conhecimento prévio, e regras técnicas e inferência sobre H utilizando um bloco simplificado de Sistema



Especialista, se resumindo à expressão desenhada para mapas no SIG, o que permitiu a geração de uma legenda de manejo que visa orientar a tomada de decisão no planejamento e uso dos recursos na agropecuária, em compatibilidade com a escala da base de dados.

### **3.2 Recomendações e perspectivas**

Os estudos realizados demonstraram a viabilidade da utilização de séries hipertemporais e potencial para a geração de conhecimento sobre as condições das pastagens por meio do NDVI disponibilizado regularmente pelo USGS em relação ao sensor MODIS. A metodologia desenvolvida com os procedimentos de estimativa de métricas apropriadas para avaliar fenologia por sensoriamento remoto abre nova perspectiva para mapeamento das condições da vegetação em grandes extensões territoriais. O padrão temporal em meio às diversas tipologias de manejo, cultivares de forragens e sistemas de produção redonda em extrema complexidade em termos de resposta pelos índices de vegetação. Entretanto, os procedimentos de controle sobre os perfis temporais permitiram caracterizar as pastagens de forma eficiente para posterior aplicação da metodologia e geração dos mapas que mostraram a degradação das pastagens em todo contexto edafoclimático.

Recomenda-se a adoção do controle sobre a suavização e padronização dos perfis para cada região a ser estudada, para uma boa eliminação de mínimos locais e efeitos climáticos, mantendo-se o cerne das curvas que representem os cultivos de interesse, tal como feito para pastagens. A metodologia se aplica bem a extensas áreas, e, assim, também permite um ágil monitoramento da vegetação, em razão da temporalidade da distribuição dos dados e ponderado esforço na execução das funções do SIG.

A partir dos resultados tem-se a perspectiva da continuidade do monitoramento das pastagens na Zona da Mata mineira, tendo em vista a

possibilidade da aquisição continuada dos dados. Vislumbra-se e recomenda-se a utilização da tanto da base do satélite Terra como também do Aqua, os quais detém o sensor MODIS e podem se complementar para o refinamento em novas análises.

### **3.3 Sugestões para trabalhos futuros**

Com a finalidade de buscar a melhoria de resultados quanto ao conhecimento das condições das pastagens em macro escala sugerem-se os seguintes trabalhos futuros:

- a) Coadunando com o que foi discutido no item anterior torna-se interessante complementar-se ou refinar-se as análise com a base de dados do sensor MODIS do satélite Aqua. Entretanto, isso aumentará a densidade de dados a serem processados é importante que seja verificado se a resolução temporal proporcionada pela inserção do índice de vegetação semanalmente, na prática, retorne resultados melhores que o nível temporal de 16 dias, sugerindo-se que se façam testes para uma área pequena. Tendo em vista que isto apenas poderá aumentar o esforço computacional sem uma real agregação à metodologia, em virtude da disparidade entre resolução espacial de 250 m, moderada, e eventual muito alta resolução temporal, de aproximadamente uma semana.
- b) Utilização de dados do IV Quality para a seleção do NDVI para verificação ou comparação com a série suavizada, considerando que esse procedimento gera um esforço extra de pesquisa, o que nem sempre é interessante em função da inequívoca utilização de um método de filtragem e de padronização, mesmo com a utilização de dados com maior qualidade.

- c) Sugere-se a contínua aquisição de dados NDVI / MODIS para a composição da série hipertemporal e reunião de imagens em um intervalo suficiente para a aplicação das métricas, principalmente para nova estimativa dos expoentes de Hurst, e proporcionar um programa de monitoramento em macroescala. Isto permitirá a formulação de ações e políticas para o setor leiteiro, considerando que se obterá o contínuo entendimento do processo de desenvolvimento das pastagens na Zona da Mata.
- d) A partir de equalizações e adequações da metodologia, sugere-se a aplicação para outras regiões e outras culturas agrícolas.