

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ
CAMPUS CASCAVEL
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

**MAPEAMENTO E ESTIMATIVA DE ÁREA DE CANA-DE-AÇÚCAR NO ESTADO DO
PARANÁ**

CLÓVIS CECHIM JÚNIOR

**CASCAVEL - PR
2016**

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

**MAPEAMENTO E ESTIMATIVA DE ÁREA DE CANA-DE-AÇÚCAR NO ESTADO DO
PARANÁ**

Dissertação submetida à banca examinadora para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola na área de concentração de Sistema Biológicos e Agroindustriais, com a temática Geoprocessamento, Estatística Espacial e Agricultura de Precisão.

Orientador: Prof. Dr. Jerry Adriani Johann

Co-orientador: Dr. João Francisco Gonçalves Antunes

CASCADEL - PR

2016

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)

C383m

Cechim Júnior, Clóvis

Mapeamento e estimativa de área de cana-de-açúcar no Estado Paraná./Clóvis Cechim Júnior. Cascavel, 2016.

122 p.

Orientador: Prof. Dr. Jerry Adriani Johann

Coorientador: Dr. João Francisco Gonçalves Antunes

Revisora de português, inglês e normas: Ana Maria Martins Alves Vasconcelos

Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Campus de Cascavel, 2016

Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Engenharia Agrícola

1. Imagens - Classificação digital. 2. Índices de vegetação. 3. Imagens – Análise harmônica. 4. Séries temporais. 5. MODIS. 6. Redes neurais artificiais. 7. Canasat. I. Johann, Jerry Adriani. II. Antunes, João Francisco Gonçalves. III. Vasconcelos, Ana Maria Martins Alves, Rev. IV. Universidade Estadual do Oeste do Paraná. V. Título.

CDD 21.ed. 633.61

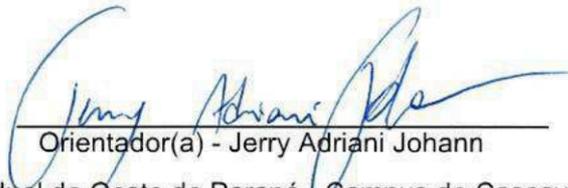
CIP-NBR 12899

Ficha catalográfica elaborada por Helena Soterio Beijo – CRB 9º/965

CLÓVIS CECHIM JÚNIOR

MAPEAMENTO E ESTIMATIVA DE ÁREA DE CANA-DE-AÇÚCAR NO ESTADO DO PARANÁ

Dissertação apresentada ao Programa de pós-graduação stricto sensu em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração Sistemas biológicos e agroindustriais, linha de pesquisa Geoprocessamento, estatística espacial e agricultura de precisão, APROVADO(A) pela seguinte banca examinadora:



Orientador(a) - Jerry Adriani Johann

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)



Jansle Vieira Rocha

Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP)



Erivelto Mercante

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)

Cascavel, 4 de fevereiro de 2016

BIOGRAFIA

Clóvis Cechim Júnior, nascido em 12 de julho de 1990, natural do município de Realeza no Estado do Paraná cursou o ensino médio no Colégio Estadual Doze de Novembro finalizado em 2007. É graduado Engenheiro Ambiental pelo Centro Universitário Dinâmica das Cataratas título este obtido em 2012. Possui especialização em Gestão ambiental em municípios pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná finalizada em 2015.

AGRADECIMENTOS

A todos os colegas do Laboratório de Estatística Aplicada (LEA), Laboratório de Estatística Espacial (LEE) e Laboratório de Geoprocessamento (GEOLAB) da UNIOESTE;

Aos professores doutores Jerry Adriani Johann, Erivelto Mercante e João Francisco Gonçalves Antunes, pelos ensinamentos e orientações;

À professora mestre, Mara Rúbia Silva, pelo incentivo, ensinamentos e auxílio durante o desenvolvimento desta dissertação;

Ao Dr. Bernardo F. T. Rudorff, pelo repasse dos mapas vetoriais de referência do Canasat, no âmbito do projeto MAPAGRI de metodologia para o monitoramento da atividade agrícola brasileira, que foram imprescindíveis para o desenvolvimento do trabalho;

À Dr. Michelle Cristina Araújo Picolli, pelo repasse de dados vetoriais da distribuição e localização das unidades processadoras de cana-de-açúcar no Estado do Paraná;

À CAPES pelo apoio financeiro.

MAPEAMENTO E ESTIMATIVA DE ÁREA DE CANA-DE-AÇÚCAR NO ESTADO DO PARANÁ

RESUMO: A cana-de-açúcar como cultura cultivada e produzida no Brasil merece destaque, pois torna o País o maior produtor mundial, com representatividade também na produção de açúcar e etanol. O conhecimento de estimativas confiáveis de suas áreas cultivadas é imprescindível para o agronegócio brasileiro, por auxiliar na determinação dos preços aos produtores pelas usinas e permitir estabelecer a logística de escoamento da produção. As estimativas de área cultivada são realizadas de forma subjetiva pelos órgãos oficiais. Com a finalidade de diminuir tal subjetividade, surge como alternativa o uso de geotecnologias, as quais têm sido muito utilizadas em mapeamentos de culturas agrícolas. Diante disto, o objetivo deste trabalho foi o desenvolvimento de uma metodologia para o mapeamento da cultura de cana-de-açúcar para o Estado do Paraná usando imagens dos satélites LANDSAT, IRS e de séries espectro-temporais de índices de vegetação, provenientes do sensor MODIS, para as safras de 2010/2011 a 2014/2015. O mapeamento da cultura foi realizado a partir do modelo de classificação supervisionada *Fuzzy ARTMAP*, tendo como variáveis de entrada, termos harmônicos de amplitude e fase e as métricas fenológicas da cultura. Os mapeamentos realizados indicaram forte correlação positiva com relação aos dados do Canasat e oficiais IBGE. O método desenvolvido com base na classificação *Fuzzy ARTMAP* demonstrou ser eficiente para mapear e estimar a área cultivada da cultura de cana-de-açúcar utilizando índices de vegetação no Estado do Paraná.

PALAVRAS-CHAVE: classificação digital de imagens, índices de vegetação, análise harmônica de imagens, séries temporais MODIS, redes neurais artificiais, Canasat.

MAPPING AND ESTIMATE OF THE SUGARCANE AREA IN PARANÁ STATE, BRAZIL

ABSTRACT: Sugarcane has been cropped and produced in Brazil for a long time, so, it deserves mention because it makes the country as the largest producer, with also representativeness in sugar and ethanol production. The knowledge of reliable estimates concerning their cropped areas is essential for Brazilian agribusiness, as they help in determining prices to producers by power plants as well as allow establishing logistics flow of production. The cropped areas estimates are made by official agencies. Therefore, in order to reduce this subjectivity, geotechnology use comes as an alternative since it has been widely used in mappings agricultural crops. Thus, this study aimed at developing a methodology for mapping sugarcane crop in Paraná State with satellite images as LANDSAT, IRS and spectrum-temporal series of vegetation indexes from MODIS sensor, for 2010/2011 to 2014/2015 harvesting season. The carried out mappings indicated a strong positive correlation concerning Canasat and official IBGE. The developed method was based on Fuzzy ARTMAP classification and was efficient to map and estimate the sugarcane cropped area using vegetation index in Paraná State.

KEYWORDS: digital images classification, vegetation index, harmonic analysis of images, MODIS time series, artificial neural networks, Canasat.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS.....	viii
LISTA DE FIGURAS	x
1. INTRODUÇÃO	13
1.1 Objetivos.....	14
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	15
2.1 A cultura da cana-de-açúcar	15
2.1.1 Importância socioeconômica.....	18
2.1.2 Estádio fenológicos e exigências agrometeorológicas	19
2.1.3 Calendário agrícola	22
2.2 Sensoriamento remoto orbital aplicado à agricultura.....	23
2.2.1 Índices de vegetação e padrão espectro-temporal da cana-de-açúcar.....	25
2.2.2 Imagens do sensor remoto orbital MODIS.....	28
2.2.3 Análise e decomposição de séries temporais de EVI do MODIS.....	30
2.2.4 Imagens do Land Remote Sensing Satellite (LANDSAT)	34
2.2.5 Imagens do Indian Remote Sensing Satellite (IRS).....	35
2.3 Inteligência artificial e classificação de imagens.....	36
2.3.1 Redes neurais artificiais (RNA)	37
2.3.2 Conjuntos <i>Fuzzy</i> e lógica <i>Fuzzy</i>	39
2.4 Mapeamento da cultura de cana-de-açúcar	41
3. MATERIAL E MÉTODOS	44
3.1 Caracterização e localização da área de estudo	44
3.1.1 Caracterização climática do Paraná	44
3.1.2 Caracterização de solos do Paraná	45
3.2 Bases cartográficas.....	47
3.2.1 Mapas temáticos de referência do Canasat	47
3.3 Ferramentas e recursos computacionais.....	48
3.4 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens LANDSAT e IRS.....	48
3.5 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens do sensor MODIS.....	52

3.5.1 Extração de métricas fenológicas sazonais da cana-de-açúcar	55
3.5.2 Decomposição de séries temporais de EVI	58
3.5.3 Identificação de áreas de cana-de-açúcar para aquisição de amostras	60
3.5.4 Processamento digital de imagens para aquisição de amostras	61
3.5.5 Seleção do conjunto de amostras homogêneas.....	63
3.5.6 Classificação supervisionada do modelo <i>Fuzzy ARTMAP</i>	67
3.6 Padronização do ano-safra da cultura de cana-de-açúcar	69
3.7 Estimativa de área cultivada de cana-de-açúcar	69
3.8 Estatísticas agrícolas	70
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	76
4.1 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens LANDSAT e IRS.....	77
4.1.1 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens LANDSAT/IRS com dados do Canasat.....	82
4.1.2 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens LANDSAT/IRS com dados do IBGE	84
4.2 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens MODIS	86
4.2.1 Extração de métricas fenológicas sazonais da cana-de-açúcar	87
4.2.2 Decomposição das séries temporais de EVI do sensor MODIS	88
4.2.3 Classificação <i>Fuzzy ARTMAP</i>	91
4.2.4 Análises estatísticas de desempenho dos modelos <i>Fuzzy ARTMAP</i>	99
4.3 Estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar	101
4.3.1 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens MODIS com dados do Canasat	102
4.3.2 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens MODIS com dados do IBGE	106
5. CONCLUSÃO.....	111
6. REFERÊNCIAS	112

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Características das bandas espectrais do sensor MODIS.....	29
Tabela 2 Imagens LANDSAT-5 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2010/2011.....	49
Tabela 3 Imagens LANDSAT-5 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2011/2012.....	50
Tabela 4 Imagens IRS usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2012/2013.....	50
Tabela 5 Imagens LANDSAT-8 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2013/2014.....	50
Tabela 6 Imagens LANDSAT-8 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2014/2015.....	51
Tabela 7 Conjunto de amostras.....	66
Tabela 8 Padronização dos anos-safra do MODIS, LANDSAT e IRS em relação ao IBGE e Canasat.....	69
Tabela 9 Matriz de confusão.....	72
Tabela 10 Matriz de proporções.....	73
Tabela 11 Índices de acurácia para os mapeamentos com Imagens LANDSAT e IRS.....	80
Tabela 12 Análise de estimativa área de cana-de-açúcar obtida por MAXVER em relação ao Canasat (2010/2011 a 2012/2013).....	84
Tabela 13 Análise de estimativa área de cana-de-açúcar obtida por MAXVER em relação ao IBGE (2010/2011 a 2013/2014).....	86
Tabela 14 Matriz de confusão para determinação de índices de acurácia.....	92
Tabela 15 Matriz de proporções.....	93
Tabela 16 Índices de acurácia obtidos para os mapeamentos.....	99
Tabela 17 Erros de comissão e omissão das classes de cana e não cana.....	100
Tabela 18 Discordância global dos modelos de classificação <i>Fuzzy ARTMAP</i>	101
Tabela 19 Teste de normalidade de Shapiro-Wilk a 5% de significância.....	102
Tabela 20 Análise de área de cana-de-açúcar dos mapeamentos gerados pelos modelos <i>Fuzzy ARTMAP</i> com relação aos dados do Canasat (2010/2011 a 2012/2013).....	104
Tabela 21 Coeficiente de correlação de Spearman (r_s) por mesorregiões anos-safra (2010/2011 a 2012/2013).....	105

Tabela 22 Análise de área de cana-de-açúcar dos mapeamentos gerados pelos modelos <i>Fuzzy</i> ARTMAP com relação aos dados do IBGE (2010/2011 a 2013/2014)	107
Tabela 23 Comparação de área (ha) dos dados do Canasat e do IBGE com os mapeamentos de cana-de-açúcar.....	108

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Média de produção de cana-de-açúcar de 1961 a 2013.	15
Figura 2 Variação percentual acumulada em relação à safra anterior no Brasil.	16
Figura 3 Área e produção Brasileira de cana-de-açúcar entre 1961 e 2013.	17
Figura 4 Produção de cana-de-açúcar brasileira e paranaense.	17
Figura 5 Área colhida com cana-de-açúcar no Brasil e no Paraná.	18
Figura 6 Evolução do PIB do agronegócio da cadeia de cana-de-açúcar.	19
Figura 7 Produtividade agrícola por idade de corte – (Ton/ha ⁻¹).	20
Figura 8 Estádios fenológicos da cana-de-açúcar.	21
Figura 9 Localização das unidades produtoras de álcool e açúcar do Estado do Paraná.	23
Figura 10 Perfil espectro-temporal de NDVI apresentado por diferentes alvos obtidos em imagens do satélite SPOT <i>Vegetation</i> para o Estado de São Paulo.	27
Figura 11 Representação dos termos harmônicos pela Transformada de Fourier.	32
Figura 12 Arquitetura da Rede Neural Artificial	38
Figura 13 Localização do Estado do Paraná em relação ao Brasil.	44
Figura 14 Mapa de classificação climática do Estado do Paraná.	45
Figura 15 Mapa de classificação de solos do Estado do Paraná.	46
Figura 16 Aquisição de informações do cultivo de cana-de-açúcar no Paraná.	47
Figura 17 Mosaico de imagens LANDSAT-8 para o mapeamento de cana-de-açúcar ano-safra 2013/2014.	52
Figura 18 Composição de EVI de 16 dias do MODIS para o Estado do Paraná.	53
Figura 19 Fluxograma metodológico para geração do mapeamento de cana-de-açúcar por EVI.	54
Figura 20 Parâmetros de sazonalidade gerados pelo TIMESAT.	56
Figura 21 Parametrização do TIMESAT para aquisição de métricas fenológicas.	58
Figura 22 Perfil temporal de EVI do sensor MODIS para diferentes alvos.	59
Figura 23 Mapa de referência de cana-de-açúcar do Canasat ano-safra 2012/013.	61
Figura 24 Reamostragem espectral e espacial de imagens.	62
Figura 25 Mapa de referência de cana-de-açúcar ano-safra 2012/2013.	63
Figura 26 Procedimento por amostragem aleatória na geração de amostras homogêneas.	64
Figura 27 Processamento digital dos pixels gerados na amostragem.	65
Figura 28 Amostras geradas para o treinamento a partir do mascaramento 2012/2013.	66

Figura 29 Interface dos ajustes dos parâmetros pela classificação do <i>Fuzzy</i> ARTMAP no IDRISI.	68
Figura 30 Mapa de área cultivada média com cana-de-açúcar entre 2008 e 2012 no Estado do Paraná.	76
Figura 31 Mapeamento do ano-safra 2010/2011 a partir de imagens do satélite LANDSAT-5.	78
Figura 32 Mapeamento do ano-safra 2011/2012 a partir de imagens do satélite LANDSAT-5.	78
Figura 33 Mapeamento do ano-safra 2012/2013 a partir de imagens do satélite IRS.	79
Figura 34 Mapeamento do ano-safra 2013/2014 a partir de imagens do satélite LANDSAT-8.	79
Figura 35 Mapeamento do ano-safra 2014/2015 a partir de imagens do satélite LANDSAT-8.	80
Figura 36 Comparação de área estimada de cana-de-açúcar por MAXVER em relação ao Canasat.	83
Figura 37 Comparação de área estimada de cana-de-açúcar por MAXVER em relação ao IBGE.	85
Figura 38 Métricas fenológicas sazonais extraídas pelo TIMESAT no Estado do Paraná.	87
Figura 39 Representação HLS dos termos harmônicos de EVI do período de outubro a março dos anos-safra de 2010/2011 a 2013/2014.	89
Figura 40 Representação HLS dos termos harmônicos de EVI na mesorregião Norte Central do Estado do Paraná.	91
Figura 41 Modelo de classificação do <i>Fuzzy</i> ARTMAP para o ano-safra 2012/2013.	92
Figura 42 Erros de omissão e comissão para as classes de cana e não cana em relação à porcentagem da área de estudo.	94
Figura 43 Erros de omissão e comissão para as classes de cana e não cana.	94
Figura 44 Discordância global formada pelas componentes quantidade e alocação.	96
Figura 45 Modelo de classificação <i>Fuzzy</i> ARTMAP do ano-safra 2010/2011.	96
Figura 46 Modelo de classificação <i>Fuzzy</i> ARTMAP do ano-safra 2011/2012.	97
Figura 47 Modelo de classificação <i>Fuzzy</i> ARTMAP do ano-safra 2012/2013.	97
Figura 48 Modelo de classificação <i>Fuzzy</i> ARTMAP do ano-safra 2013/2014.	98
Figura 49 Modelo de classificação <i>Fuzzy</i> ARTMAP do ano-safra 2014/2015.	98
Figura 50 Relação entre a área cultivada de cana-de-açúcar do mapeamento por <i>Fuzzy</i> ARTMAP e do Canasat.	103
Figura 51 Relação entre a área cultivada de cana-de-açúcar do mapeamento por <i>Fuzzy</i> ARTMAP e do IBGE.	106

LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

ALCOPAR – Associação de Produtores de Bioenergia do Estado do Paraná

CEPEA – Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada

CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento

CTC – Centro de Tecnologia Canavieira

ECMWF – *European Center for Medium-Range Weather Forecast*

EVI – *Enhanced Vegetation Index*

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária

FAO – *Food and Agricultural Organization*

HANTS – *(Harmonic Analysis of NDVI Time-Series)*

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

ITCG – Instituto de Terras Cartografia e Geociências

IRS – Resourcesat

LISS – Linear Imaging Self-Scanner

MAPA – Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento

MODIS – *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*

NASA – *National Aeronautics and Space Administration*

NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*

PIB – Produto Interno Bruto

SEAB – Secretaria de Agricultura e Abastecimento

SIG – Sistemas de Informações Geográficas

USGS – *United States Geological Survey*

UNICA – União da Indústria de Cana-de-Açúcar

1. INTRODUÇÃO

O Brasil, em termos de condições de expansão de produção de culturas agrícolas, apresenta destaque no cenário mundial, devido à ampla extensão territorial e às características de solo e clima, que propiciam a produção agrícola em larga escala. Isso reflete na economia do País, cujas aquisição e disponibilização de informações precisas e rápidas de suas safras são necessárias para o planejamento agrícola.

De acordo com dados do IBGE (2016), o Estado do Paraná produziu em média, no período de cinco anos compreendidos entre (2010 a 2014), 47,5 milhões de toneladas de cana-de-açúcar ao ano. O Estado do Paraná representa 7,1% da produção nacional e é o 5º maior produtor.

A cana-de-açúcar no Paraná é um dos principais produtos agrícolas e é principalmente cultivada na região Norte do Estado. A análise de imagens tem auxiliado nas estimativas de safras agrícolas principalmente para diminuir o nível de subjetividade. O processamento digital das imagens da superfície terrestre, adquiridas por sensoriamento remoto orbital e processadas por classificação digital juntamente com a interpretação visual, evidencia grande potencial de distinção de culturas agrícolas na obtenção de estimativas objetivas de área cultivada (ANTUNES, 2014).

O conhecimento da produção de determinada cultura depende da área cultivada e produtividade. Devido à extensão territorial do Brasil, torna-se imprescindível o desenvolvimento de técnicas que permitam monitorar, de forma sistemática e precisa a curto e médio prazo, as áreas cultivadas de culturas agrícolas. Diversas pesquisas (SILVA et al., 2010; RUDORFF et al., 2010; FERNANDES et al., 2011; ADAMI et al., 2012; ANTUNES, 2014) têm demonstrado que o uso de imagens de satélite possibilita a realização de estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar.

O acompanhamento da produção agrícola no Brasil é feito por órgãos oficiais que se baseiam em informações de área plantada e produtividade das culturas. As estimativas são realizadas de forma subjetiva e, devido ao caráter subjetivo e prolongado deste tipo de estimativa, não se permite uma análise quantitativa dos erros associados, a qual está sujeita à imprecisão e às falsas interpretações (PINO, 2001). Logo, faz-se a necessária a determinação das áreas agrícolas cultivadas por mapeamentos de forma objetiva, com maior antecedência quando comparadas à subjetividade dos métodos tradicionais usados pela maioria dos órgãos oficiais. Isto torna-se possível com o uso de sensoriamento remoto, como comprovado pelos inúmeros trabalhos realizados nesta área, permite contribuir para o melhor planejamento da cadeia produtiva e, conseqüentemente, o estabelecimento de preços dos produtos oriundos das culturas agrícolas.

Desta forma, a partir do sensoriamento remoto com o uso de dados provenientes de sensores orbitais, foram desenvolvidas uma metodologia para o mapeamento e a

estimativa de áreas cultivadas em escala municipal para a cultura da cana-de-açúcar no Paraná.

Dentre os dados de sensores orbitais, existem as imagens dos satélites LANDSAT e IRS que, devido à resolução espacial e periodicidade das mesmas, há grandes aplicações no setor agrícola. Os satélites TERRA e AQUA, que carregam a bordo o sensor MODIS, possuem uma resolução temporal diária. É uma característica que permite monitorar o desenvolvimento de culturas agrícolas a partir de índices de vegetação devido a sua grande cobertura de imageamento de extensas áreas territoriais.

A partir dos produtos disponibilizados por alguns sensores orbitais, os índices de vegetação têm sido muito utilizados em estimativas de área cultivada e da produtividade das culturas agrícolas. Isso demonstra a importância do sensoriamento remoto para a classificação automatizada de culturas agrícolas como no monitoramento da cultura de cana-de-açúcar feito no Centro-Sul do Brasil pelo projeto Canasat (SCHULTZ et al., 2015). Tal projeto foi desenvolvido para mapear as áreas cultivadas de cana-de-açúcar, inicialmente no Estado de São Paulo e posteriormente para os demais Estados e municípios da Região Centro Sul do Brasil. A metodologia empregada faz uso de imagens de satélites LANDSAT, CBERS e RESOURCESAT-I para geração dos mapeamentos e estimativas de áreas cultivadas e de expansão.

1.1 Objetivos

O objetivo geral foi utilizar dados de sensoriamento remoto para realização do mapeamento e a estimativa de área cultivada da cultura de cana-de-açúcar no Estado do Paraná.

Os objetivos específicos foram:

- Mapear as áreas de cana-de-açúcar por classificação supervisionada em imagens dos satélites LANDSAT e IRS;
- Mapear as áreas de cana-de-açúcar por classificação *Fuzzy* ARTMAP nas séries espectro-temporais do índice de vegetação EVI do sensor MODIS;
- Comparar as estimativas de área encontradas por classificação supervisionada e *Fuzzy* ARTMAP, com os dados de referência do Canasat e oficiais do IBGE.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 A cultura da cana-de-açúcar

Originária do Sudeste da Ásia, a cana-de-açúcar é cultivada em uma extensa área territorial, localizada entre os paralelos 35° de latitudes Norte e Sul, portanto, evidencia melhor produtividade em climas tropicais. Esse é o clima ideal para a produção da cana, pois apresenta duas estações distintas: uma estação quente e úmida, a qual proporciona a germinação, o perfilhamento e o desenvolvimento vegetativo; seguida de outra fria e seca, a qual promove a maturação e acúmulo de sacarose da cana-de-açúcar (MAPA, 2007).

Dentre os maiores produtores de cana-de-açúcar, segundo dados da FAOSTAT (2014), destacam-se o Brasil com a média histórica entre 1961 a 2013, de 271,4 milhões de toneladas, seguido pela Índia com cerca de 207,5 milhões de toneladas (Figura 1). O Brasil, além de ser maior produtor de cana-de-açúcar do mundo também, é o primeiro produtor mundial de açúcar, responsável por 20% da produção mundial e 40% das exportações mundiais. É também o 2º produtor mundial de etanol, responsável por 20% da produção mundial e 20% das exportações mundiais (UNICA, 2015).

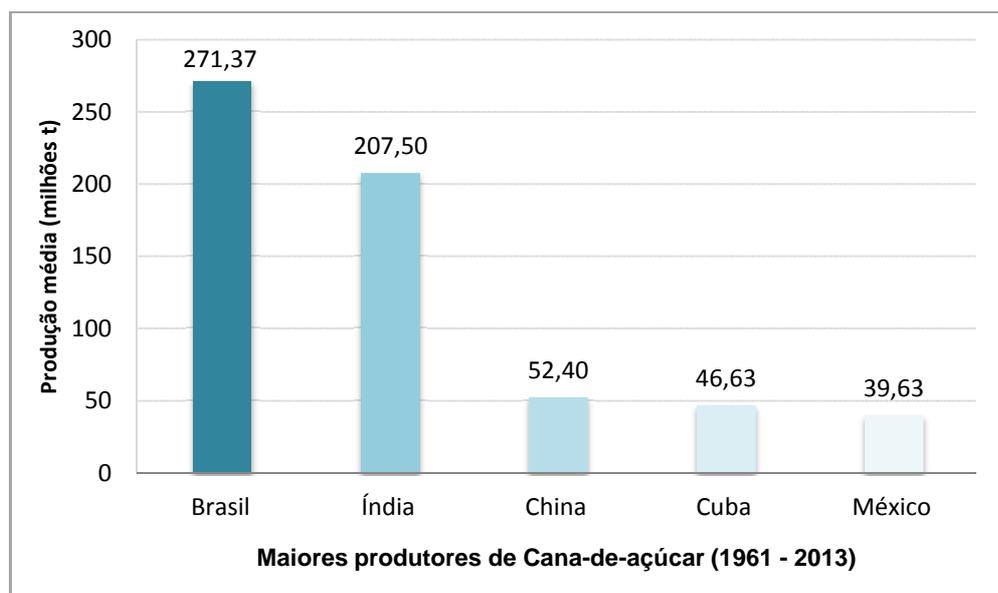


Figura 1 Média de produção de cana-de-açúcar de 1961 a 2013.
Fonte: Adaptado de FAOSTAT (2015).

O segundo maior produtor de cana-de-açúcar é a Índia, e em seguida, com menor representatividade pela China e Cuba, as quais apresentam menores proporções na produção mundial. Em nível continental, a América representa 49,7% da produção total, seguidos pela Ásia com 40,8%, África 6,7% e Oceania em menor proporção com 2,9% (FAOSTAT, 2015).

A cana-de-açúcar foi introduzida no País em 1532 e sempre teve importante destaque na nossa economia. É responsável por mais de 50% do açúcar comercializado no Planeta. Na safra 2014/2015, o Brasil teve redução em sua produção de 3,8%. Essa só não é maior devido a um pequeno aumento na área cultivada, em torno de 2,1%, que está diretamente relacionada com a diminuição da produtividade (Figura 2) (CONAB, 2015).

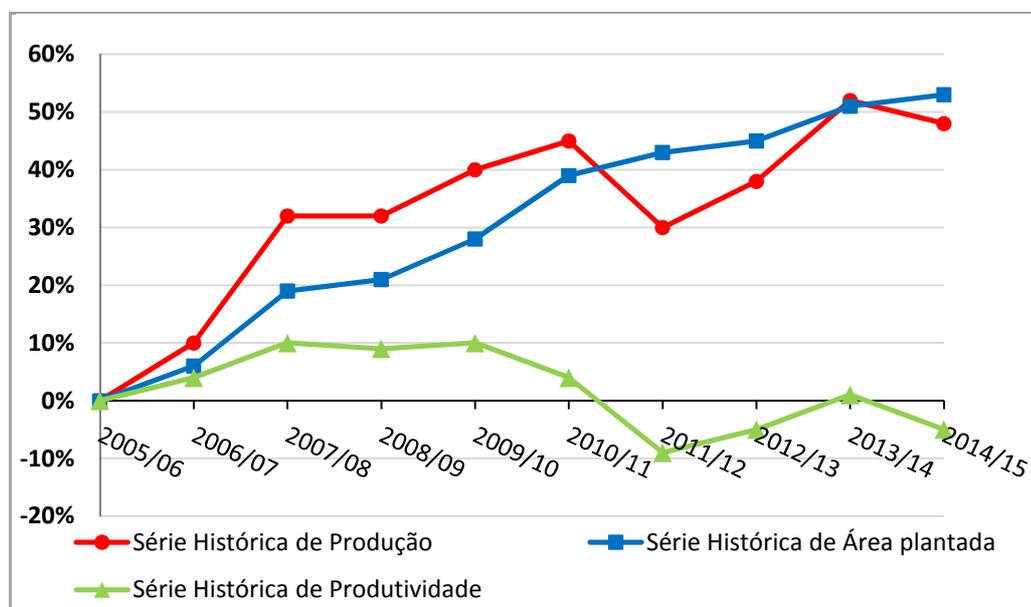


Figura 2 Variação percentual acumulada em relação à safra anterior no Brasil.
Fonte: Adaptado de CONAB (2015).

A destinação da cana-de-açúcar cultivada no Brasil na safra 2011/2012 indicou que, com exceção dos Estados do Nordeste, que têm longa tradição na produção de açúcar, além de São Paulo e Paraná no Centro Sul, todos os demais Estados apresentaram uma tendência de destinar mais matéria-prima para a produção de etanol do que açúcar. A capacidade que cada região tem para produzir determinada quantidade de açúcar ou álcool, a partir de um hectare de lavoura de cana-de-açúcar, depende do rendimento agrícola e industrial obtido. Outro fator que pode influenciar essa capacidade é o tempo de aproveitamento industrial (CONAB, 2013).

Segundo a FAOSTAT (2014), a produção de cana-de-açúcar apresentou crescimento exponencial enquanto sua área apresentou crescimento, porém não tão significativo, com menos expressão (Figura 3). A área cultivada de cana-de-açúcar, desde o primeiro relatório, em 1961 até 2013, cresceu aproximadamente 7,5 vezes enquanto a produção cresceu aproximadamente 13 vezes.

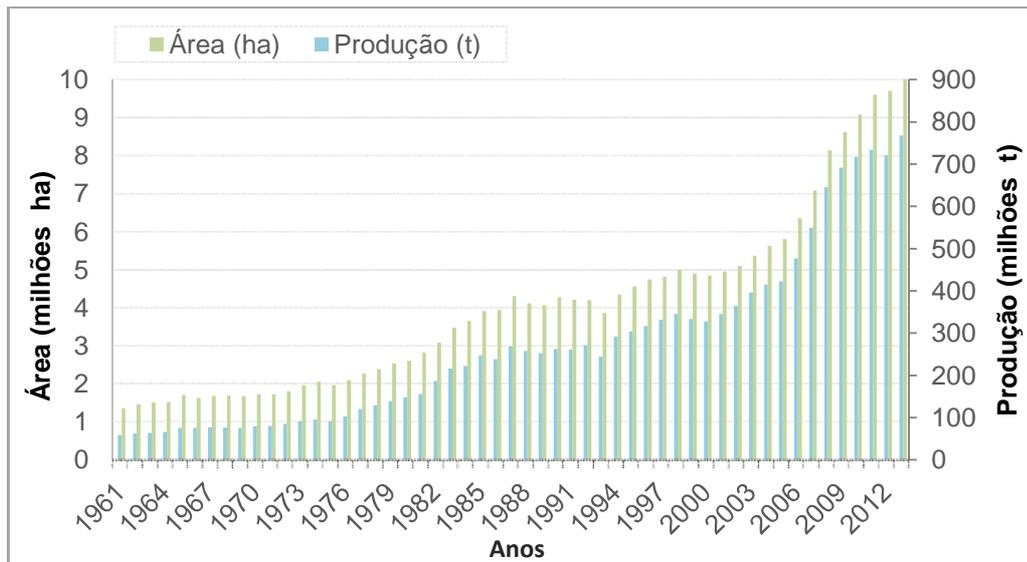


Figura 3 Área e produção Brasileira de cana-de-açúcar entre 1961 e 2013.
Fonte: FAOSTAT (2014).

A área cultivada com cana-de-açúcar que será colhida e destinada à atividade sucroalcooleira na safra 2014/2015 foi de aproximadamente 9.004,5 mil hectares, distribuídos entre todos os Estados produtores. São Paulo permanece como maior produtor com 52% (4.685,7 mil hectares) da área cultivada, seguido por Goiás com 9,5% (854,2 mil hectares), Minas Gerais com 8,9% (805,5 mil hectares), Mato Grosso do sul com 7,4% (668,3 mil hectares), Paraná com 7,1% (635,0 mil hectares), Alagoas com 4,3% (385,3 mil hectares) e Pernambuco com 2,9% (260,1 mil hectares) (CONAB, 2015).

A produção total de cana-de-açúcar para o ano de 2014, no Brasil, foi de 737,15 milhões de toneladas; enquanto no Estado do Paraná, a produção foi de 47,95 milhões de toneladas, representando 6,5% do total (Figura 4) (IBGE, 2016).

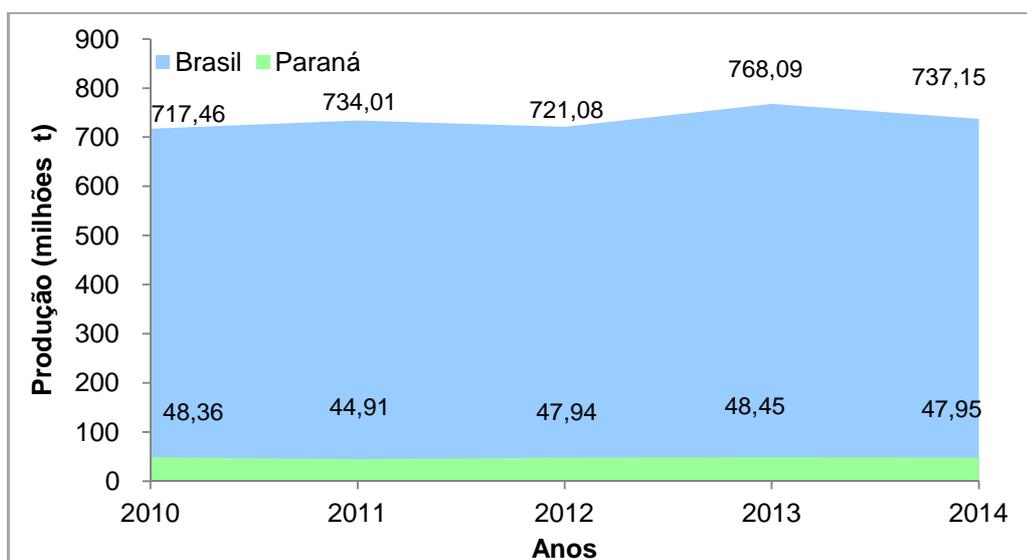


Figura 4 Produção de cana-de-açúcar brasileira e paranaense.
Fonte: IBGE (2016).

A cana-de-açúcar no Paraná é um dos principais produtos agrícolas e é desenvolvida principalmente na região Norte do Estado (ALCOPAR, 2015).

Observa-se que o Estado do Paraná, no decorrer desses quatro anos, não apresentou variação significativa na área colhida, assim como o Brasil que se manteve constante, apesar de ter apresentado expansão de áreas em algumas regiões (Figura 5).

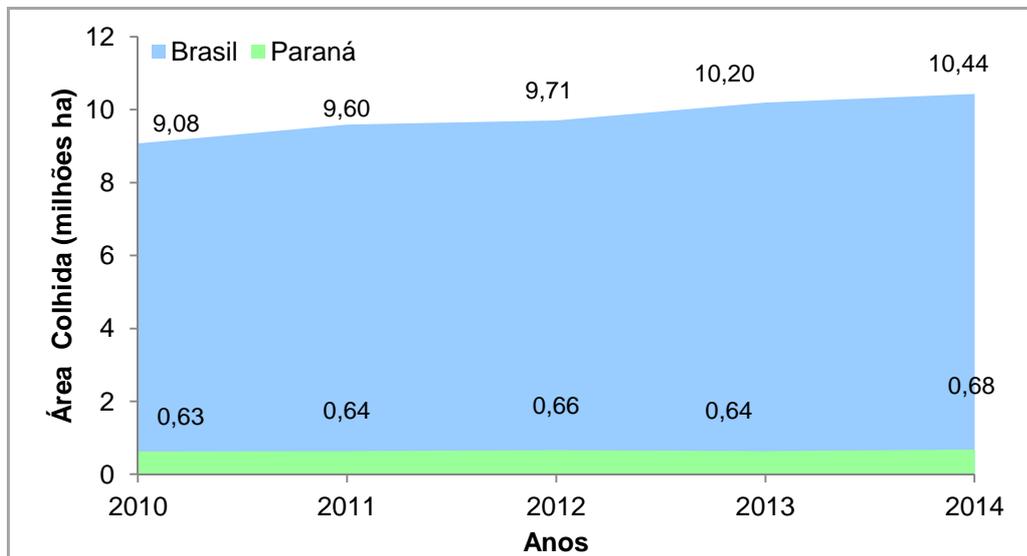


Figura 5 Área colhida com cana-de-açúcar no Brasil e no Paraná.
Fonte: IBGE (2016).

2.1.1 Importância socioeconômica

A cadeia produtiva de cana-de-açúcar é um dos destaques do agronegócio brasileiro. O aumento na demanda por energia limpa e sustentável melhorou a perspectiva econômica para o etanol, combustível produzido da cana-de-açúcar. Assim, ocorreram reflexos nos investimentos, os quais proporcionaram maior geração de renda e emprego no segmento industrial desse setor (CEPEA, 2011).

O Brasil é um dos países com maior representatividade no cenário agrícola mundial e vive um crescimento neste setor. Regiões específicas como as do Triângulo Mineiro/Paranaíba passaram a se destacar com a expansão das áreas para cultivo e o aumento da produção nas últimas décadas, os quais são atribuídos à infraestrutura e ao suporte, indispensáveis para o crescimento agrícola (CHAVES, 2014).

Os números do PIB (Produto Interno Bruto) da cadeia de cana-de-açúcar evidenciam sua importância na geração de renda para a economia brasileira, tendo como destaques as atividades de processamento e os serviços que incluem transporte e comércio. A cadeia produtiva da cana-de-açúcar gerou R\$ 127,91 milhões em 2010, todavia

ocorreu uma diminuição, em 2014, para R\$ 106,406 milhões, com decréscimo de 16,8% em 2014 nos cinco anos avaliados, ou 3,4% ao ano, em média (Figura 6) (CEPEA, 2015).

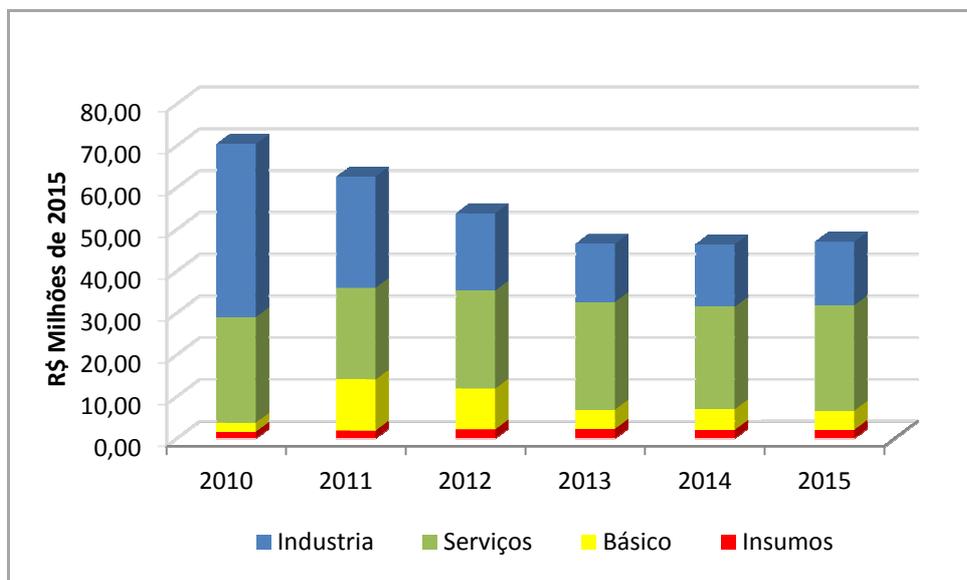


Figura 6 Evolução do PIB do agronegócio da cadeia de cana-de-açúcar.
Fonte: Adaptado de CEPEA (2015).

De acordo com Relatório do PIB das Cadeias do Primeiro semestre de 2015, toma-se como base a taxa de crescimento acumulado até junho de 2015. A cadeia de cana-de-açúcar cresceu 1,71%, o que corresponde a uma renda de R\$ 108,53 bilhões em valores de 2015. A renda com a cultura registrou crescimento de 1,20% no primeiro semestre de 2015, devido à perspectiva de maior produtividade dos canaviais, que aumentou as estimativas de produção (CEPEA, 2015).

As adversidades climáticas ocorridas nas lavouras de cana-de-açúcar durante o ciclo de desenvolvimento na Região Sudeste e no Paraná, na safra 2014/2015, afetaram diretamente as produtividades esperadas e ficaram aquém das obtidas na safra 2013/2014. A diminuição ocorreu com maior intensidade na Região Sudeste, onde as precipitações pluviométricas ficaram abaixo do normal, refletindo no desenvolvimento da cultura (CONAB, 2014).

2.1.2 Estádio fenológicos e exigências agrometeorológicas

A cana-de-açúcar (*Saccharum spp*) é uma gramínea semiperene que apresenta bom desenvolvimento em solos onde há boa aeração e boa drenagem, porém, a exigência é a de que tenham profundidade superior a um metro. O desenvolvimento da cana-de-açúcar ocorre em dois ciclos. O primeiro ciclo da cultura é chamado de cana-planta, ou seja,

quando a cultura ainda não teve o primeiro corte. Esse período pode ser de 12 ou 18 meses, conforme a variedade (Figura 7) (CONAB, 2014).

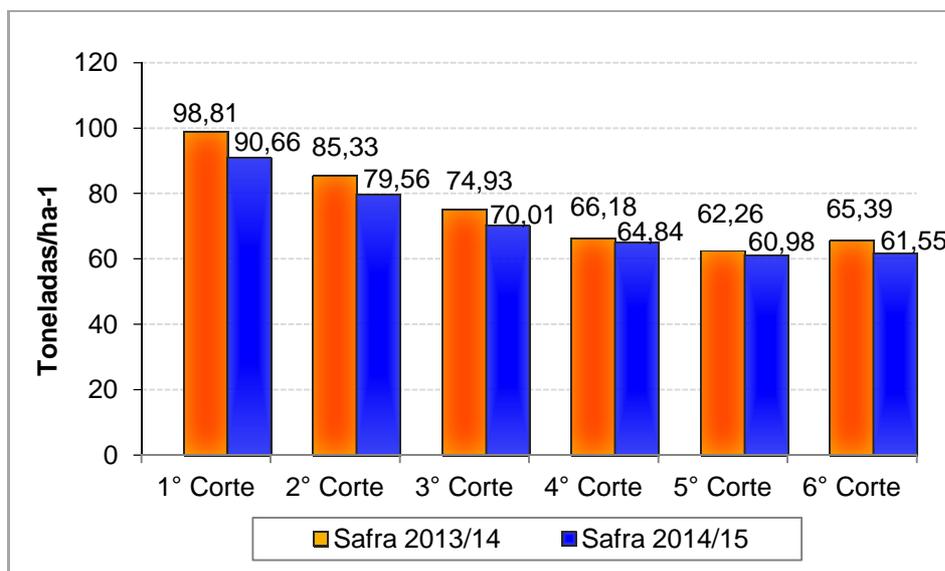


Figura 7 Produtividade agrícola por idade de corte – (Ton/ha⁻¹).
Fonte: Adaptado de CONAB (2014).

Do plantio à primeira colheita, a cana-planta pode ter um ciclo de desenvolvimento com duração de 18 meses (cana de ano-e-meio) ou 12 meses (cana de ano), o que depende da época e da região. Após a primeira colheita, a cana-soca passa a ter um ciclo de 12 meses, onde a cada corte ocorre a rebrota da soqueira e o início do novo ciclo. Devido aos cortes, há uma perda gradativa em produtividade e os cortes se repetem até que sejam economicamente mais rentáveis; a partir daí é feita a reforma onde se tem o reinício de um novo ciclo (ANJOS; FIGUEIREDO, 2010).

O ciclo agrícola fenológico da cana-de-açúcar, considerando a cana-planta e a cana-soca, é composto pelas fases de brotação e emergência dos brotos, perfilhamento e estabelecimento da cultura, crescimento dos colmos e maturação (CASAGRANDE; VASCONCELOS, 2010).

Gascho e Shih (1983) dividem a cultura em quatro fases de desenvolvimento: brotação e estabelecimento, perfilhamento, crescimento de colmos e maturação (Figura 8). No estágio de brotação e emergência dos brotos, a propagação vegetativa da cana-de-açúcar desenvolve-se em direção à superfície do solo, onde ocorre o enraizamento e o surgimento das primeiras folhas. A brotação começa de 7 a 10 dias após o plantio, cuja duração está em torno de 30 a 35 dias após o plantio. A fase de perfilhamento é atingida entre 90 a 120 dias após a brotação. A fase mais importante é o período de crescimento que começa a partir de 120 dias após o plantio e dura até 270 dias em cultivos de 12 meses. Nessa fase ocorre o alongamento dos colmos e o acúmulo de matéria seca (CASAGRANDE; VASCONCELOS, 2010).

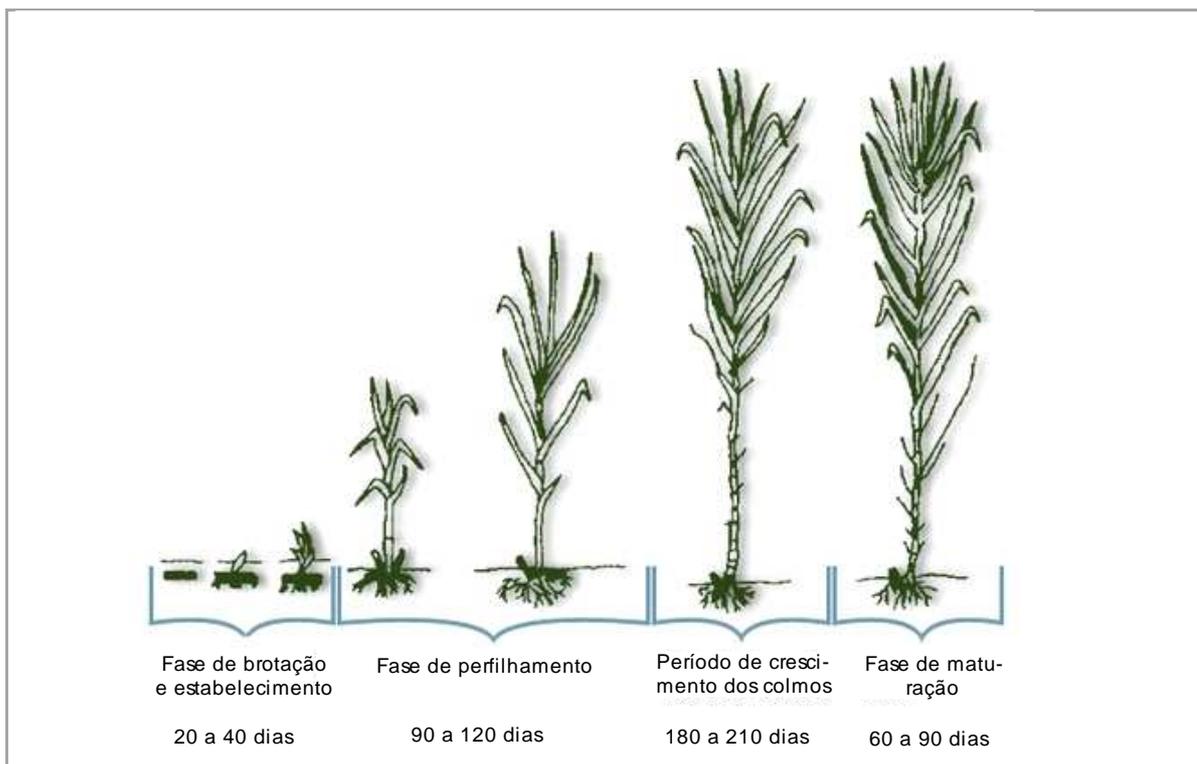


Figura 8 Estádios fenológicos da cana-de-açúcar.
Fonte: Adaptado de GASCHO; SHIH (1983).

Apesar da complexidade do manejo do cultivo da cana-de-açúcar, ela apresenta diversas características favoráveis, que podem ser bem identificadas e mapeadas nas imagens de satélites, trata-se de um plantio semiperene. Após o primeiro corte, as rebrotas da cana-de-açúcar crescem normalmente durante o período de um ano, e sofrem cortes anuais durante cinco a seis anos, quando são renovadas como cana-planta e serão colhidas na próxima safra. Entretanto, a maioria das reformas ocorre por cana-planta de ano-e-meio, as quais serão colhidas na safra subsequente (RUDORFF; SUGAWARA, 2007).

A cada ciclo da cultura, as plantas são submetidas a diferentes condições ambientais como alterações de temperatura, excesso ou deficiência hídrica, além de diferentes práticas de manejo da cultura, diferentes épocas de corte, dentre outras. Tais diferentes condições ambientais e de manejo propiciarão às plantas diferentes respostas e podem causar efeito direto em sua produtividade agroindustrial (MENDONÇA et al., 1984).

O desenvolvimento da cana-de-açúcar depende muito da disponibilidade hídrica durante o ciclo. A falta de água no solo ocasiona redução da produtividade, principalmente, no início do desenvolvimento da cultura, período sensível ao déficit hídrico. Assim, é preciso considerar de maneira especial o acúmulo de pluviosidade nas fases do ciclo da cultura (CHAVES, 2014).

Os componentes climáticos responsáveis pela maior significância de produtividade da cana-de-açúcar são: temperatura (16°C a 33°C), elevada incidência de radiação solar e disponibilidade de água no solo, pois, ela é considerada uma planta essencialmente tropical.

A região Sul é responsável por cerca de 7% da produção nacional, sendo que mais de 99,8% desse total é produzido nas regiões Norte no Noroeste do Paraná (CONAB, 2014).

De acordo com o conhecimento dos ciclos, é possível observar o período de plantio, a sequência de estádios fenológicos e o período de colheita das culturas. A compreensão do ciclo das culturas propicia subsídios que possibilitam definir considerações mais apuradas, para compreender melhor os resultados encontrados no processamento de dados geoespaciais (CHAVES, 2014).

2.1.3 Calendário agrícola

A cana-de-açúcar é plantada entre os meses de janeiro e março, período considerado ideal para seu plantio, pois apresenta boas condições de temperatura e umidade, além de propiciar o desenvolvimento das gemas. Essa condição possibilita a brotação rápida e reduz a incidência de doenças. Em algumas regiões, a cana-de-açúcar pode ser plantada no período de outubro a novembro. Porém, esse sistema de plantio precisa ser utilizado de forma restrita, pois possui algumas desvantagens relativas ao preparo do solo para o plantio que pode ser dificultado em virtude do pouco tempo para incorporação de corretivos e com o início da estação chuvosa que ocorre poucos dias úteis para operações agrícolas (EMBRAPA, 2015).

Ainda que pouco mais de 50% da produção de cana-de-açúcar estejam concentrados em São Paulo, a cultura é cultivada em todas as regiões do País. Desta forma, têm-se dois calendários de colheita, um para a região Nordeste, indo de setembro a abril e outro para o restante do Brasil, de maio a novembro (CONAB, 2014).

2.1.4 Unidades processadoras de cana-de-açúcar

De acordo com NOVACANA (2015), as melhores destilarias produzem aproximadamente 85 litros de etanol anidro por tonelada de cana-de-açúcar. As usinas têm produção em torno de 71 Kg de açúcar e 42 litros etanol para cada tonelada de cana-de-açúcar processada. A Figura 9 apresenta a localização das usinas e destilarias do Estado, com nítida concentração na região Norte do Paraná, ao todo são 23 usinas e sete destilarias.

A área de cana-de-açúcar na safra 2014/2015 apresentou crescimento de 2,2% ou 193,1 hectares em relação à safra passada. Esse acréscimo está concentrado nos Estados de São Paulo, Mato Grosso do Sul, Goiás, Minas Gerais e Paraná, onde se teve o maior aumento de novas unidades produtoras correspondendo à consolidação das áreas destas novas indústrias (Figura 9) (CONAB, 2014).

Pode ser usado em várias fases do processo agrícola, como levantamento e caracterização de solos, detecção e planejamento de áreas erodidas, planejamento das áreas a serem preservadas, uso da terra e detecção de pragas e doenças. Apesar de seu surgimento ser antigo, há a necessidade de manutenção da qualidade ambiental e aumento da eficiência, por isto, novos estudos vêm sendo realizados. Sua importância consiste no ganho de tempo e na aquisição de informação que possibilitam avaliar grandes áreas (DEMATTE, 2005).

A tecnologia de sensoriamento remoto apresenta grande potencial para ser usada na agricultura. Por meio desta técnica, é possível obter informações sobre: estimativa de área cultivada, produção agrícola e vigor vegetativo das culturas. Ainda são fornecidos subsídios para o manejo agrícola em nível nacional, estadual, municipal ou ainda em nível de microbacia hidrográfica ou fazenda (RUDORFF; MOREIRA, 2002).

Os índices de vegetação para analisar o desenvolvimento das relações funcionais dos dados com as características da vegetação têm sido utilizados em estudos de sensoriamento remoto aplicado às culturas agrícolas. A planta, ao passar da fase de senescência, aumenta a refletância na faixa do visível e diminui na faixa do infravermelho próximo, devido às alterações nos mecanismos biológicos. Portanto, fica semelhante à resposta espectral do solo, posto que a energia captada por um satélite em uma área agrícola sofre influência do solo devido às características das culturas, com o crescimento, a cobertura vegetal predomina, conseqüentemente, diminui a influência do solo (PONZONI et al., 2012).

O desenvolvimento de técnicas de sensoriamento remoto na avaliação da cultura de cana-de-açúcar tem grande importância para o poder público, empresas de melhoramento genético e agricultores. Tal dado permite o melhor planejamento de políticas de mercado e auxilia na tomada de decisões. O comportamento espectral de dosséis da vegetação reflete características importantes das culturas agrícolas no que se refere ao crescimento, vigor vegetativo e à produção de biomassa (FORTES, 2003).

A partir de geotecnologias, os mapas gerados por imagens de satélites podem ser processados e integrados a outras informações, tais como solos, relevo, clima e dados cadastrais provenientes de várias fontes, visando à construção de uma base de dados sobre determinada cultura, os quais podem ser implementados em sistemas computacionais, classificadores de imagens multiespectrais baseados em conceitos estatísticos. Para realizar essa classificação automaticamente, informações a priori sobre as estatísticas dos dados são imprescindíveis. Isso pode tornar-se uma limitação quando tais informações não existem ou são insuficientes (ANDRADE, 2011).

Assim, o processo de classificação de imagens é de grande importância na extração de informações de imagens de sensoriamento remoto, em função de permitir o

mapeamento de áreas da superfície terrestre, por reconhecimento de padrões espectrais. Há diversos métodos de classificação de imagens que se diferem pela presença ou não de uma fase de treinamento no qual o analista interage com o computador (TEÓFILO, 2012).

O entendimento do ciclo das culturas agrícolas e as transformações que ocorrem nos processos de crescimento e desenvolvimento das plantas possibilitam relacionar os resultados obtidos a partir dos índices de vegetação aos elementos fisiológicos da planta, aspectos climáticos e ao desempenho produtivo (CHAVES, 2014).

Um exemplo do uso de sensoriamento remoto associado a aplicações de índices de vegetação é o projeto MAPAGRI (Metodologia para o Monitoramento da Atividade Agrícola Brasileira) (COUTINHO, et al., 2012, 2013). A metodologia é de baixo custo e baseia-se na geração de mapeamentos que analisam o comportamento espectro-temporal de imagens de satélite, o mapeamento e o monitoramento da atividade agrícola aplica-se em todo território nacional. Tal metodologia foi executada pela EMBRAPA Informática Agropecuária em parceria com diversas instituições de ensino e pesquisa do Brasil.

Em se tratando da extração de informações e considerando-se a distribuição espacial da cultura juntamente com dados climáticos e meteorológicos que influenciam seu desenvolvimento, considera-se que a evolução tecnologia é um recurso de extrema importância a ser usado em benefício da produção sucroalcooleira, de maneira a aprimorar os resultados. O uso de geotecnologias, a exemplo do sensoriamento remoto e dos SIG, demonstra ser uma forma de atingir bons resultados e inéditos (ALBUQUERQUE, 2014).

Diversos estudos e pesquisas foram realizados com imagens do satélite LANDSAT para auxiliar o mapeamento das áreas de culturas agrícolas. Entretanto, ainda são muito pouco usados por diversos motivos, devido à dificuldade no processamento para extrair a informação de interesse, à cobertura de nuvens, ao tempo de revisita do satélite, ao nível de detalhe das imagens e à disponibilidade de imagens na época adequada para identificação da cultura (RUDORFF; SUGAWARA, 2007).

Vários trabalhos têm sido desenvolvidos com o objetivo de entender a influência e a associação dos dados espectrais na cultura da cana-de-açúcar. Fortes e Demattê (2006) identificaram variedades de cana-de-açúcar usando dados de sensoriamento orbital a partir de imagens LANDSAT-7, com a aplicação de técnicas de análise de bandas individuais, gráficos de dispersão de pixel e equações discriminantes. Assim, os autores conseguiram identificar variedades de cana-de-açúcar com 93,6% de certeza.

2.2.1 Índices de vegetação e padrão espectro-temporal da cana-de-açúcar

Diversos índices de vegetação têm sido propostos com a finalidade de explorar as propriedades espectrais da vegetação, especialmente nas regiões do visível e do

infravermelho próximo. Esses índices estão relacionados aos parâmetros biofísicos da cobertura vegetal, como biomassa e índice de área foliar, para a minimização dos efeitos da iluminação da cena, declividade de superfície e geometria de aquisição (PONZONI; SHIMABUKURO, 2007).

O Índice de vegetação mais conhecido e usado é o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), proposto por Rouse et al. (1973), para amenizar a interferência do solo na resposta espectral da vegetação e diminuir a influência da atmosfera e do ângulo de elevação solar em imagens temporais. O NDVI examina o contraste entre as bandas do vermelho e do infravermelho próximo.

Fernandes et al. (2011) propuseram um método para identificar áreas canavieiras e determinar o desenvolvimento da cultura no Estado de São Paulo usando perfil temporal de NDVI, criado a partir de imagens do satélite SPOT *vegetation*, (*Satellite pour l'Observation de la Terre*). E com o uso de variáveis agrometeorológicas, eles determinaram a associação dessas imagens com a produtividade média municipal. Os resultados apresentaram alto nível de precisão, considerados como bons indicadores para o monitoramento de culturas agrícolas e serviram como uma boa base para avaliar de forma qualitativa a produtividade.

O EVI (*Enhanced Vegetation Index*) é um NDVI modificado, o qual foi desenvolvido para ser usado com dados do sensor MODIS. Ele contém um fator de ajuste para solos (L), e dois coeficientes (C1 e C2), que descrevem o uso da banda azul para correção da banda vermelha quanto ao espalhamento atmosférico por aerossóis. O índice de vegetação realçado (EVI) foi desenvolvido para otimizar a resposta espectral da vegetação, melhorar a sensibilidade em regiões de maiores densidades de biomassa, propiciar o monitoramento da vegetação pela redução dos efeitos de substrato do dossel e de influências atmosféricas, calculado pela Equação 1 (HUETE et al., 1997; HUETE et al., 1999; HUETE et al., 2002).

$$EVI = G \frac{IVP - VER}{IVP + C_1 \times VER - C_2 \times AZU + L} \quad (1)$$

em que:

Azul (Blue): refletância na banda 3 do azul (459 a 479 nm);

Vermelho (Red): refletância na banda 1 do vermelho (620 a 670 nm);

IVP: refletância na banda 2 do infravermelho próximo (841 a 876 nm);

G = 2,59: fator de ganho; L = 1: fator de ganho;

C1 = 6,0 e C2 = 7,5 : coeficiente da resistência de aerossóis que utiliza a banda do azul para atenuar a influência dos aerossóis na banda do vermelho.

A relação entre o EVI e a sazonalidade da precipitação pode indicar o potencial produtivo da cana-de-açúcar e permitir comparar as condições atuais da cultura com as condições apresentadas em safras passadas (ANTUNES; LAMPARELLI, 2011).

Fernandes et al. (2011) obtiveram o perfil de desenvolvimento da cultura da cana-de-açúcar em vinte importantes municípios produtores do Estado de São Paulo, durante sete safras entre os anos de 1999 e 2006. Os autores usaram séries multitemporais de NDVI a partir de imagens decêndias do satélite SPOT *Vegetation* e obtiveram o perfil temporal característico da cultura de cana-de-açúcar (Figura 10).

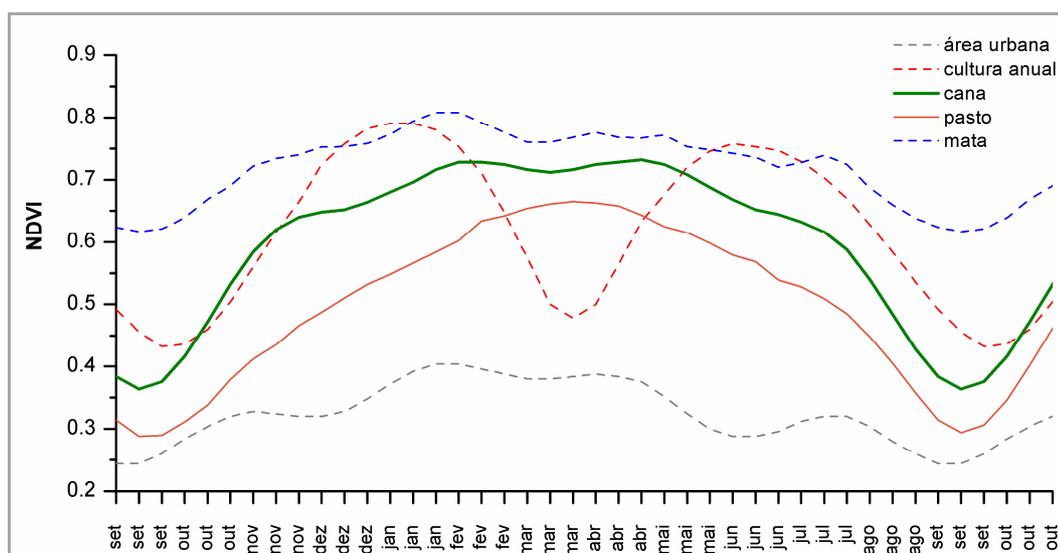


Figura 10 Perfil espectro-temporal de NDVI apresentado por diferentes alvos obtidos em imagens do satélite SPOT *Vegetation* para o Estado de São Paulo.

Fonte: FERNANDES (2009).

De acordo com Fernandes (2009), a pastagem é uma cobertura vegetal que evidencia um perfil temporal de NDVI semelhante ao da cana-de-açúcar, característica também observada por Xavier et al. (2006) em seu trabalho sobre análise multitemporal de dados MODIS para classificar a colheita de cana-de-açúcar no estado de São Paulo.

Em culturas agrícolas, os perfis temporais descrevem a variação do vigor vegetativo ao longo do ciclo de desenvolvimento, onde observam-se baixos valores do NDVI no início do ciclo e no final da safra, e os maiores valores ocorrem na época de grande crescimento vegetativo. A cana-de-açúcar evidencia apenas um período de máximo crescimento na série temporal. A partir dessa caracterização, pode-se acompanhar tanto o comportamento de uma cultura agrícola ao longo do seu ciclo fonológico para verificar mudanças sazonais bem como comparar as condições atuais com as condições de safras passadas (ANTUNES, 2014).

O uso dos índices de vegetação foi aplicado no trabalho de Zanzarini et al. (2013), os quais fizeram uso do NDVI para analisar a variabilidade espacial de atributos do solo em

área de produção de cana-de-açúcar no município de Itajobi, SP. De acordo com os autores, o uso do índice de vegetação derivado de produtos de sensoriamento remoto destaca-se como uma poderosa ferramenta indicadora do desenvolvimento vegetativo.

2.2.2 Imagens do sensor remoto orbital MODIS

Trata-se de um sensor multiespectral de sensibilidade radiométrica de 12 bits, isto é, 4.096 níveis de cinza, com 36 bandas dispostas nas faixas do visível, infravermelho próximo, infravermelho médio e infravermelho termal do espectro eletromagnético. Duas bandas são adquiridas na resolução espacial de 250 m, outras cinco bandas em 500 m e as demais 29 bandas em 1000 m, conforme especificações da Tabela 1. A varredura de 55° para cada lado na órbita quase polar e heliossíncrona de 705 km de altitude resulta numa faixa imageada aproximada de 2.330 km por 5.000 km, com períodos de 98,9 minutos, que cobrem o globo terrestre a cada dois dias (NASA, 2014).

O sensor MODIS foi lançado pela primeira vez a bordo do satélite TERRA em dezembro de 1999. O segundo sensor, implantado no satélite AQUA, foi lançado em maio de 2002. Esse sensor foi criado pelo projeto *Earth Observing System* (EOS) da NASA, presente nos satélites TERRA e AQUA, os quais operam em conjunto, a fim de permitir a visualização da superfície livre de nuvens e os processos de mudanças ao longo dia (NASA, 2015).

Seu destaque no estudo e o monitoramento agrícola ocorrem principalmente pela resolução temporal e devido a sua dinâmica temporal. Outro fator positivo é que os dados MODIS são disponibilizados em forma de imagens digitais, em bandas espectrais individuais, ou como produtos, os quais são resultantes da manipulação relacionadas a um objetivo específico, como o IAF (Índice de Área Foliar) e o NDVI (JABOINSKI, 2011).

O sensor MODIS foi desenvolvido para adquirir informações dos três ambientes do sistema Terra: atmosfera, ecossistemas oceânico e terrestre, composto por bandas de resolução espectral e espacial específicas para o imageamento e aquisição de informações dos processos terrestres e oceânicos da atmosfera, como: características de nuvens, temperaturas e perfis de umidade e cobertura de neve, características de vegetação global e temperatura da superfície terrestre e oceânica (NASA, 2015).

O sensor evidencia várias inovações como a melhoria substancial na qualidade dos detectores, no sistema de imageamento, aumento do número de bandas espectrais e na evolução dos algoritmos de processamento de dados para a geração de produtos de alta qualidade com correção atmosférica, radiométrica e geométrica. Entretanto, o maior avanço é aquisição de forma gratuita, o que viabiliza as aplicações multidisciplinares para monitorar as mudanças na superfície terrestre (ANTUNES, 2014).

Tabela 1 Características das bandas espectrais do sensor MODIS

Uso Primário	Bandas Espectrais	Resolução Espectral (μm)	Resolução Espacial (m)
Superfícies	1	0,620 – 0,670	250
Terra e Nuvem	2	0,841 – 0,876	
Propriedades da Superfície/nuvem	3	0,459 – 0,479	500
	4	0,545 – 0565	
	5	1,230 – 1,250	
	6	1,628 – 1652	
	7	2,105 – 2,155	
Cor dos Oceanos	8	0,405 – 0,420	1.000
	9	0,438 – 0,448	
	10	0,483 – 0,493	
	11	0,526 – 0,536	
	12	0,546 – 0,556	
	13	0,662 – 0,672	
	14	0,673 – 0,683	
	15	0,743 – 0,753	
Vapor d'água Atmosférico	16	0,862 – 0,877	1.000
	17	0,890 – 0,920	
	18	0,931 – 0,941	
Temperatura Nuvens/superfície	19	0,915 – 0,965	1.000
	20	3,660 – 3,840	
	21	3,929 – 3,989	
	22	3,929 – 3,989	
Temperatura Atmosférica	23	4,020 – 4,080	1.000
	24	4,433 – 4,498	
Nuvens Cirrus e Vapor d'água	25	4,482 – 4,549	1.000
	26	1,360 - 1,390	
	27	6,535 – 6,895	
Propriedades de Nuvens	28	7,175 – 7,475	1.000
	29	8,400 – 8,700	
Ozônio	30	9,580 – 9,880	
Temperatura Nuvens/Superfície	31	10,780 – 11,280	
	32	11,770 – 12,270	
Altitude Top da Nuvem	33	13,185 – 13,485	
	34	13,485 – 13,785	
	35	13,785 – 14,085	
	36	14,085 – 14,385	

Fonte: Adaptado de NASA (2015).

Trentin et al. (2011) usaram imagens do sensor MODIS/TERRA para a identificação das áreas de cultivo de cana-de-açúcar no Estado do Paraná, a partir de técnicas de geoprocessamento. Também analisaram os perfis de NDVI das séries temporais para definir as imagens usadas e gerar os mapeamentos. Como resultado, foram obtidas três máscaras

de plantio de cana-de-açúcar, para as safras (2008, 2009 e 2010) utilizando somente os municípios que plantam mais de 400 ha de cana-de-açúcar. As áreas mapeadas referem-se às áreas que apresentam fenologia ou vigor vegetativo no mês de março. E, quando comparadas com dados de áreas do IBGE e Canasat, os autores observaram que houve crescimento no decorrer das safras cuja variação foi de 578.756 ha (2008) a 661.347 ha (2010).

Antunes (2014) fez uso do sensor MODIS ao aplicar o algoritmo HANTS para decompor as séries temporais de EVI e NDVI em termos harmônicos e com o software TIMESAT para extrair as métricas sazonais. Esses procedimentos foram realizados a fim de mapear a cultura de cana-de-açúcar no Estado de São Paulo, a partir de classificação supervisionada com o modelo *Fuzzy ARTMAP* para as safras de 2004/2005 a 2011/2011. Foram obtidas medidas estatísticas, cujo índice Kappa variou de 0,808 a 0,854 com uma exatidão global com variação entre 95,09% a 95,80%, o que apontam indícios de excelentes acurácias espaciais.

Aguiar (2007) desenvolveu uma metodologia com imagens MODIS para o Estado de São Paulo, para estimar a área colhida de cana-de-açúcar. Para a validação das estimativas, o autor fez uso de imagens de sensores de média resolução como (LANDSAT-5 e CBERS-2) e dados de campo de uma usina sucroalcooleira. Os resultados indicaram que foi possível identificar o modo de colheita da cana-de-açúcar pela aplicação do modelo linear de mistura espectral sobre as imagens MODIS. Assim, foi possível monitorar a colheita de cana-de-açúcar e os melhores resultados da estimativa de área foram obtidos com a subtração entre composições desenvolvidas para detecção do corte da cana-de-açúcar que estimou 95,2% da área de referência.

2.2.3 Análise e decomposição de séries temporais de EVI do MODIS

Em uma composição de imagens do sensor MODIS, que formam a série temporal a partir dos índices de vegetação, é possível que ocorram interferências devido a alguns fatores como a presença de nuvens consideradas como ruídos de alta frequência, em função da resolução temporal do sensor. Visando reduzir a influência desses ruídos, eles podem ser tratados com a aplicação do algoritmo HANTS desenvolvido por Roerink et al. (2000) para análise temporal das séries de imagens. É um método usado para aplicação de séries temporais que faz uso da transformação de Fourier (ANTUNES et al., 2012).

Outra forma de reduzir a presença de nuvens ou má qualidade das imagens é usar imagens de qualidade (*IV Quality*) e confiabilidade (*Pixel Reliability*), presentes no produto MOD13Q1, produzidos a partir da composição de 16 dias, conforme metodologia para

seleção de pixels em imagens de NDVI para monitoramento da cana-de-açúcar no Estado de São Paulo e descrita por (MORAES; ROCHA, 2011).

A análise harmônica ou análise de Fourier tem sido usada para analisar séries sucessivas de imagens de sensoriamento remoto (JAKUBAUSKAS et al., 2001). Esta análise possibilita representar uma função complexa como a somatória de ondas (termos) senoidais e cossenoidais, onde cada onda define-se por um valor único de amplitude e de fase. A amplitude equivale à metade do valor em que a função é maximizada e a fase é o deslocamento entre a origem e o pico da onda no intervalo de 0 até 2π (DAVIS, 1986).

O comportamento desses parâmetros em estudos de paisagens é indicativo do tipo de mudança que vem ocorrendo com o tempo. As mudanças sazonais na amplitude podem indicar variações no tipo de uso da terra ou nas condições da vegetação. As alterações apenas de fase podem indicar variações no tempo de máximo vigor vegetativo. As mudanças na amplitude e na fase podem evidenciar significativas transformações na superfície terrestre relacionadas com a alteração do manejo do solo ou substituição da vegetação (ANTUNES et al., 2012).

A transformação de Fourier converte um sinal que ocorre ao longo do tempo em sinais no espaço de frequências. O que significa decompor a variação anual da série temporal de NDVI em sinais que representem a oscilação anual, semestral, quadrimestral. Considerando-se o comportamento das principais coberturas vegetais, as coberturas agrícolas com uma safra no período de um ano, como a cana-de-açúcar, apresentam um forte sinal com oscilação anual (primeira componente harmônica), todavia, o sinal semestral (segunda componente) é baixo. Já as culturas agrícolas, com ciclos mais curtos, evidenciam forte sinal semestral (segunda componente), principalmente quando são feitas duas safras no ano (VICTORIA et al., 2009).

A análise harmônica vem sendo usada no estudo de séries temporais de índices de vegetação para examinar as mudanças que ocorrem na superfície terrestre, com a finalidade de encontrar evidências de alterações no desenvolvimento da vegetação e demonstrar padrões da dinâmica temporal (JIA et al., 2011).

A análise empregada nas séries temporais de imagens de sensoriamento remoto permite principalmente caracterizar a fenologia da vegetação, baseada em mudanças que ocorrem na superfície terrestre, as quais facilitam a compreensão da dinâmica temporal da cobertura vegetal (JAKUBAUSKAS, 2001; LACRUZ, 2006).

A análise harmônica pode ser utilizada para estudo do comportamento cíclico dos índices de vegetação a partir da representação dos termos harmônicos em um espaço de cores que facilite a interpretação visual das imagens (ANTUNES et al., 2012).

As imagens de amplitude evidenciam a variação máxima do índice de vegetação para todo o período. Tais imagens têm o mesmo intervalo de valores que os índices de

vegetação (0 e 1). Altos valores de amplitude indicam elevado grau de variação e o termo em que essa variação ocorre indica a periodicidade do evento: altos valores de amplitude no primeiro termo indicam um padrão temporal unimodal e o no segundo termo, um padrão bimodal (JAKUBAUSKAS, et al., 2001).

Para a análise das séries temporais de EVI foi usada a Transformada de Fourier que cuja finalidade é decompor uma função complexa; e decompor as séries temporais em termos harmônicos, formados pela somatória de ondas senoidais e cossenoidais onde cada onda é definida por valor único de amplitude e fase (MORETTIN, 1999; JAKUBAUSKAS et al., 2001; 2002; MORETTIN; TOLOI, 2004), conforme representado na Figura 11.

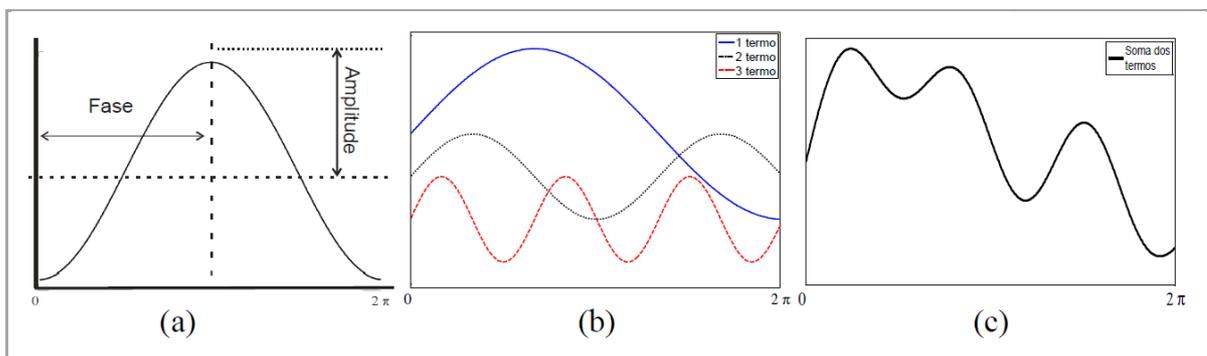


Figura 11 Representação dos termos harmônicos pela Transformada de Fourier.
Fonte: ADAMI (2010).

Na Figura 11, as designações (a) indicam a curva do cosseno e representam o primeiro harmônico; (b) curvas para os primeiros três harmônicos e (c) a curva resultante da somatória dos três harmônicos.

A amplitude equivale à metade do valor onde a função é maximizada e a fase é o deslocamento entre a origem e o pico da onda no intervalo de 0 até 2π . Cada harmônico (termo) representa o número de ciclos completados por uma onda em determinado intervalo de tempo e é responsável por um percentual da variância total da série temporal de dados original. Assim, o primeiro harmônico tem um período do primeiro T igual ao período total; o segundo harmônico equivale à metade do período do primeiro harmônico $T/2$; o terceiro harmônico equivale à $T/3$ e assim sucessivamente (JAKUBAUSKAS et al., 2001).

De acordo com Jakubauskas et al. (2001), uma série temporal de dados de N amostras pode ser representada pela Transformada de Fourier Discreta, por meio da Equação 2:

$$f(x)_t = \bar{c} + \sum_{j=1}^{N/2} c_j \cos\left(\frac{2\pi t}{N} - \phi_j\right) \quad (2)$$

em que,

\bar{c} = média dos valores da série temporal;

c_j = amplitude do j -ésimo harmônico;

ϕ_j = fase do j -ésimo harmônico.

A amplitude é calculada com a Equação 3.

$$c_j = \sqrt{a_j^2 + b_j^2} \quad (3)$$

em que , a_j e b_j são as componentes de cosseno e seno do vetor amplitude c_j e são obtidas pelas Equações 4 e 5, respectivamente:

$$a_j = \frac{2}{N} + \sum_{t=1}^{N/2} y_t \cos\left(\frac{2\pi t}{N}\right), \text{ para } t \geq 0. \quad (4)$$

$$b_j = \frac{2}{N} + \sum_{t=1}^{N/2} y_t \sen\left(\frac{2\pi t}{N}\right), \text{ para } t \geq 1. \quad (5)$$

A fase é calculada conforme Equação 6.

$$\phi_j = \begin{cases} \arctan \frac{b_j}{a_j}, & \text{se } a_j > 0. \\ \arctan \frac{b_j}{a_j} \pm \pi, & \text{se } a_j < 0. \\ \frac{\pi}{2}, & \text{se } a_j = 0. \end{cases} \quad (6)$$

As imagens obtidas pela aplicação da Transformada de Fourier são geradas em uma base por pixel para cada composição da série temporal. Isso, de forma prática, significa decompor a variação anual do EVI em harmônicos que representem a média e as oscilações anuais, semestrais, quadrimestrais, com a finalidade de identificar alvos da superfície e o terrestre. A imagem harmônico zero (termo aditivo) corresponde à média do EVI e representa o vigor total para cada tipo de cobertura vegetal durante o período. A fase indica o tempo, ao longo da série temporal, em que ocorre o máximo valor de amplitude. O

intervalo dos valores das imagens fase é de 0° a 360° e pode ser associado com os meses do ano (ANTUNES et al., 2012).

Os termos harmônicos são representados visualmente pela combinação de cores. O harmônico de fase quantifica-se em uma escala circular, portanto, fica difícil sua interpretação no espaço de cores RGB, assim, a transformação desse para o espaço de cores HLS (*Hue, Lightness, Saturation*) é uma alternativa que proporciona um efeito visual de suavização do azul para o magenta e para o vermelho (HALL-BEYER, 2007).

A aplicação da análise harmônica na decomposição de índices de vegetação do MODIS foi feita por Coutinho et al. (2013) para discriminar culturas agrícolas no Estado do Mato Grosso a partir da transformação dos termos harmônicos de NDVI para o espaço de cores HLS. Oliveira et al. (2015) também fizeram uso da análise dos ciclos harmônicos. E, na ocasião, usaram séries temporais de EVI2 para caracterizar a cobertura vegetal de áreas de cana-de-açúcar na Região Administrativa de Ribeirão Preto, SP. Os autores concluíram que a técnica permite a diferenciação de culturas agrícolas.

2.2.4 Imagens do Land Remote Sensing Satellite (LANDSAT)

O programa LANDSAT permite a aquisição repetitiva de dados multiespectrais de alta resolução da superfície à Terra em uma base global. Seus dados constituem o registro mais longo das superfícies continentais da Terra visto do espaço, cujo desempenho significativo o transformou em uma série. O LANDSAT - 5 operou excedente a sua vida útil, composto pelo sensor TM (*Thematic Mapper*) e MSS (*Multispectral Scanner System*). Cada sensor possui resolução temporal de 16 e 18 dias, respectivamente. Todos os satélites da série possuem uma resolução espacial de 30 m, e os LANDSAT-5, 7 e 8 ficam em órbita a uma altitude de 705 km da superfície terrestre (NASA, 2015).

O sistema é composto por dois subsistemas: o satélite e a estação terrestre. O subsistema satélite adquire os dados e transforma em sinais passíveis de transmissão, coleta informações sobre altitude e posição da plataforma, além de facilitar o processamento dos dados em terra. A estação oferece o suporte, processa os dados e faz o arquivamento; estão incluídos também o desenvolvimento de modelos digitais de terrenos (MDT), os mapas de temperatura e a disponibilidade desses (NOVO, 2010).

O LANDSAT ETM (*Enhanced Thematic Mapper*), mapeador temático realçado, inclui um canal pancromático. Possui uma resolução espacial melhorada para 15 m, cuja largura de banda espectral torna-o utilizável para muitas aplicações e soluções de problemas, além de apresentar boa qualidade geométrica e radiométrica. Ele possui um tamanho de cena de 185 x 185 km e, de todos os satélites, é o que apresenta maior

cobertura regional. Seus dados estão arquivados desde 1982 e são uma ferramenta indispensável para programas de monitoramento (EHLERS, 2005).

O LANDSAT-7 é equipado com sensores ETM e PAN (Pancromático) que é uma banda que incorpora as faixas espectrais mais estreitas. Todavia, a quantidade de energia desta banda chega ao satélite com maior intensidade, por isso, permite ao sensor uma melhor definição, com uma resolução espacial de 15 m. Deslocam-se à altitude de 705 km, em órbita geocêntrica circular, quase polar e heliosíncrona, ou seja, cruzam o mesmo paralelo terrestre sempre no mesmo horário (FIGUEIREDO, 2005).

O último satélite da série lançado foi o LANDSAT-8, o qual entrou em operação em maio de 2013. O sensor (OLI) tem vida útil de cinco anos, e duas novas bandas espectrais: uma adaptada especialmente para detectar nuvens e a outra para observar a zona costeira. O satélite vem adquirindo regularmente 725 cenas por dia (NASA, 2015).

Quando não é possível a aquisição de imagens livres de cobertura de nuvens na data ideal para realizar inventário de grandes áreas, como é o caso do mapeamento da agricultura brasileira de verão, uma alternativa é usar imagens de duas ou mais passagens ou de dois ou mais sensores orbitais, como o sensor TM do LANDSAT-5, o ETM+ do LANDSAT-7, o *Charge Coupled Device* (CCD) do China – Brazil *Earth Resources Satellite* (CBERS) e o *High Resolution Visible* (HRV) do *Système Probatoire d' Observation de la Terre* (SPOT), os quais coletam informações de determinada área em períodos de tempo diferentes (MOREIRA, 2005).

Muitos trabalhos sobre mapeamentos, estimativas de áreas e de desenvolvimento de metodologias identificam a cultura de cana-de-açúcar a partir das imagens LANDSAT. Os trabalhos de Rudorff et al. (2010) também avaliaram as áreas de expansão de cana-de-açúcar para produção de etanol no Estado de São Paulo. Mello et al. (2010), com a aplicação de classificação automática, usaram um Modelo Linear de Mistura Espectral para identificar as áreas colhidas de cana-de-açúcar com e sem queima em Ribeirão Preto, SP. Silva Junior e Bacani (2011) avaliaram o desempenho de diferentes classificadores no mapeamento de cana-de-açúcar no Estado do Mato Grosso do Sul e Vieira et al. (2012) desenvolveram uma metodologia para automação de mapeamentos de cana-de-açúcar no Estado de São Paulo.

2.2.5 Imagens do Indian Remote Sensing Satellite (IRS)

O IRS (*Indian Remote Sensing Satellite*) foi projetado principalmente para observações terrestre, e seus instrumentos destinados para estudar as condições de culturas, geologia, cobertura de neve, clorofila oceânica, transporte de sedimentos e dinâmica dos oceanos (NASA, 2015).

O programa Indiano de Satélites de observação da Terra (IRS) oferece vasta possibilidade de acesso às imagens em diversas resoluções e aplicações, com satélites especializados em coletar dados de forma temática. O principal objetivo é fornecer dados de sensoriamento remoto para apoiar o desenvolvimento econômico indiano, porém, os dados do IRS também são distribuídos para outros países (EMBRAPA, 2015).

A série de satélites do *Indian Remote Sensing Satellite* é formada pelos IRS-1A, IRS-1B, IRS-1C, IRS-1D, IRS-P4, IRS-P6 e IRS-P5, cuja resolução espacial varia de 360 m a 2,5 m com as bandas pancromáticas e capacidade de imageamento multiespectral, para atender às necessidades do País na gestão dos seus recursos naturais (NASA, 2015).

O sensor LISS-3 foi desenvolvido em duas versões: a primeira foi lançada a bordo dos satélites IRS-1C e IRS-1D, opera em quatro comprimentos de onda e oferece resoluções espaciais diferenciadas, com variação entre 23,6 a 180 metros em cenas de 142 ou 148 km. A segunda versão do LISS-3 foi lançada a bordo do satélite IRS-P6 ou Resourcesat-1 em que as principais mudanças apresentadas foram na resolução espacial que passou a ser de 23,5 metros para todos os canais espectrais, em faixas imageadoras de 141 km. Os satélites que possuem este sensor a bordo fornecem informações relacionadas à vegetação, caracterização de culturas e espécies vegetais (EMBRAPA, 2015).

Atualmente, os dados IRS estão sendo usados para uma grande variedade de aplicações, tais como estimativa de área cultivada de culturas e de produção, monitoramento da seca e da avaliação com base na condição da vegetação, mapeamento de zonas de risco de inundações e avaliação de danos causados pelas inundações, mapas de localização de recursos hídricos subterrâneos, irrigação, área de monitoramento de status morfológicos, uso do solo, planejamento urbano, caracterização da biodiversidade, pesquisa florestal, mapeamento de zonas úmidas, análise de impacto ambiental, prospecção mineral, estudos costeiros e pesquisas integradas para o desenvolvimento de planos de ação sustentáveis (NASA, 2015).

2.3 Inteligência artificial e classificação de imagens

A inteligência artificial pode ser definida como um conjunto de técnicas de programação que procura resolver problemas em informática usando algoritmos que se assemelham ao comportamento do pensamento humano (HAYKIN, 1999).

A inteligência computacional visa, por meio de técnicas com alento na natureza, ao desenvolvimento de sistemas inteligentes que imitem aspectos do comportamento humano. As redes neurais artificiais (RNA) são técnicas computacionais de modelos matemáticos que tendem a solucionar problemas, baseados na organização de neurônios do cérebro

humano. A concepção é a de que a RNA pode aprender e tomar decisões com base na aprendizagem, pois adquire conhecimento por experiência; isto é, aprende, erra e estabelece novas descobertas (ANDRADE, 2011).

A inteligência artificial no âmbito do sensoriamento remoto pode ser compreendida como sendo o estado da arte. Poucas pesquisas estão relacionadas com a utilização de técnicas de aprendizado na classificação de imagens. Novas abordagens de inteligência artificial combinam as redes neurais e lógica *fuzzy* para o reconhecimento de padrões na classificação de séries temporais de imagens de satélite, e mostram ser uma alternativa oportuna, viável e inovadora (GIACCO et al., 2010).

No processo de classificação, as maiores deficiências estão associadas à resolução do sensor e ao estabelecimento da regra de decisão adotada para designar os pixels à classe. O primeiro conjunto de deficiências está diretamente relacionado com a aquisição dos dados. O segundo conjunto é afetado pela estrutura, premissas e hipóteses usadas no desenvolvimento do método de classificação a ser empregado e diversos trabalhos têm sido produzidos com intuito de sanar essas deficiências. O uso de tecnologias baseadas em conceitos de Inteligência Artificial (IA) tem se mostrado uma alternativa promissora devido ao seu caráter inovador de análise dos dados (NISHIDA; BASTOS. 1998).

Dentre os trabalhos desenvolvidos usando as técnicas de (IA) e as (RNAs), na classificação de imagens de sensoriamento remoto, estão (MACHADO et al., 1993; HARA et al., 1994; FOODY et al., 1995; ANDRADE et al., 2003). E uma das linhas de pesquisa da Inteligência Artificial são as Redes Neurais Artificiais (RNA), que visam investigar a possibilidade de simulação de comportamentos inteligentes usando modelos baseados no cérebro humano (LIPPMAN, 1987; HILTON, 1989 e SIMPSON, 1990).

2.3.1 Redes neurais artificiais (RNA)

As redes neurais são uma linha da pesquisa da Inteligência Artificial que visam investigar a possibilidade de simulação de comportamentos inteligentes. São formadas por unidades de processamento simples e operam em paralelo. Estas unidades de processamento foram inspiradas no sistema biológico dos neurônios (RIBEIRO; CENTENO, 2001).

Estudos que envolvem (RNA) têm aumentado nos últimos anos, entretanto, a aplicabilidade desses no sensoriamento remoto ainda é pequena. Uma RNA é um sistema de processamento de informação não algorítmico, que é semelhante à estrutura do cérebro humano, inspirado nos neurônios biológicos (PICOLI, 2006).

A utilização de RNA emerge como uma alternativa vantajosa aos classificadores de imagens, baseada em conceitos estatísticos, uma vez que nenhuma hipótese prévia sobre a

distribuição dos dados a serem classificados é exigida e os dados de entrada podem ter escalas diferentes (CENTENO; MITISHITA, 2007).

Uma rede neural é constituída por diversos neurônios dispostos em camadas. Geralmente as camadas são classificadas em três grupos: camada de entrada, onde os padrões são apresentados à rede; camadas escondidas, onde é feita a maior parte do processamento; e a camada de saída, onde o resultado final é concluído e apresentado (DYMINSKI, 2000).

A Rede Neural pode ser treinada para resolução de problemas da classificação multiespectral. Treinar a rede significa ajustar a sua matriz de pesos (W) de forma que o vetor de saída coincida com certo valor desejado para cada vetor de entrada (RIBEIRO; CENTENO, 2001).

As redes produzem saídas ajustadas mesmo que recebem entradas que não estavam no processo de treinamento e podem até interpretar falsas leituras sem modificar os resultados (GODOY et al., 2014).

Uma rede neural é formada por vários neurônios em camadas. A primeira camada é denominada de camada de entrada e tem a função de armazenar os dados de entrada na rede. As camadas intermediárias, denominadas de camadas escondidas, são onde ocorrem os processamentos da rede. A última camada é definida como a de saída. A quantidade de neurônios por camadas e o número de camadas por rede denominam-se arquitetura da rede (Figura 12) (RIBEIRO; CENTENO, 2001).

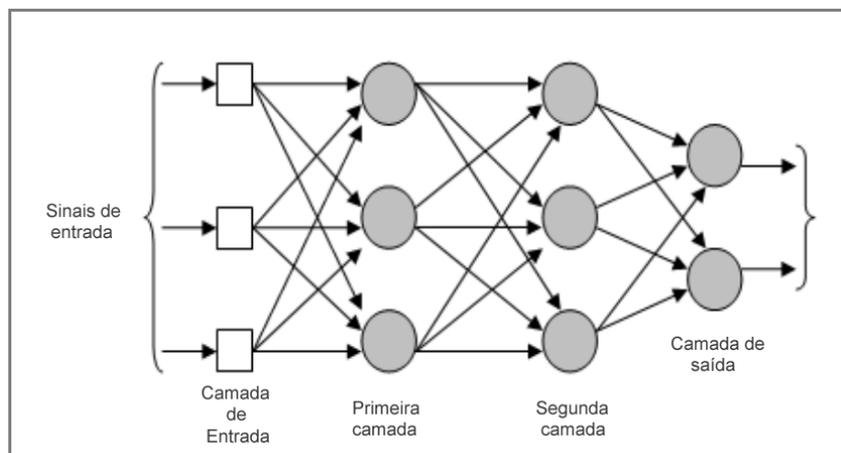


Figura 12 Arquitetura da Rede Neural Artificial.
Fonte: HAYKIN (1999).

Dentre as dificuldades do uso da rede neural está a escolha da melhor arquitetura. Para tanto, as amostras devem estar distribuídas aleatoriamente na imagem digital que se pretende classificar e devem ser representativas para cada classe determinada (BENEDIKTSSON et al., 1990).

Os sistemas inteligentes podem ser explicados como um conjunto de ferramentas que procuram inserir aspectos habitualmente associados ao comportamento inteligente humano, tais como percepção, raciocínio, aprendizagem, adaptação, dentre os sistemas inteligentes com amplas aplicações em engenharia. Podem-se citar as redes neurais artificiais e a lógica difusa (GODOY et al., 2014).

O uso de RNA associado ao aumento de variáveis derivadas da imagem, que permitem a abordagem de classificação, baseada em regiões, é uma alternativa viável e interessante no sensoriamento remoto, principalmente na classificação de imagens de alta resolução espacial (BOTELHO, 2004).

Durante a apresentação de novos padrões a um RNA, faz-se necessária a adaptação dos pesos da rede bem como inserir uma nova parcela de conhecimento; isto é, o sistema deve ter a capacidade de captar informação. Também, é necessário que seja mantido o conhecimento adquirido referente aos padrões previamente apresentados (GODOY et al., 2014).

As RNA são técnicas computacionais que apresentam modelos matemáticos que auxiliam na solução de diversos problemas, tendo como base a organização de neurônios do cérebro humano. O princípio é que a RNA seja capaz de tomar decisões com base na aprendizagem, cujo conhecimento será adquirido por experiência indicada a partir de um usuário, ou seja, aprendendo, errando e fazendo novas descobertas (SILVA JUNIOR et al., 2015).

Paloschi et al. (2015) utilizaram RNA para classificar séries temporais de imagens de índice de vegetação do EVI dos satélites TERRA e AQUA para gerar um mapeamento de cana-de-açúcar no Estado do Paraná para o ano-safra de 2012/2013, em que o desempenho do classificador obteve um índice Kappa de 0,79 com exatidão global de 89,5%. Isso indica a eficiência do RNA aplicado para mapeamentos de áreas cultivadas com cana-de-açúcar.

2.3.2 Conjuntos *Fuzzy* e lógica *Fuzzy*

Um conjunto *fuzzy* é uma classe de objetos com continuidade de graus de pertinência. Tal conjunto é caracterizado por uma função de pertinência, característica que atribui a cada objeto o grau de associação de classe que varia entre zero e um. As noções de inclusão, união, intersecção, complemento, relação e convexidade são estendidas a esses conjuntos, com várias propriedades de tais noções no contexto de conjuntos *fuzzy*, as quais são estabelecidas. Em particular, um teorema de separação para conjuntos *fuzzy* convexos é provado sem exigir que os conjuntos *fuzzy* estejam separados (ZADEH, 1965).

Atualmente, os conjuntos *fuzzy* são elementos fundamentais em diversos sistemas, considerados como uma técnica de excelência no universo computacional. Há também grande aceitação na área de controle de processos. O conceito pode ser entendido como uma situação em que não é possível responder simplesmente “sim” ou “não”. Mesmo conhecendo as informações necessárias sobre a situação, dizer algo entre “sim” e “não”, como “talvez” ou “quase”, torna-se mais apropriado (RIGNEL et al., 2011).

A lógica *fuzzy* foi desenvolvida para a modelagem de raciocínio aproximado e vago e possibilita descrever de forma efetiva as características de sistemas complexos ou que não possam ser definidos de forma exata. Os relacionamentos entre elementos e conjuntos seguem uma transição entre pertinência e não pertinência que é gradual, e indica valores intermediários de pertinência entre o verdadeiro e o falso da lógica clássica (RODRIGUES, 2011).

A lógica *fuzzy* é baseada na teoria dos conjuntos *fuzzy*. Difere dos sistemas lógicos tradicionais em suas características e detalhes, pois o raciocínio exato corresponde a um caso limite do raciocínio aproximado, o qual é interpretado como um processo de composição de relações nebulosas (GOMIDE, 1995).

A lógica *fuzzy*, ou lógica nebulosa, tem por objetivo modelar, aproximadamente, o raciocínio humano, visando manipular informações em um ambiente de incerteza e imprecisão. Ela provém uma resposta aproximada para uma questão baseada em um conhecimento que é inexato, incompleto ou não totalmente confiável (BÖNISCH et al., 2004).

O termo *fuzzy* significa algo nebuloso, difuso, impreciso ou vago. Desta forma, a lógica *fuzzy* visa à resolução de problemas onde a informação não é precisa, ou seja, tal informação varia de acordo com a compreensão que se tem sobre determinado assunto (RODRIGUES, 2011).

A lógica *fuzzy* suporta os modos de raciocínio, aproximados ao invés de exatos. Modelagem e controle *fuzzy* de sistemas são técnicas para o tratamento de informações qualitativas de uma forma rigorosa. Derivada do conceito *fuzzy*, a lógica *fuzzy* constitui a base para o desenvolvimento de métodos e algoritmos de modelagem e controle de processos. Possibilita reduzir a complexidade do projeto e da implementação e é a solução para problemas de controle até então intratáveis por técnicas clássicas (GOMIDE, 1995).

A rede *Fuzzy ARTMAP* é formada por um módulo ART_a que processa os dados de entrada, e um módulo ART_b para processamento da resposta de saída desejada para o padrão apresentado à rede, cujos elementos são valores dos conjuntos *fuzzy*, interligados por um módulo de memória associativa que conecta as categorias de reconhecimento de ART_a para ART_b . O treinamento supervisionado *Fuzzy ARTMAP* é feito com a regra de aprendizagem competitiva “o-vencedor-leva-tudo” e a estratégia de votação dos neurônios

acionados com maior frequência para diferentes ordenações dos dados, de forma a maximizar a generalização das categorias de reconhecimento de padrões e minimizar os erros de predição da rede (MANNAN et al., 1998).

Antunes et al. (2015) fizeram uso de classificação digital e técnicas de inteligência artificial para mapeamento e monitoramento sistemático do cultivo de cana-de-açúcar. Elaborou-se uma metodologia de classificação automática para o mapeamento da cultura no Estado de São Paulo utilizando-se o classificador *Fuzzy ARTMAP*, as séries temporais de índices de vegetação MODIS, a fim de se obter ótima qualidade temática e de confiabilidade estatística nos mapeamentos gerados.

2.4 Mapeamento da cultura de cana-de-açúcar

De acordo com Antunes et al. (2015), o monitoramento realizado por satélites tem sido feito de forma sistemática nos últimos anos, pois permite uma visão sinóptica e frequente de grandes áreas a custos baixos. As imagens geradas pelos sensores orbitais desses satélites têm características que proporcionam o estudo e análise do ciclo de desenvolvimento de culturas agrícolas. Em seu trabalho sobre mapeamento do cultivo da cana-de-açúcar por classificação de séries temporais de dados MODIS em São Paulo. Alcançou exatidão média de 95,41%, com índice Kappa médio de 0,83, cuja discordância média foi de 4,95%, sendo 2,72% da discordância de quantidade e 1,87% da discordância de alocação.

Em 2003, iniciou-se o projeto Canasat para mapear a área de cana-de-açúcar no Estado de São Paulo (RUDORFF et al., 2004) e em 2005 foi ampliado para toda a Região Centro-Sul do Brasil. Os autores observaram que houve aumento de 18,5% de área no Estado do Paraná em 2006/2007 em relação à safra de 2005/2006 e concluíram que as imagens de satélites podem ser utilizadas para avaliar a área plantada de cana-de-açúcar na Região Centro-Sul do Brasil a partir de técnicas de processamento de imagens, em conjunto com um SIG (RUDORFF; SUGAWARA, 2007).

A cultura de cana-de-açúcar apresenta características favoráveis ao uso de sensoriamento remoto, pois ocupa extensas áreas e apresenta um dossel uniforme. Apesar do sensoriamento remoto na agricultura ser estudado há mais de 35 anos, a aplicação do mesmo ainda é pequena para a cultura de cana-de-açúcar. Fernandes (2009) avaliou o potencial de uso de imagens decendiais do sensor SPOT *Vegetation* para identificação de áreas canavieiras do Estado de São Paulo bem como a capacidade de inferir sobre dados de produtividade oficiais registrados em municípios baseando-se em dados provenientes de perfil temporais do NDVI e de variáveis agrometeorologias do modelo ECMWF. Como resultado, observou-se que as áreas tradicionais mapeadas para o plantio de cana-de-

açúcar sofreram expansão para região Noroeste de São Paulo. As safras que apresentaram menores porcentagens e diferenças entre a área estimada e a oficial ocorreram no ano agrícola de 2000/2001 com uma diferença de 1,5% e 2001/2002 com 0,5%.

Diversos estudos e pesquisas têm sido desenvolvidos e demonstraram as várias aplicações do sensoriamento remoto que auxiliam no mapeamento das áreas de culturas agrícolas em geral e são aplicadas para o mapeamento, a identificação e o monitoramento da cultura de cana-de-açúcar (RUDORFF et al., 2010; AGUIAR et al., 2011; ANTUNES et al., 2015) e estimativa de produtividade (PICOLI et al., 2009; ALBUQUERQUE, 2014).

O projeto Canasat é uma parceria entre o INPE e a UNICA que realiza o mapeamento e o monitoramento da cultura da cana-de-açúcar na região no Centro Sul do Brasil. O monitoramento consiste principalmente em verificar as áreas de expansão da cana-de-açúcar e que entram em reforma, isto é, que não serão colhidas naquele ano-safra. Trata-se de um trabalho periódico de obtenção de imagens livres de nuvens e de análise da cultura (BRANDÃO et al., 2009).

Chaves (2014) mapeou e identificou as áreas ocupadas por cana-de-açúcar, soja, café e milho na região do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba - MG, entre os anos de 2009 e 2012. O autor usou séries temporais dos índices de vegetação NDVI e EVI dos sensores SPOT *vegetation* e MODIS, e os resultados foram avaliados e validados com base nos dados oficiais dos cultivos fornecidos pelo IBGE.

Os resultados obtidos por Chaves (2014) mostraram a utilidade das séries temporais dos índices de vegetação para monitorar o ciclo fenológico das culturas. Assim foi possível identificar as áreas destinadas ao plantio de cada cultivo pelo método da geração de máscaras e aplicação de limiares de máximo e mínimo valor de corte. Chaves (2014) concluiu que os mapas de cultivo gerados com o produto MOD1Q1 tiveram resultados mais próximos dos dados oficiais do que o produto VGT-S10. O erro percentual foi de 1% no ano de 2010 e 0,4% em 2012 para mapeamentos gerados usando o NDVI do MODIS.

Ordones et al. (2010) procederam um mapeamento de cana-de-açúcar a partir de uma série temporal de imagens de NDVI do MODIS, para o ano-safra de 2008/2009 no Estado de São Paulo. Compararam os dados observados de estimativas de área do mapeamento com dados do Canasat e os dados oficiais do IBGE obtiveram maior proximidade na relação de comparação entre as estimativas com os dados do Canasat. Assim, aferiu-se que a qualidade do mapeamento para o valor de Kappa obtido foi de 0,745 com exatidão global de 87,25%.

Duft et al. (2015) fizeram o mapeamento e a quantificação de áreas de cana-de-açúcar na bacia hidrográfica do Rio Paranaíba posicionada na região Central do Brasil, a partir de séries temporais de EVI e NDVI do sensor MODIS, com a finalidade de comparar o desempenho dos diferentes índices de vegetação na geração dos mapas. Eles observaram

que o mapa gerado a partir de NDVI apresentou problemas de confusão de alvos entre cana-de-açúcar e pastagem e, para reduzir este problema, usaram um buffer de 60 km ao redor das usinas. Como qualidade do mapeamento usando como referência o mapa do projeto Canasat, obteve-se um Kappa de 0,66 para o mapeamento feito com uso de NDVI e 0,80 para o mapeamento com EVI. Isso indica que há uma concordância Kappa do EVI que foi 21% melhor em relação ao NDVI e a estimativa de área foi 8,3% maior com o mapa a partir de NDVI do que com EVI que foi de 6,2% menor do que o mapa de referência do Canasat.

De acordo com Antunes (2014), a ocorrência de um plantio menos homogêneo associado às áreas de pastagens no entorno dificultou o mapeamento da cana-de-açúcar em áreas de expansão, conforme observado no mapeamento no Estado de São Paulo a partir da utilização de técnicas de inteligência artificial na classificação das imagens.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização e localização da área de estudo

A área de estudo compreende o Estado do Paraná, localizado na região Sul do Brasil, situado entre os paralelos 22° 29' S e 26° 43' S e os meridianos 48° 2' W e 54° 38' W (Figura 13).

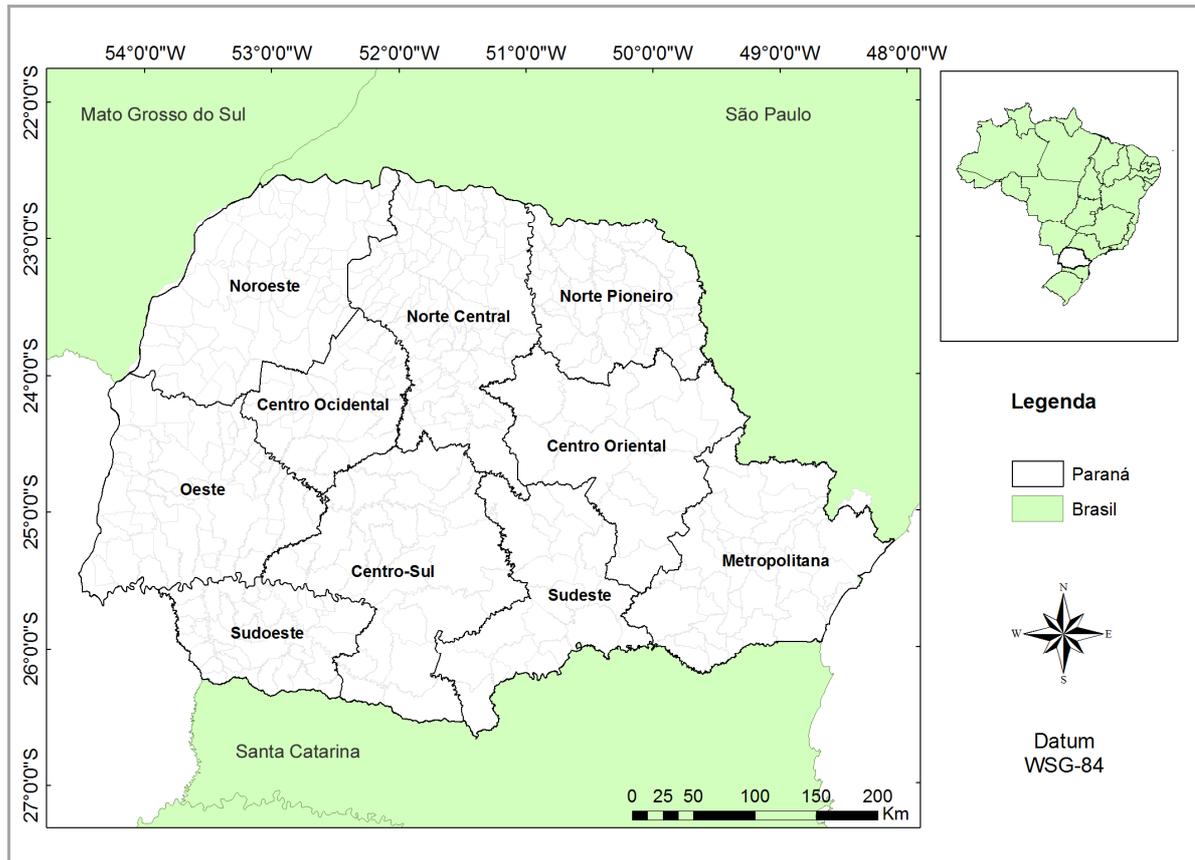


Figura 13 Localização do Estado do Paraná em relação ao Brasil.

3.1.1 Caracterização climática do Paraná

O sistema de classificação climática de Köppen, baseado na vegetação, temperatura e pluviosidade, apresenta um código de letras que designam grandes grupos e subgrupos climáticos, além de subdivisões para distinguir características estacionais de temperatura e pluviosidade (Figura 14) (TREWARTHA; HORN, 1980).

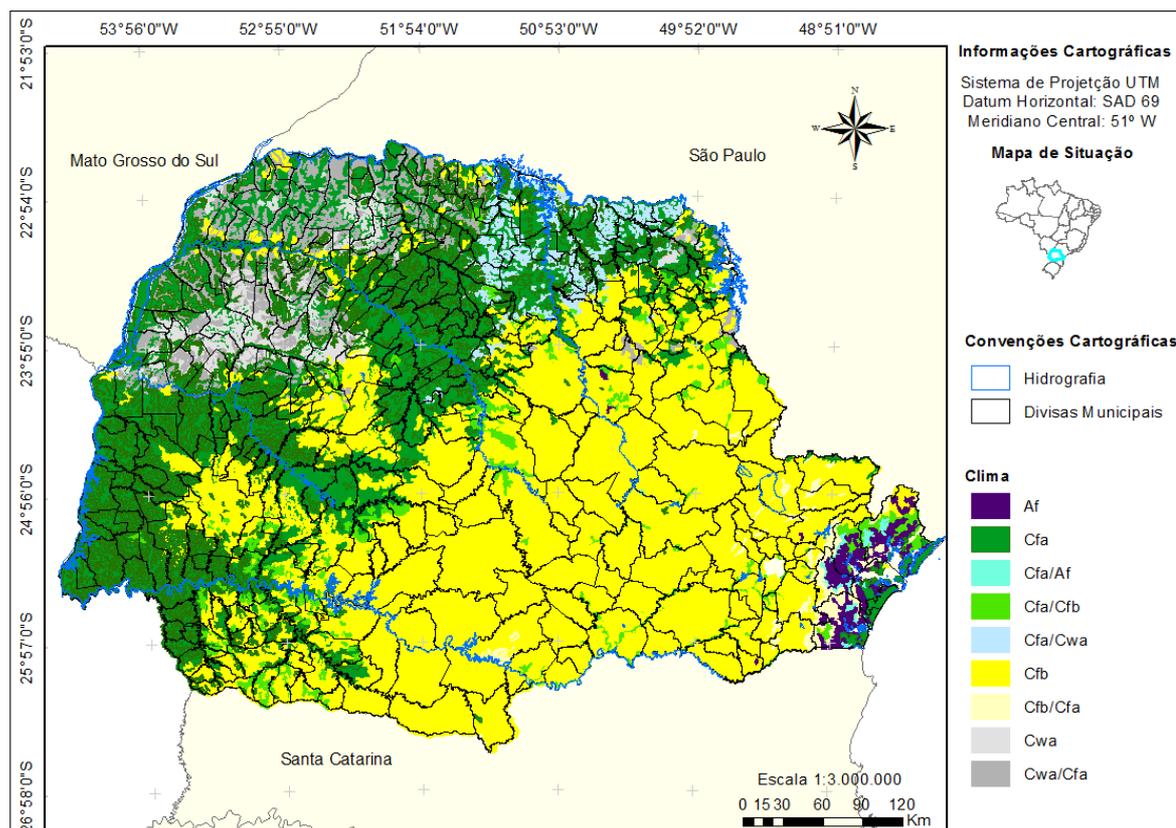


Figura 14 Mapa de classificação climática do Estado do Paraná.

Fonte: Adaptado de ITCG (2008).

Nas siglas indicadas, a segunda letra indica o padrão de precipitação – ‘w’ indica invernos secos e ‘f’ significa precipitação em todas as estações.

A terceira letra indica o nível de temperaturas de verão – ‘a’ indica que a média do mês mais quente é superior a 22 °C; ‘b’ indica que a média do mês mais quente é inferior a 22 °C, com pelo menos quatro meses com médias acima de 10 °C.

Af – Clima equatorial: elevada média de temperatura e elevada pluviosidade (ultrapassa 2000 mm de chuvas anuais).

Cfa/Cwa – Clima subtropical úmido: verão úmido, dado massas tropicais instáveis.

Cfb – Clima oceânico: Verão mais úmido que o inverno. Chuvas são abundantes e bem distribuídas ao longo de todo o ano, com verão bastante fresco e úmido.

3.1.2 Caracterização de solos do Paraná

O mapa de classificação geral dos tipos de solo do Paraná (Figura 15) tem como características predominantes dos Latossolos, Argissolos, Neossolos, Nitossolos, Cambissolos, Organossolos e Espodossolos (EMBRAPA, 1999, 2004).

Embora o Estado do Paraná seja constituído por diferentes tipos de solo, há aqueles que representam a maior proporção em área, são eles: o Latossolo, que

corresponde a 31% do território estadual; o Neossolo, que corresponde a 22%, o Argissolo que representa 15,5% e o Nitossolo que se encontra predominante em 15% do Estado. Os demais tipos de solos apresentam pouca representatividade em termos de área e por isto não foram caracterizados.

O Latossolo é o tipo de solo mais predominante no Estado do Paraná. É composto de solos em avançado estágio de intemperização. É considerado como muito evoluído, e destituído de minerais primários, com baixa capacidade de troca de cátions. São solos normalmente profundos, fortemente ácidos, típicos de regiões equatoriais e tropicais e estão presentes em áreas mais acidentadas, além de serem originários dos mais diversificados tipos de rochas e sedimentos. Em contrapartida, o Neossolo é constituído por material mineral ou orgânico e é pouco espesso, sem alterações expressivas ao material de origem. O Argissolo é formado por solos com acumulação de argila no horizonte B. Já o Nitossolo inclui solos constituídos por material mineral, com horizonte B-nítico e textura argilosa (EMBRAPA, 2009).

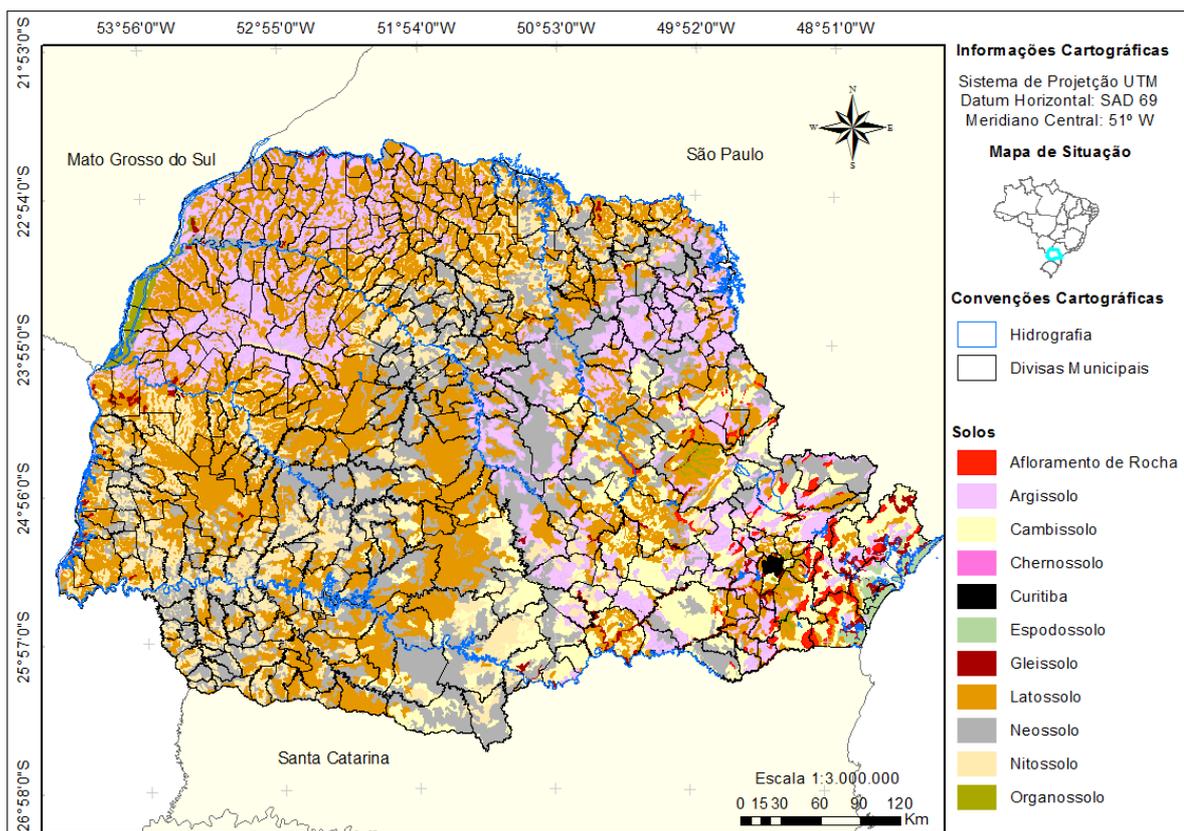


Figura 15 Mapa de classificação de solos do Estado do Paraná.
 Fonte: Adaptado de ITCG (2008).

3.2 Bases cartográficas

Informações vetoriais da divisão política administrativa do Estado do Paraná foram usadas como informações cartográficas com a inclusão das divisas municipais, mesorregiões e estaduais, adquiridas junto ao Instituto de Terras, Cartografia e Geociências (ITCG) e (IBGE) disponibilizadas no formato vetorial SHP (*shapefile*).

3.2.1 Mapas temáticos de referência do Canasat

Os dados vetoriais de cultivo de cana-de-açúcar, disponibilizados pelo projeto Canasat desenvolvido pelo INPE, UNICA, CEPEA e CTC, foram usados como mapas de referência, conforme metodologia descrita em Rudorff et al. (2005); Rudorff et al. (2010), para os anos-safra de 2010/2011 a 2013/2014, no formato vetorial (Figura 16).

Os dados de área cultivada por município foram adquiridos na forma de planilhas eletrônicas e disponibilizados via internet pelo Canasat. Os dados estão compreendidos entre os anos-safra de 2010/2011 a 2013/2014, e foram usados na comparação entre as estimativas de área com relação aos mapeamentos gerados pelas classificações de Máxima verossimilhança (MAXVER) e *Fuzzy* ARTMAP.

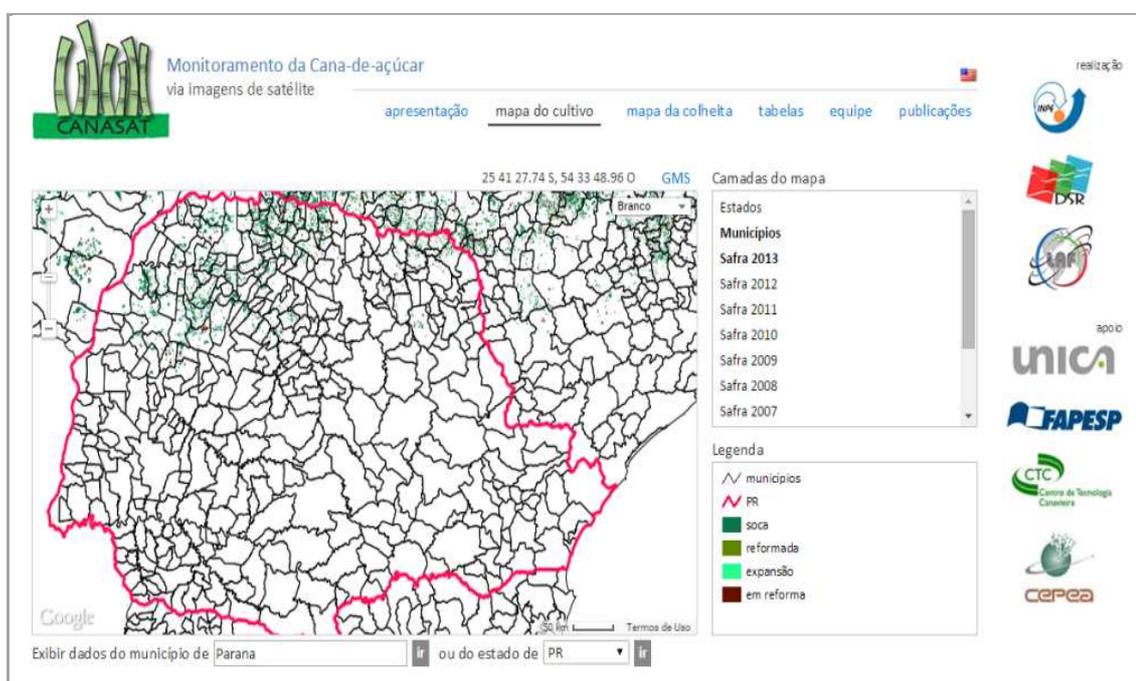


Figura 16 Aquisição de informações do cultivo de cana-de-açúcar no Paraná.
Fonte: INPE/Canasat (2015).

3.3 Ferramentas e recursos computacionais

O programa ENVI 4.5/ IDL (EXELIS, 2015) foi usado para o processamento dos vetores e os mapeamentos a partir de imagens dos satélites LANDSAT e IRS por classificação supervisionada de MAXVER. O processamento das imagens para a aquisição dos termos harmônicos de EVI do sensor MODIS foi feito por meio da rotina HANTS, desenvolvida em linguagem IDL. A extração das métricas fenológicas formadas pela síntese de imagens de EVI foi realizada pelo programa TIMESAT. As classificações supervisionadas das imagens processadas de EVI pelo modelo *Fuzzy ARTMAP* foi realizado no programa IDRISI Selva 17.0 (CLARK LABS, 2015).

Os procedimentos relacionados à confecção dos mapas foram elaborados no programa ArcGIS 10.2 (ESRI, 2015). O programa de planilha eletrônico Microsoft Excel foi usado para o tratamento dos dados e geração dos gráficos de comparação das estimativas de área cultivadas com cana-de-açúcar. As análises estatísticas foram realizadas no programa *Action*, desenvolvido em plataforma R e é integrado ao Excel, distribuído sob licença GPL (ESTATCAMP, 2014).

As atividades foram realizadas em computador com processador Intel i7, com sistema operacional Windows 7, localizado no Laboratório de Estatística Aplicada (LEA) na UNIOESTE.

3.4 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens LANDSAT e IRS

Para os mapeamentos de áreas cultivadas de cana-de-açúcar foram usadas imagens dos satélites LANDSAT 5 e 8 com os sensores TM (*Thematic Mapper*), OLI (*Operational Terra Imager*) e do satélite indiano Resourcesat também conhecido como IRS, que possui três sensores imageadores sendo o LISS (*Linear Imaging Self-Scanner*) constituído pelos sensores (LISS 3 e LISS 4) e o AWiFS (*Wide Field Sensor*).

As imagens LANDSAT e IRS, para os anos-safra compreendidos entre 2010/2011 a 2014/2015, foram obtidas nos sites do USGS (*United States Geological Survey*) e INPE respectivamente. Assim, procurou-se a obtenção de imagens com datas próximas, sem a incidência de nuvens. Apesar disto, nem todas as imagens disponíveis apresentam boa visibilidade em relação à cobertura de nuvens o que influencia em suas classificações. Assim, os critérios de seleção das imagens LANDSAT e IRS levaram em consideração as datas e a quantidade de nuvens presentes nas imagens.

Outro fator usado para facilitar a classificação e o processamento digital foi a aquisição das imagens em meses de período de entressafra das culturas de verão (milho e soja) e de inverno (trigo) como maio e início de junho, setembro e início de outubro. Em se tratando de imagens LANDSAT e IRS datadas nos períodos de desenvolvimento das

culturas de verão e inverno, há interferência na discriminação, identificação visual e na aquisição de amostras características da cultura de cana-de-açúcar, devido à semelhança visual em termos de cor que ambas as culturas apresentam em determinadas fases de desenvolvimento. Mais precisamente a cultura do milho no período próximo à fase de senescência, o que não ocorre quando se utilizam imagens em períodos de entressafra onde o solo exposto é evidente e diferencia-se da cultura de cana-de-açúcar e das demais culturas.

A não existência de imagens nessas épocas necessitou da aquisição de imagens datadas durante as fases de desenvolvimentos das culturas de verão e inverno, e é usado o perfil espectro-temporal para identificação de regiões amostrais.

A primeira etapa consistiu na aquisição e organização dos dados matriciais (imagens LANDSAT e IRS). A segunda etapa consistiu no ajuste geométrico ou registro de imagens, usando como base cartográfica de referência mapas vetoriais do Estado do Paraná no sistema de projeção Universal Transversa de Mercator (UTM), disponibilizados pelo IBGE, nas escalas de 1:50.000 e 1:250.000. Desta forma, as imagens do satélite LANDSAT e IRS de diversas datas também foram georreferenciadas a um sistema geográfico único de projeção.

Para mapeamentos e estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar, foram geradas composições de imagem RGB-564 para o LANDSAT-8, composição RGB-453 para imagens LANDSAT-5 e composição RGB-453 para imagens IRS/LISS-3, as quais são composições de falsa cor conforme detalhamento de órbitas/pontos e datas nas Tabelas de 2 a 6. O mapeamento de cana-de-açúcar para o ano-safra de 2010/2011 foi feito a partir de imagens LANDSAT-5 do sensor TM, conforme descrição da Tabela 2, na composição de falsa cor RGB-453.

Tabela 2 Imagens LANDSAT-5 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2010/2011

Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data
224/76	02-NOV-11/306	224/77	11-DEZ-11/162	224/78	02-NOV-11/306
223/76	11-NOV-11/315	223/77	19-MAI-11/139	223/78	07-AGO-11/219
222/76	04-NOV-10/308	222/77	04-NOV-10/308	222/78	01-SET-11/244
221/76	28-DEZ-10/362	221/77	06-JUN-11/157	221/78	28-OUT-11/301
		220/77	19-NOV-10/323	220/78	19-NOV-11/323

Para o ano-safra de 2011/2012, foram usadas imagens do satélite LANDSAT-5 sensor TM, na composição falsa cor (RGB-453). As datas usadas bem como as respectivas órbitas/pontos estão descritas na Tabela 3.

Tabela 3 Imagens LANDSAT-5 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2011/2012

Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data
224/76	02-NOV-11/306	224/77	02-NOV-11/306	224/78	02-NOV-11/306
223/76	11-NOV-11/315	223/77	19-MAI-11/139	223/78	07-AGO-11/219
222/76	04-NOV-11/308	222/77	04-MAI-11/308	222/78	03-OUT-11/276
221/76	06-JUN-11/157	221/77	06-JUN-11/157	221/78	28-OUT-11/301
		220/77	12-ABR-11/102	220/78	19-NOV-11/323

O ano-safra de 2012/2013 foi mapeado usando imagens do satélite IRS do sensor LISS - 3, na composição falsa cor (RGB-453). A Tabela 4 apresenta a descrição das datas das imagens adquiridas com as respectivas órbitas-pontos no período compreendido entre julho de 2012 e agosto de 2013.

Para o ano-safra de 2013/2014, foram usadas imagens do satélite LANDSAT-8 do sensor OLI, na composição falsa cor (RGB-564). Para esse ano-safra, as imagens disponíveis adquiridas foram compreendidas entre o período de abril de 2013 a agosto de 2014. Em seguida, elaborou-se um mosaico com as imagens conforme descrição da Tabela 5.

Tabela 4 Imagens IRS usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2012/2013

Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data
325/94	22-JAN-13/053	324/95	30-MAR-13/090	329/95	24-ABR-13/114
326/94	05-MAR-13/065	325/95	08-JUL-12/190	324/94	30-MAR-13/089
327/94	05-AGO-13/218	326/95	12-AGO-12/225	326/96	12-AGO-12/224
328/94	06-JUN-13/158	327/95	05-AGO-13/218	327/96	08-MAI-13/128
		328/95	06-JUN-13/158	328/96	22-AGO-12/235

Tabela 5 Imagens LANDSAT-8 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2013/2014

Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data
224/76	06-AGO-14/218	224/77	06-AGO-14/218	224/78	21-JUL-14/202
223/76	22-ABR-13/112	223/77	22-ABR-13/112	223/78	14-JUL-14/195
222/76	01-MAI-13/121	222/77	01-MAI-13/121	222/78	24-AGO-14/236
221/76	26-MAI-13/146	221/77	24-ABR-13/114	221/78	01-AGO-14/213
		220/77	30-JAN-14/030	220/78	30-JAN-14/030

Para o ano-safra de 2014/2015, também foram usadas imagens do satélite LANDSAT-8/OLI na composição falsa cor (RGB-564). O período usado foi de março de 2014 a setembro de 2015, (Tabela 6).

Tabela 6 Imagens LANDSAT-8 usadas para o mapeamento de cana-de-açúcar no ano-safra 2014/2015

Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data
224/76	02-MAR-15/061	224/77	18-MAR-15/077	224/78	09-AGO-15/221
223/76	24-MAR-14/083	223/77	04-FEV-14/035	223/78	02-AGO-15/214
222/76	08-AGO-14/220	222/77	24-AGO-14/236	222/78	29-SET-15/272
221/76	01-AGO-14/213	221/77	06-FEV -14/037	221/78	07-OUT-15/280
		220/77	10-JUN-15/161	220/78	29-AGO-15/241

Como exemplo, mostra-se na Figura 17 o mosaico formado por imagens LANDSAT-8/OLI do ano-safra 2013/2014, em que se pode observar que na composição de falsa cor (RGB-564), a região do infravermelho próximo apresenta maior resposta espectral da vegetação, o que facilita a identificação visual das áreas com cultura de cana-de-açúcar. As cores (rosa, laranja e vermelha) são as colorações características de cana-de-açúcar durante suas diferentes fases fenológicas.

Um mosaico para aplicação dos procedimentos de classificação foi criado para imagens com as mesmas datas. Já para as imagens com diferentes datas, este procedimento foi executado individualmente. Foi aplicado um realce de imagem com o contraste linear com saturação de 2%, com a finalidade de melhorar a informação espectral das imagens em cada cena de respectiva órbita/ponto separadamente antes de aplicar as classificações.

Um conjunto mínimo de amostras foi adquirido para os mapeamentos de forma proporcional de acordo com a representatividade de área das imagens no mosaico, as quais formam o Estado do Paraná. Para as cenas com maior representatividade, foram adquiridas amostras de forma manual, nas quais foram distribuídos aproximadamente 40.000 pixels para cada uma das cenas.

Conforme a Figura 17, as imagens que abrangem uma menor área no mosaico são as cenas de órbita/ponto, 224/76 a 224/78 e 220/77 a 220/78. Nestas imagens, o conjunto amostral foi inferior, aproximadamente 10.000 pixels, para o procedimento de aquisição dos conjuntos amostrais de pixels. Porém, para as classificações, levou-se em consideração o uso de imagens com uma porcentagem de cobertura de nuvem inferior a 10% em cada uma das cenas.

O método utilizado para mapear as áreas de cana-de-açúcar foi o da Máxima Verossimilhança, muito usado na classificação de imagens de sensoriamento remoto. Neste método, admite-se que as classes de uso do solo seguem uma distribuição normal multivariada e a designação de um pixel a uma classe é feita de forma probabilística com o arbítrio de um limiar (NISHIDA; BASTOS, 1998).

Em seguida, as classificações das imagens foram mosaicadas novamente e, a partir disto, foram aplicadas técnicas de pós-classificação para remover pixels isolados que não constituem cana-de-açúcar. Dentre as ferramentas de pós-classificação, foi aplicada a

função Sieve do programa ENVI 4.5, que é um filtro de remoção que permite a homogeneização dos resultados classificados. Tal filtro permite eliminar classes adjacentes e remover pixels classificados erroneamente. Este procedimento foi aplicado para cada um dos mapeamentos gerados.

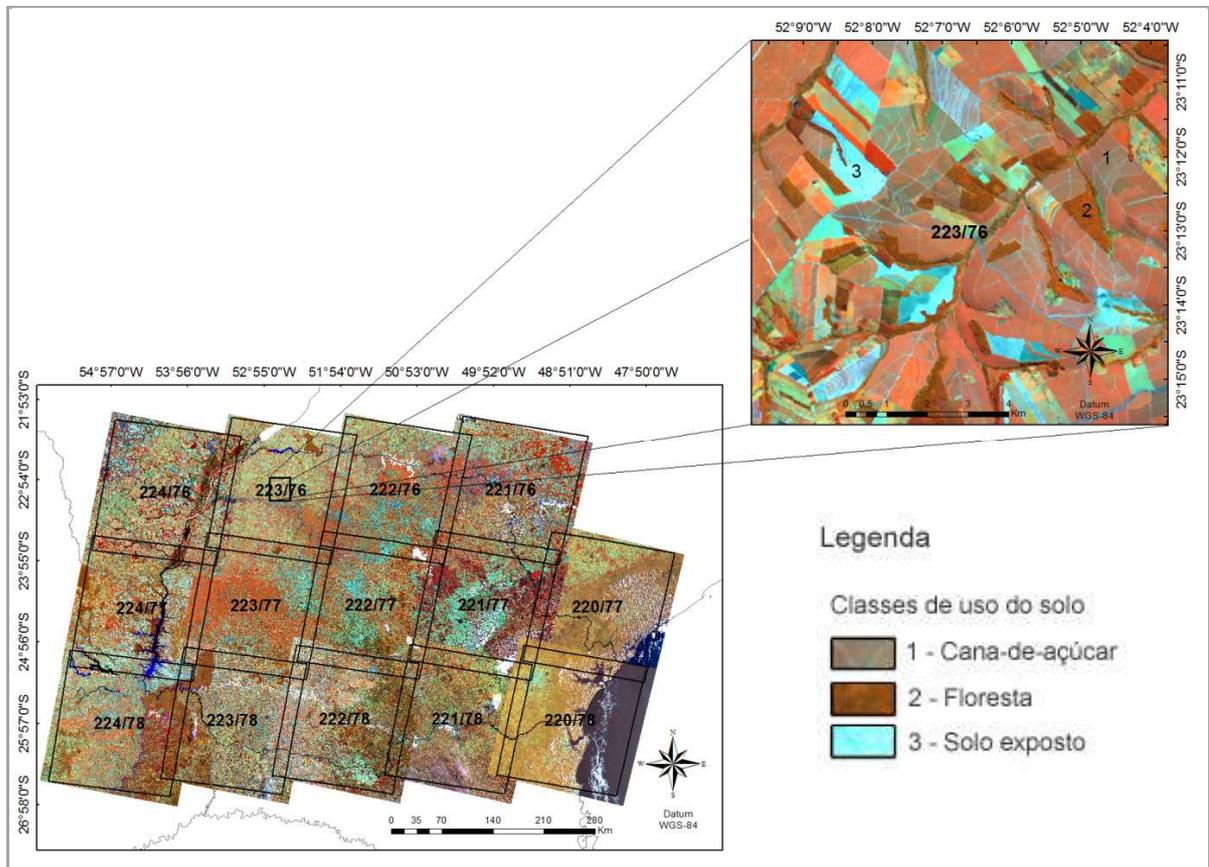


Figura 17 Mosaico de imagens LANDSAT-8 para o mapeamento de cana-de-açúcar ano-safra 2013/2014.

Os mapeamentos gerados com estas imagens foram usados para estimar a área cultivada com a cultura de cana-de-açúcar no Estado do Paraná. Os resultados das classificações geradas no período compreendido entre os anos-safra de 2010/2011 a 2014/2015 usando imagens LANDSAT e IRS foram confrontados com os mapas do Canasat de 2010/2011 a 2013/2014 usados como referência na avaliação do desempenho do classificador na obtenção dos índices de acurácia.

3.5 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens do sensor MODIS

A partir dos índices de vegetação, foram utilizadas imagens provenientes do sensor MODIS dos satélites TERRA/AQUA para a realização dos mapeamentos da cultura de cana-de-açúcar no Estado do Paraná.

As séries temporais de imagens foram adquiridas do Banco de Produtos MODIS na Base Estadual Brasileira (EMBRAPA INFORMÁTICA AGROPECUÁRIA, 2015), no sistema geodésico de referência WGS-84, em coordenadas geográficas (latitude e longitude) no formato GeoTIFF (*Geographic Tagged Image File Format*). Foram obtidas as séries temporais do índice de vegetação EVI dos satélites TERRA (MOD13Q1) e AQUA (MYD13Q1) em uma resolução espacial de 250 metros, em 46 composições anuais.

A Figura 18 exemplifica a composição de EVI de imagem MODIS compreendida para o período de 29 de agosto a 13 de setembro de 2015. A composição de EVI evidencia o vigor vegetativo, cuja variação das cores como preto e azul apresentam os índices de vegetação mais baixos até as cores com o amarelo e vermelho que apresentam os maiores valores de EVI.

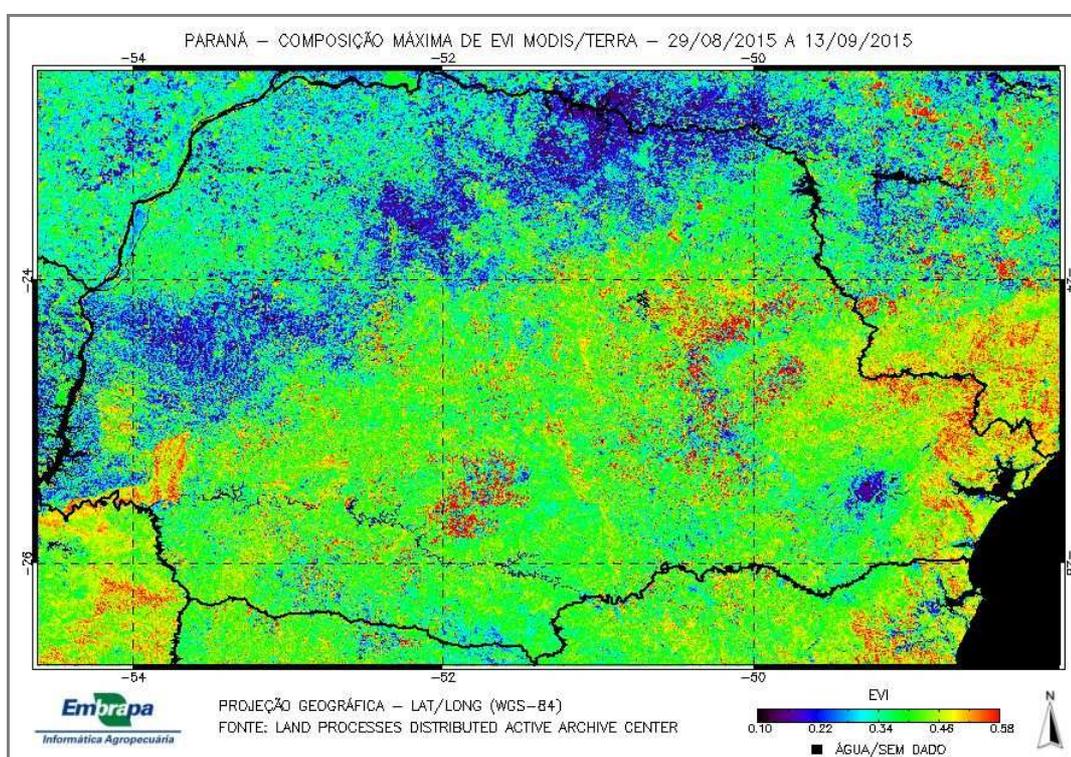


Figura 18 Composição de EVI de 16 dias do MODIS para o Estado do Paraná.
Fonte: EMBRAPA (2015).

O fluxograma dos procedimentos metodológicos usados para gerar os mapeamentos da cultura de cana-de-açúcar por EVI no Estado do Paraná estão descritos na Figura 19. O primeiro procedimento realizado foi adquirir e organizar o banco de dados vetorial com os limites municipais, de mesorregiões e estadual para o Estado do Paraná, disponibilizado pelo IBGE e ITCG no formato vetorial SHP (*shapefile*) e dos dados matriciais com as imagens do sensor MODIS, onde o arquivo vetorial com a delimitação do Estado do Paraná foi usado para recortar as imagens MODIS.

O terceiro procedimento consistiu em extrair as métricas fenológicas da cultura de cana-de-açúcar, que foi feito com o uso do programa TIMESAT, conforme o fluxograma da Figura 19 as métricas fenológicas sazonais formadas pela síntese de imagens inseridas no classificador foram nível base e taxa de senescência.

O procedimento para aquisição e seleção do conjunto de amostras usadas nas classificações dos modelos *Fuzzy ARTMAP* foi feito usando mapeamentos de referência, para os anos-safra de 2010/2011 a 2013/2014 sendo usados os mapas do Canasat. A seleção dos pixels baseou-se na homogeneidade da classe de cana-de-açúcar, que foi gerada por escalonamento dos níveis digitais (ND) dos mapeamentos.

Após o processamento das séries temporais de EVI do sensor MODIS, em termos harmônicos usando a rotina HANTS e em métricas fenológicas usando o programa TIMESAT, as imagens foram inseridas no classificador *Fuzzy ARTMAP* do IDRISI, juntamente com o conjunto de amostras, obtido por amostragem aleatória estratificada, inseridas no classificador no formato *raster*. Os conjuntos amostrais foram adquiridos de forma distinta para cada ano-safra, tanto para as classes de cana-de-açúcar como não cana-de-açúcar.

A partir dessa classificação, foi usado o filtro *Sieve*, disponível no programa ENVI, o qual permite aumentar a definição e a precisão dos talhões mapeados e evitar a contaminação por pixels isolados que não sejam característicos de cana-de-açúcar. E a última etapa consistiu na extração de área da cultura a partir de uma rotina desenvolvida em IDL por Esquerdo et al. (2011).

3.5.1 Extração de métricas fenológicas sazonais da cana-de-açúcar

Imagens do sensor orbital MODIS bem como as métricas fenológicas da cultura obtidas por séries temporais de EVI foram usadas pelas classificações *Fuzzy ARTMAP* com o objetivo de auxiliar o mapeamento de cana-de-açúcar.

O uso do modelo de classificação *Fuzzy ARTMAP* se justifica em mapeamentos de culturas agrícolas por apresentar duas camadas adicionais que são as camadas F1 e F2. De acordo com Carpenter et al. (1992), a camada F1 representa o vetor de entrada com neurônios para cada dimensão dos dados e a camada F2 representa as categorias. Sendo assim, foram obtidas imagens no período de outubro de 2004 a setembro de 2014, provenientes dos satélites TERRA e AQUA, totalizando 506 imagens de EVI, as quais foram inseridas no programa TIMESAT para extrair os parâmetros fenológicos.

Apesar de se estar analisando quatro anos-safra, foi necessário usar um período maior para extrair as métricas fenológicas sazonais, pois os usos de períodos curtos não

implicariam capturar de forma significativa a variabilidade do vigor vegetativo presente nas áreas agrícolas representadas por métricas fenológicas sazonais da série temporal.

As métricas fenológicas sazonais da vegetação foram extraídas com o pacote de *software* TIMESAT, desenvolvido por Jönsson e Eklundh (2002), que analisam séries temporais de índices de vegetação a partir de três funções matemáticas de ajuste, Dupla Logística, Gaussiana Assimétrica e Savitzky-Golay, para investigar a sazonalidade e a relação com o ciclo de desenvolvimento da vegetação ao longo do tempo, com a geração de onze parâmetros mostrados na Figura 20.

O programa é executado a partir de uma interface gráfica e disponibilizado gratuitamente para a pesquisa acadêmica. O primeiro procedimento necessário para sua utilização é definir o período temporal e o número de imagens em estudo. A segunda etapa define o tipo de filtro usado para suavizar o perfil espectro-temporal das imagens e, por fim, os parâmetros de sazonalidade são computados a fim de permitir selecionar quais as métricas de interesse.

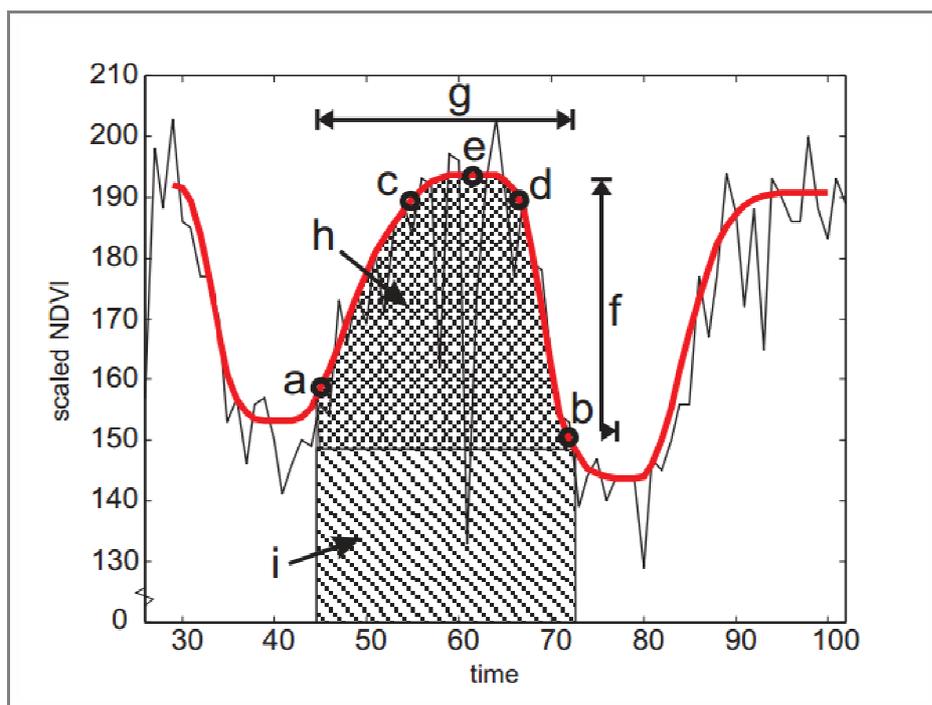


Figura 20 Parâmetros de sazonalidade gerados pelo TIMESAT.
Fonte: EKLUNDH; JÖNSSON (2012).

A descrição dos parâmetros fenológicos sazonais obtidos pelo TIMESAT de acordo com Eklundh e Jönsson (2012) está evidenciada a seguir:

- (a) Início do ciclo da vegetação: tempo em que a borda esquerda da curva aumenta para um nível definido, medido a partir do nível mínimo à esquerda.

- (b) Final do ciclo da vegetação: tempo em que a borda direita da curva diminui para um nível definido medido a partir do nível mínimo à direita.
- (c) Comprimento do ciclo da vegetação: tempo entre o início e o final do período de crescimento.
- (d) Nível base: média dos valores mínimos antes e após o período de crescimento;
- (e) Período de pico vegetativo: média do tempo em qual a função ajustada à esquerda aumentou para o nível de 80% e à direita diminuiu para o nível de 80%;
- (f) Valor máximo: valor máximo do índice de vegetação para a função ajustada durante o ciclo da vegetação;
- (g) Amplitude sazonal: diferença entre o valor máximo e o nível base;
- (h) Pequeno valor integrado: área sob a curva da função ajustada entre o início e o fim do ciclo da vegetação, a partir do nível base.
- (i) Grande valor integrado: área total sob a curva da função ajustada entre o início e o final do ciclo da vegetação;
- (j) Taxa de crescimento no início do ciclo da vegetação: razão da diferença entre os níveis de 20% e 80% do lado esquerdo e a correspondente diferença de tempo;
- (k) Taxa de senescência no final do ciclo da vegetação: valor absoluto da razão da diferença entre os níveis de 20% e 80% do lado direito e a correspondente diferença de tempo.

O programa TIMESAT possibilita analisar e extrair informações dos perfis espectro-temporais de índices de vegetação a partir do módulo TSM-GUI. Assim, para o procedimento, foi necessário ajustar alguns parâmetros. Dentre esses parâmetros está a escolha do método de ajuste teórico composto pelos filtros *Gaussian*, *Logistic* e *Savitsky-Golay* que representam o perfil de EVI da cultura em estudo ao longo do seu desenvolvimento. Também se devem definir o intervalo dos dados que varia do valor de EVI mínimo (0) ao Máximo (10.000), a amplitude que varia de 0 a 1, o método de modificação de pico e a definição do número de ciclos anuais. Pode ser um ciclo anual (cana-de-açúcar) ou dois ciclos anuais como (soja e milho safrinha).

Dentre os parâmetros, foi usado como métodos de ajuste teórico o filtro *Savitsky-Golay* com o tamanho de janela definido em quatro e como valores para determinar o início e o final do ciclo da cultura, foi usado 0,1 de amplitude.

A função matemática de ajuste, usada para a filtragem de ruídos e suavização dos dados das séries temporais de EVI com o filtro adaptativo *Savitzky-Golay*, é calculada pela Equação 7.

$$y_i = \sum_{i=n}^n c_i X_{i+j} \quad (7)$$

em que, cada valor $x_i = i = 1, \dots, n$ é substituído pela média móvel dos valores subjacentes, como os pesos $c_i = 1/(2n + 1)$.

A Figura 21 ilustra a tela da parametrização do TIMESAT usada para obtenção das onze métricas fenológicas usando o EVI, geradas a partir de áreas cultivadas com cana-de-açúcar. Os dados de EVI do MODIS estão no fator original de escala, no intervalo compreendido entre (-2.000 a 10.000), sendo -3.000 para dados inválidos.

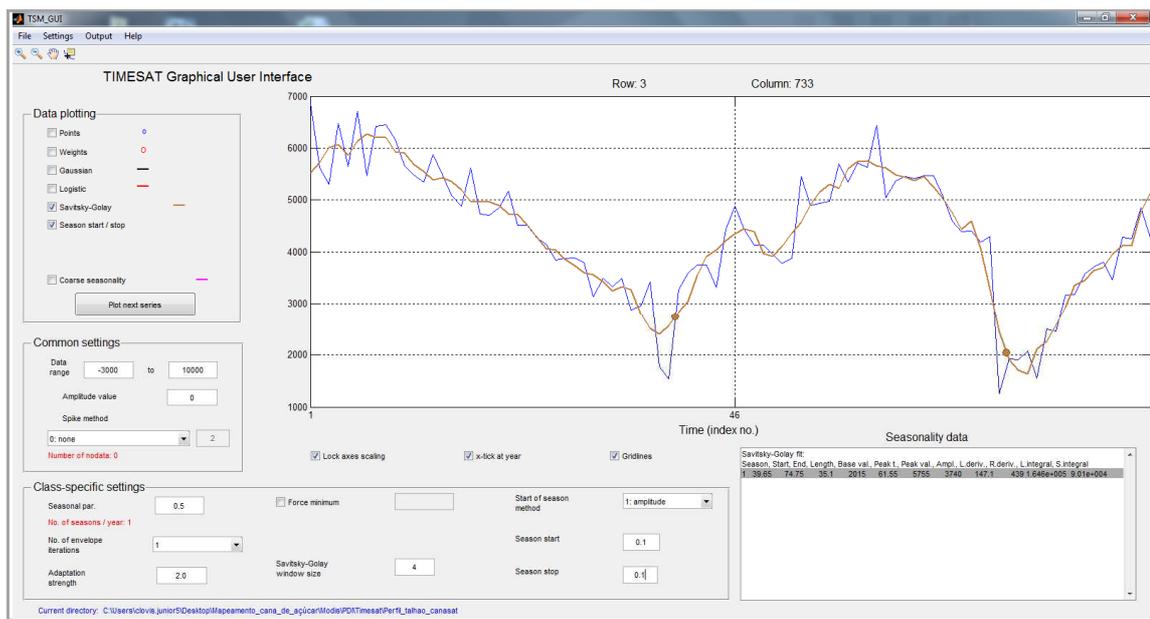


Figura 21 Parametrização do TIMESAT para aquisição de métricas fenológicas.

3.5.2 Decomposição de séries temporais de EVI

As séries temporais de EVI do MODIS para o Estado do Paraná foram usadas para mapear os anos-safra de 2010/2011 a 2014/2015.

O período total de imagens usado para a obtenção dos termos harmônicos pela decomposição de séries temporais de EVI foi de outubro de 2004 a final de setembro de 2014. O período foi definido com base no estudo do perfil espectro-temporal da cultura da cana-de-açúcar. A Figura 22 ilustra um exemplo do perfil padrão espectro-temporal da cultura de cana-de-açúcar durante todas suas fases de desenvolvimento. Desta forma, considerou-se o período compreendido entre outubro do ano anterior e o término em setembro do ano de colheita. O ciclo fenológico da cana-de-açúcar de duração de um ano é predominante no Estado do Paraná, conforme verificado por perfis temporais de EVI.

A análise harmônica foi usada para decompor a série temporal dos índices de vegetação de EVI com a aplicação da Transformação de Fourier em termos harmônicos, que são ondas senoidais definidas por um valor de amplitude e fase.

O algoritmo HANTS analisa a série temporal de imagens, identifica as baixas frequências pertencentes à vegetação e, por aplicação da Transformada de Fourier, representa qualquer tipo de onda por uma somatória de senóides e cossenóides de diferentes frequências, amplitudes e fases, as quais podem ser usadas para eliminar valores discrepantes presentes nas séries temporais que representam altas frequências.

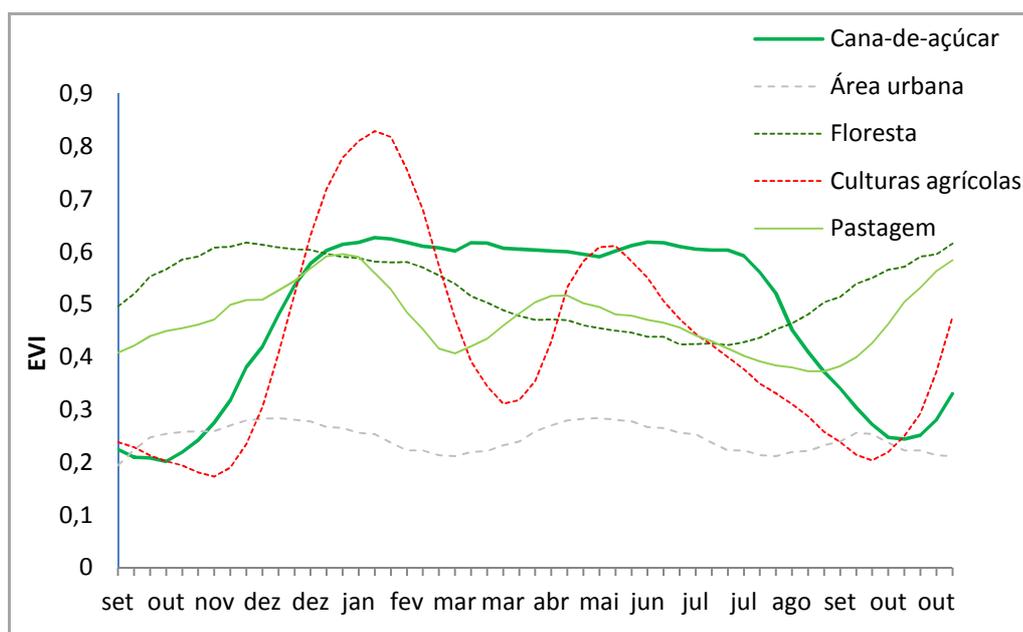


Figura 22 Perfil temporal de EVI do sensor MODIS para diferentes alvos.

O algoritmo HANTS foi implementado em linguagem IDL (*Interactive Data Language*) por De Wit e Su (2005). O procedimento também consiste em eliminar as oscilações de alta frequência denominadas de ruídos. Além de usar o efeito sazonal evidenciado pelo desenvolvimento da vegetação, transforma-os em funções senoidais de baixa frequência, em diferentes fases e amplitudes.

Pelo fato da presença de nuvens ser muito significativa nas imagens devido a sua grande área de cobertura que se estende por todo o territorial do Estado do Paraná, há a tendência das mesmas influenciarem o perfil espectro-temporal das imagens. Isso pode provocar alterações nas séries temporais, denominadas de ruído de alta frequência.

A decomposição das séries temporais de EVI pelo HANTS foi feita para o período de seis meses, compreendido entre o intervalo de setembro a abril de cada ano-safra. Vinte e cinco imagens de EVI dos satélites TERRA e AQUA representam a metade do ciclo de desenvolvimento fenológico da cana-de-açúcar, o qual vai da fase de perfilhamento até o

pico vegetativo na fase de crescimento; e para a fase de maturação, que é o estágio final de desenvolvimento da cultura.

De acordo com Antunes (2014), três harmônicos são suficientes para explicar a maioria da variância das séries temporais de imagens. Assim, para facilitar a representação e identificação bem como a análise das condições de desenvolvimento fenológico das culturas agrícolas no Estado do Paraná, foi usada a transformação RGB para HLS nos termos harmônicos, de acordo com o Foley e Van (1984) e aplicada por Antunes (2014) para analisar as condições de crescimento da vegetação de áreas de cana-de-açúcar no Estado de São Paulo.

A transformação HLS foi usada para representar o ciclo fenológico da cana-de-açúcar no período de outubro a março de cada ano-safra, baseando-se principalmente nos termos harmônicos (zero) que representam a média e nos termos harmônicos (um), os quais representam a amplitude do ciclo de seis meses do EVI.

3.5.3 Identificação de áreas de cana-de-açúcar para aquisição de amostras

As mesorregiões do Estado do Paraná, localizadas ao Norte, por serem regiões de expansão canavieira, apresentam maior probabilidade de ocorrência de pixels homogêneos. Isso torna os perfis espectro-temporais desta região mais característicos de áreas canavieiras, se comparados aos perfis espectro-temporais das mesorregiões Oeste ou Sudoeste, onde a presença de áreas cultivadas de cana-de-açúcar não é muito significativa em virtude da grande quantidade de soja e milho cultivados.

Os pixels de maior homogeneidade permitem caracterizar o perfil espectro-temporal, em regiões com maior predominância de áreas canavieiras, têm como tendência apresentar perfis espectros-temporais mais característicos e com maior qualidade. Os pixels usados como amostras nos classificadores devem representar de forma homogênea a cultura de cana-de-açúcar, para eliminar a interferência dos diferentes alvos presentes nas imagens.

A amostragem de pixels, inserida na classificação supervisionada de MAXVER, foi realizada no programa ENVI a partir de imagens dos satélites LANDSAT e IRS que apresentam resoluções espaciais de 30 e 23,5 metros, respectivamente. Os conjuntos amostrais foram identificados visualmente e por análise do perfil espectro-temporal das regiões de interesse de áreas com resposta espectral exclusivamente de lavouras de cana-de-açúcar, além de terem sido adquiridos e inseridos para gerar as classificações de MAXVER.

As classificações de MAXVER também podem ser usadas como referência na aquisição e seleção de amostras de pixels de regiões homogêneas de cana-de-açúcar e não

cana-de-açúcar na geração de amostragem e, entrada na geração dos mapeamentos por modelos *Fuzzy ARTMAP* no IDRISI nas séries temporais de EVI do sensor MODIS.

3.5.4 Processamento digital de imagens para aquisição de amostras

O mapa vetorial do Canasat do Estado do Paraná do ano-safra de 2012/2013 foi processado para a geração do mapa temático de referência. É usado como base para realizar o mesmo procedimento posteriormente para os demais anos-safra a partir dos outros mapas vetoriais do Canasat para o período compreendido no estudo. Para isto foi necessário proceder a conversão de escalas com a finalidade de associar as mesmas resoluções espaciais compatíveis com a resolução espacial do sensor MODIS.

A Figura 23 mostra o mapa de referência do Canasat do ano-safra de 2012/2013 na resolução espacial de 30 metros, com uma área cultivada de cana-de-açúcar de 681.148 ha.

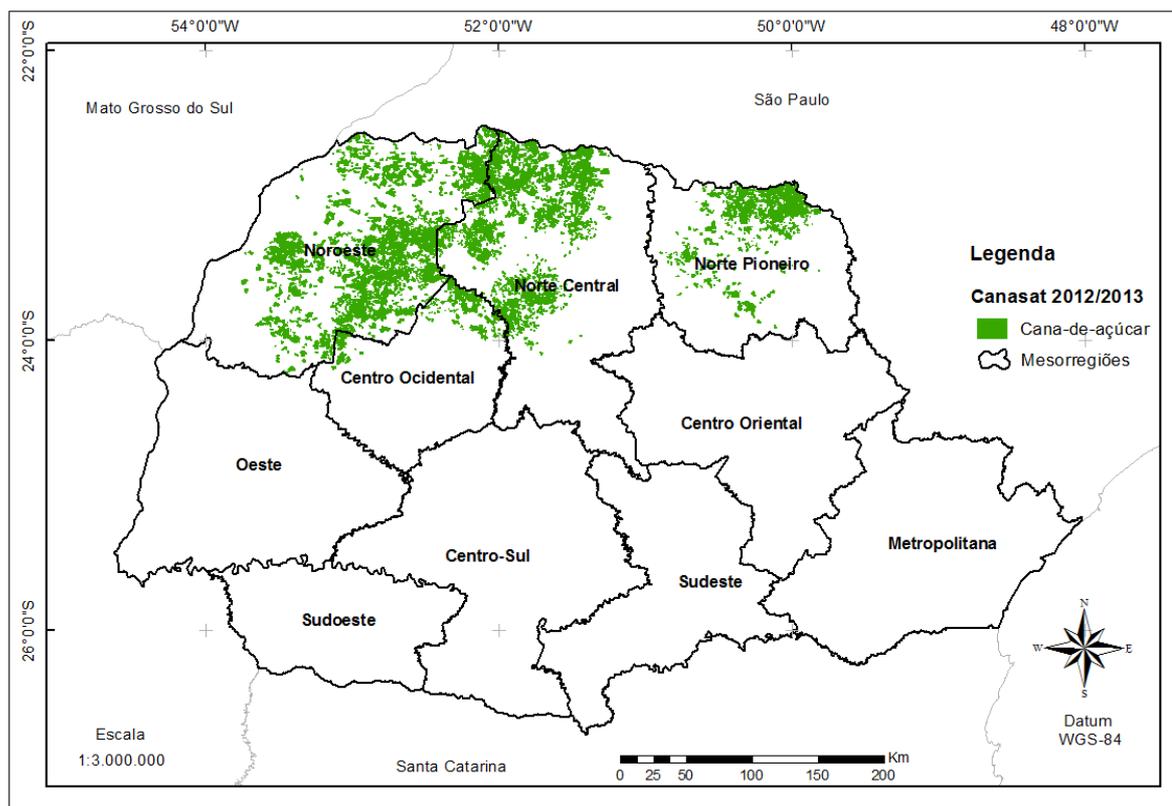


Figura 23 Mapa de referência de cana-de-açúcar do Canasat ano-safra 2012/013.

A primeira etapa realizada foi a conversão do sistema de projeção do vetor do mapeamento de referência do Canasat do ano safra de 2012/2013 na projeção policônica SAD-69 para geográfica (latitude e longitude) no *datum* WGS-84. Na sequência, foi convertido em imagem mantendo-se a resolução espacial original de 30 metros e escalonada entre 0 e 255 ND.

As imagens das classificações feitas usando o satélite IRS/LISS-3 foram convertidas da resolução espacial de 23,5 metros para a resolução de 30 metros, a mesma do LANDSAT por reamostragem espectral, usando o vizinho mais próximo, para fins de padronização de uma mesma resolução espacial adotada.

Em seguida, baseado em Foody e Cox (1994) e Antunes (2014), as imagens do Canasat e os resultados das classificações por MAXVER feitos, usando as imagens dos satélites LANDSAT e IRS no tamanho do pixel LANDSAT (30 m), foram degradados espacialmente com um filtro de convolução passa-baixa de dimensões 9 x 9, valor próximo ao tamanho de pixel MODIS (250m). O procedimento fez com que a resolução espacial ficasse em 9 x 30 m que é igual a 270 m.

A partir disto, essas imagens foram reamostradas pelo método do vizinho mais próximo para a resolução de 0,002245°, mesma do pixel MODIS que é de 250 m, que consiste no mesmo procedimento para todos os mapas de referência do Canasat. Como exemplo, a Figura 24 ilustra os processamentos digitais da imagem do ano-safra de 2012/2013 após a aplicação da filtragem (Figura 24b) e da reamostragem espectral na conversão de escala do Canasat para a resolução MODIS (Figura 24c).

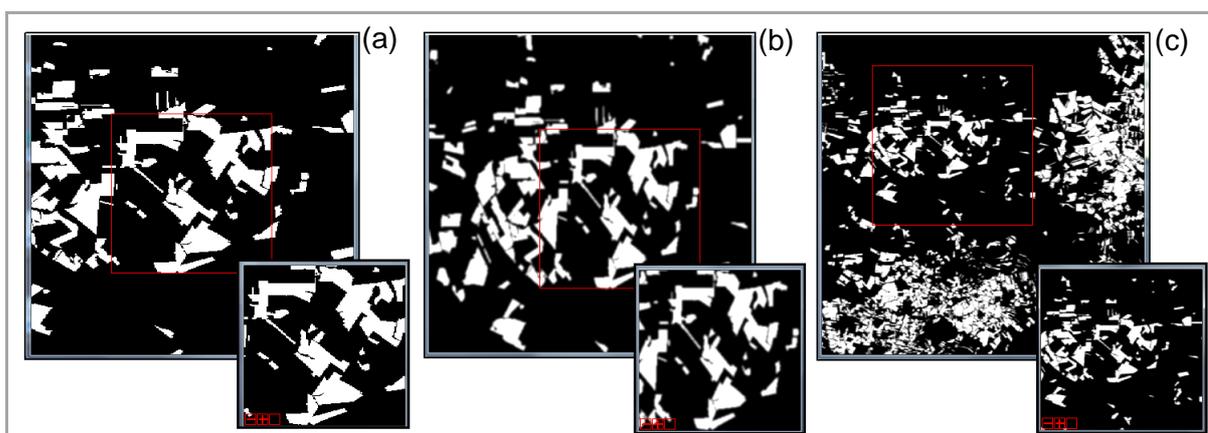


Figura 24 Reamostragem espectral e espacial de imagens.

Após a conversão da resolução de 30 m para a de 250 metros, como resultado, uma imagem com valores entre 0 a 255 ND foi gerada. Esses são os valores de intensidade do pixel (número digital, número inteiro de 0 a 255), sendo que o valor 255 representa os pixels mais homogêneos em áreas cultivadas com a cultura de cana-de-açúcar e conseqüentemente, de menor contaminação saturação e mistura espectral (Figura 24c).

Para delimitação das áreas representativas de cana-de-açúcar usadas para as seleções e geração das amostras nas classificações por *Fuzzy ARTMAP*, foram definidos os intervalos de (200 a 255 ND) para a classe cana-de-açúcar, de (2 a 199 ND) para a classe transição e (0 a 1 ND) para a classe não cana-de-açúcar, procedimento realizado de acordo com Antunes, (2014).

A Figura 25 evidencia o resultado do mapa gerado após aplicação do filtro de convolução passa baixa e o procedimento de reamostragem espectral por vizinho mais próximo para a resolução do MODIS de 250 m classificada na escala entre (0 e 255 ND), sendo usada a classe (200 a 255 ND) para a aquisição de amostras, que é a classe mais homogênea da cultura de cana-de-açúcar.

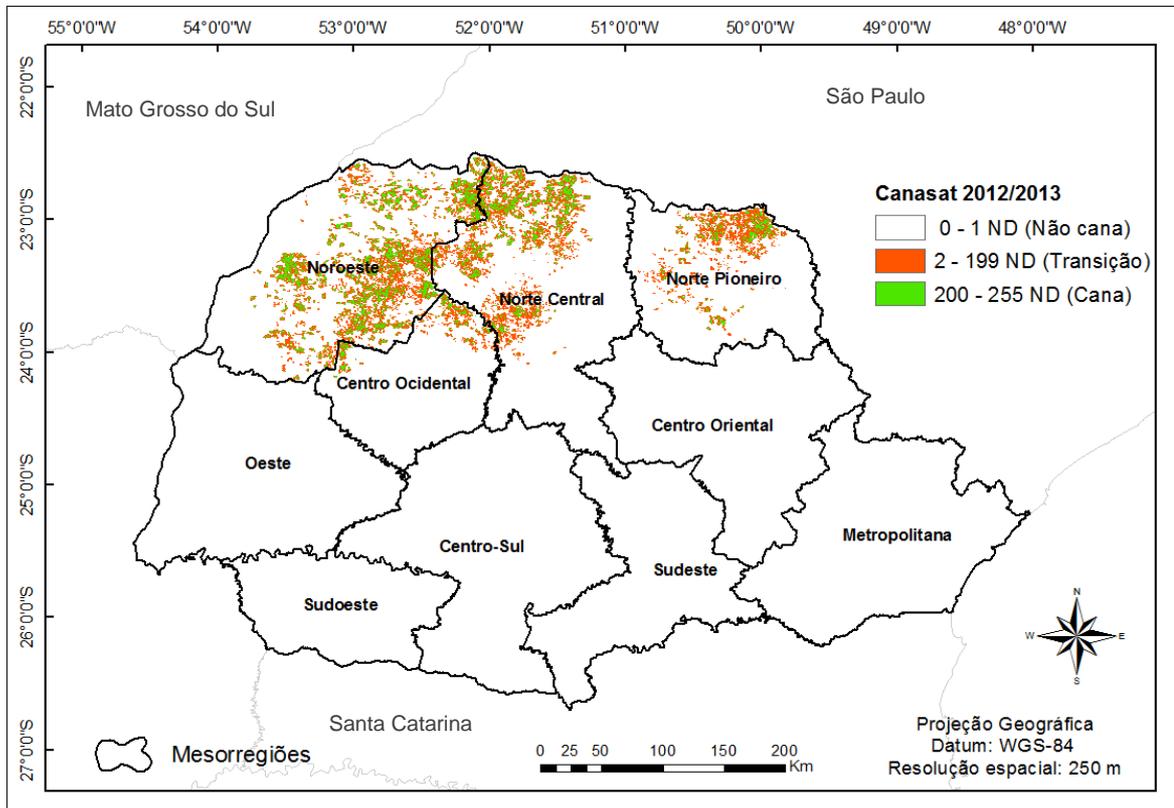


Figura 25 Mapa de referência de cana-de-açúcar ano-safra 2012/2013.

3.5.5 Seleção do conjunto de amostras homogêneas

Canty (2010), baseado em Van Niel et al. (2005), para obter um erro de classificação em torno de 5%, sugere usar como heurística a regra de ouro para tamanho mínimo do conjunto de amostras, calculado pela Equação 8:

$$n \approx 30 \times N \times K \quad (8)$$

em que,

n = total de amostras de treinamento;

N = dimensão dos dados;

K = número de classes.

sendo:

$N = 9$ (sete termos harmônicos e as duas métricas fenológicas do EVI);

$K = 2$ (classes Cana e Não cana).

então:

$n \approx 30 \times 9 \times 2 = 540 \times 3/2$ (é referente às amostras de teste) = 810.

Sendo assim, o tamanho mínimo definido do conjunto de amostras foi de 810 pixels. 540 pixels de amostras de treinamento (2/3) e 270 pixels de amostras de teste (1/3) foram usados para avaliar a acurácia do mapeamento. O procedimento consiste em produzir um conjunto amostral homogêneo para auxiliar e facilitar o processamento da informação e de aprendizagem do classificador *Fuzzy ARTMAP*.

A Figura 26 representa o procedimento realizado usando como base o mapeamento de referência do Canasat para o ano-safra 2012/2013.

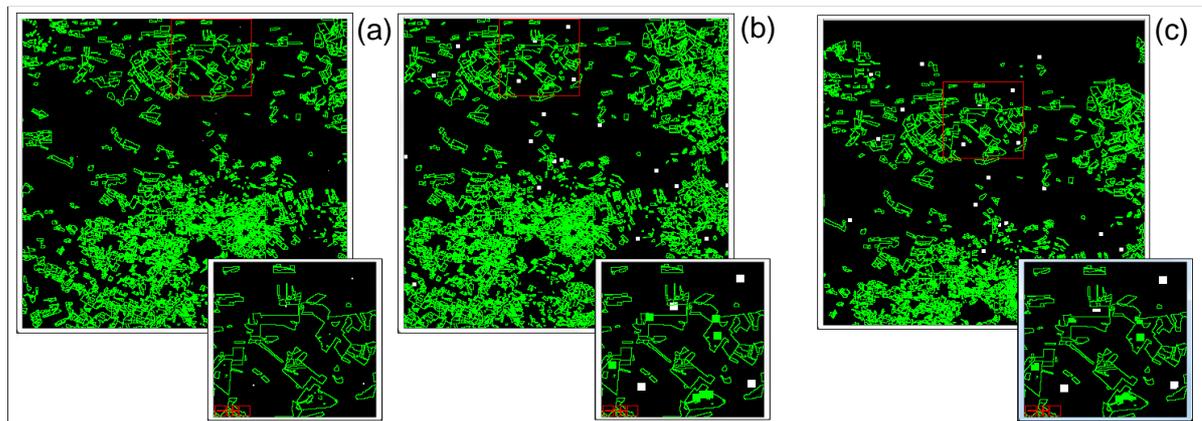


Figura 26 Procedimento por amostragem aleatória na geração de amostras homogêneas.

Na Figura 27, a designação (a) representa o procedimento de sorteio das áreas de interesse por amostragem aleatória estratificada proporcional usando como vetor o mapa de referência do Canasat. Foram gerados 127 pixels de cana-de-açúcar e 810 pixels que não pertencem à classe de cana-de-açúcar, ou seja que não fazem parte da cultura de interesse a ser mapeada.

A designação (b) evidencia o resultado após a aplicação do filtro morfológico de dilatação 3×3 de ciclo 2 de interação. O filtro morfológico matemático é um método não linear de processamento de imagens digitais, baseado na forma, cujo objetivo principal é a quantificação de estruturas geométricas. A dilatação consiste em preencher ou expandir o crescimento de pixels em uma imagem em escala binária ou cinza (HARALICK et al., 1987).

O filtro provoca dilatação para expandir áreas em torno do elemento central e proporciona uma expansão para 3.052 pixels para a cultura de cana-de-açúcar e 20.136 pixels para as demais classes que não fazem parte da cultura de interesse. Após a

aplicação do filtro ocorre uma extrapolação das áreas, o que pode acarretar na sobreposição entre as classes.

A designação (c) demonstra a etapa final para a geração das amostras de treinamento que resulta no mascaramento somente dos pixels inseridos nas classes das regiões de interesse e assim elimina-se a sobreposição de classes geradas pela amostragem.

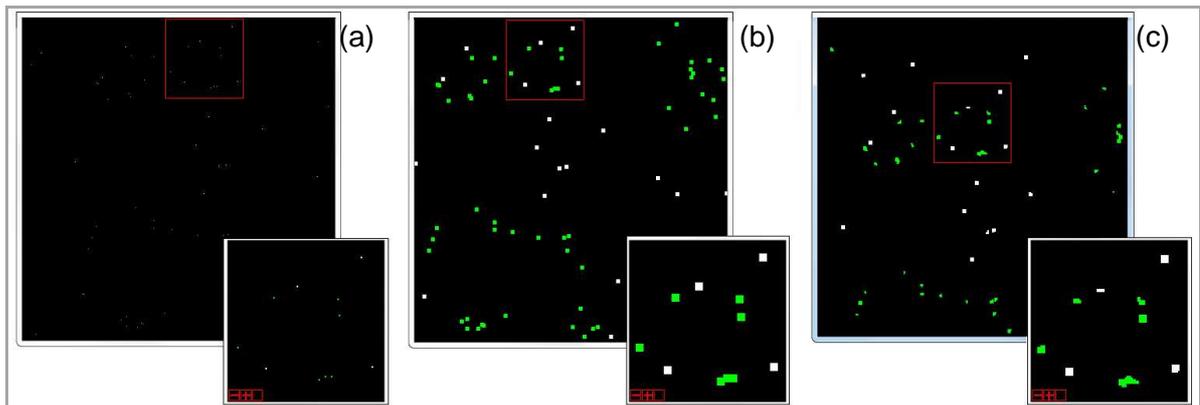


Figura 27 Processamento digital dos pixels gerados na amostragem.

O mascaramento usa os limites vetoriais dos mapas de referência do Canasat e é feito a partir da aplicação de álgebra de mapas, realizada pela ferramenta *Band math* do programa ENVI. Com isso, obteve-se como resultado final 1.787 pixels da classe de cana-de-açúcar e 19.908 pixels de classes que compõem alvos que não são cana-de-açúcar, formando assim amostras homogêneas a serem usadas para gerar o mapeamento, conforme a distribuição de pixels no Estado do Paraná na Figura 28.

Todo o procedimento realizado para geração de amostras de treinamento para as classificações por *Fuzzy ARTMAP* para cultura de cana-de-açúcar foi repetido para cada ano-safra. Foi gerada uma amostragem aleatória proporcional, usada como treinamento em cada mapeamento gerado, e também de forma independente para as amostras de pixels de referência a fim de estimar a acurácia temática das classificações.

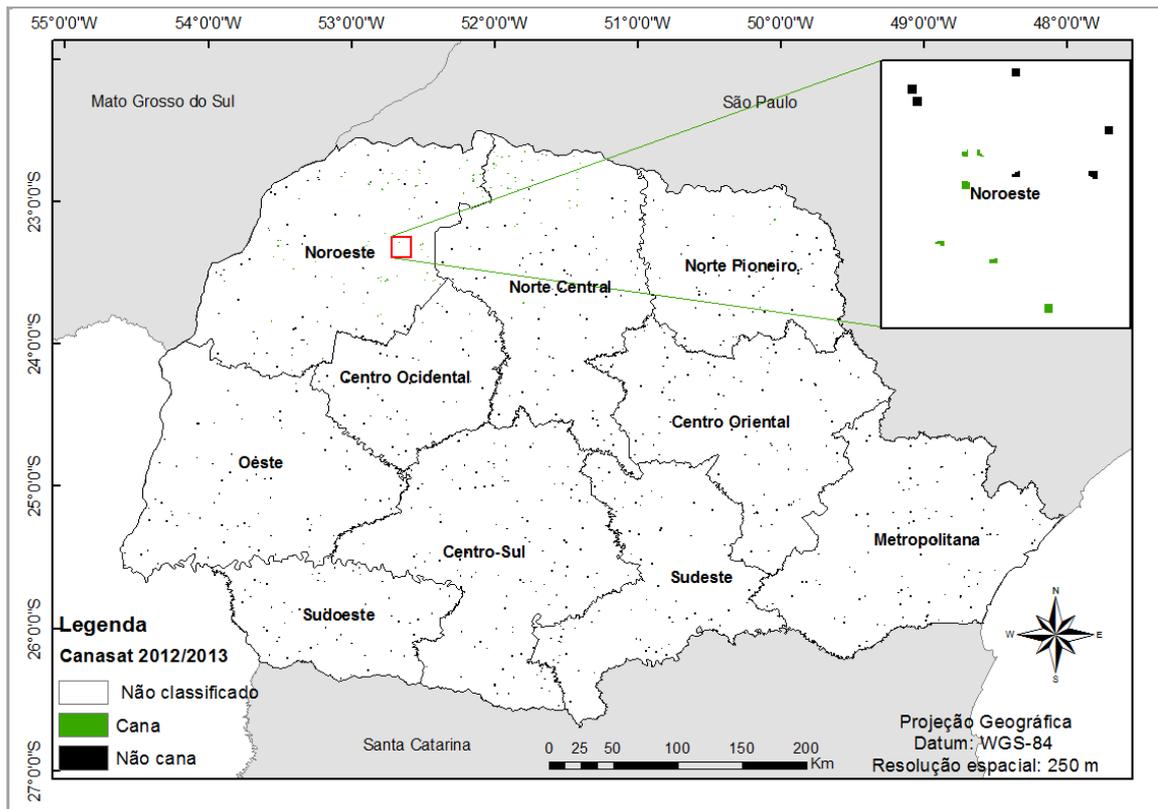


Figura 28 Amostras geradas para o treinamento a partir do mascaramento 2012/2013.

O procedimento de amostragem foi repetido para cada um dos demais anos-safra visando adquirir números de amostras aproximados de treinamento e também para avaliar a acurácia dos mapeamentos gerados. As amostras foram adquiridas separadamente para cada ano-safra usando os mapas de referência do Canasat, devido ao fato de haver mudanças entre as classes de cana-de-açúcar e não cana-de-açúcar de uma safra para outra no decorrer dos anos. Sendo assim, procurou-se gerar um número de amostras similares para todos os anos-safra avaliados (Tabela 7).

Tabela 7 Conjunto de amostras

Anos/safra	Amostras (pixels)			Avaliação de acurácia		
	Treinamento		Total	Avaliação de acurácia		Total
	Cana	Não cana		Cana	Não cana	
2010/2011	1.728	19.239	20.967	894	9.474	10.368
2011/2012	1.756	19.573	21.329	910	9.639	10.549
2012/2013	1.787	19.908	21.695	926	9.804	10.730
2013/2014	1.789	19.898	21.687	928	9.799	10.727
2014/2015	1.767	19.685	21.452	915	9.694	10.609

As amostras usadas para avaliação da acurácia das classificações foram adquiridas de forma independente e definidas na proporção de (1/3). Mas, as amostras de treinamento correspondem a (2/3) do total do tamanho amostral. Para que não houvesse repetição na aquisição de amostras, foram geradas novas amostras homogêneas em uma menor proporção para avaliar o desempenho da classificação.

Os ajustes dos parâmetros do classificador *Fuzzy ARTMAP* foram conduzidos com base na safra 2012/2013, para depois serem aplicados para os demais anos-safra. O treinamento para o modo supervisionado foi feito com 1.787 amostras de pixels homogêneos para a classe de cana-de-açúcar e 19.908 amostras de pixels de classes que não pertencem à cana-de-açúcar, ambos gerados a partir da técnica aleatória estratificada.

3.5.6 Classificação supervisionada do modelo *Fuzzy ARTMAP*

A classificação dos termos harmônicos das séries temporais de EVI juntamente com as métricas fenológicas sazonais foi realizada com a rede neural auto-organizável de agrupamento *Fuzzy ARTMAP*, que é um modelo não paramétrico baseado na Teoria da Ressonância Adaptativa de processamento cognitivo do cérebro humano, destinado à aproximação de funções não lineares multidimensionais. Essa arquitetura atua de forma recorrente para resolver o dilema 'estabilidade x plasticidade', mantendo um equilíbrio para criar novas categorias de reconhecimento quando padrões desconhecidos estimulam a rede e a capacidade em agrupar padrões similares na mesma categoria, preservando o conhecimento previamente adquirido (CARPENTER et al., 1991).

Um conjunto de nove imagens foi usado como variáveis de entrada do classificador *Fuzzy ARTMAP*. Os sete termos harmônicos (média mais amplitude e fase para as frequências 1, 2, 3) e as duas métricas fenológicas sazonais de EVI (nível base e taxa de senescência) que foram usadas para cada ano-safra. A parametrização do classificador *Fuzzy ARTMAP* procedeu-se de acordo com Antunes (2014). Para ART_a , o parâmetro de escolha foi definido em 0,01, a taxa de treinamento foi igual em 0,93 e o parâmetro de vigilância igual a 0,94. Para ART_b , foram usadas a taxa de treinamento e o parâmetro de vigilância em 1,00.

A principal dificuldade na classificação de imagens que tratam de redes neurais está na definição dos parâmetros de topologia de rede. Se a metodologia for usada para realizar mapeamentos de outras culturas agrícolas como soja e milho, os parâmetros de taxa de aprendizado e vigilância devem ser definidos a partir de testes por combinações para que se defina qual foi o melhor resultado de desempenho do classificador e se avalie sua acurácia.

A camada de mapeamento que conecta ART_a a ART_b possui a mesma dimensão do número de classes de saída. Nesse caso, há duas classes formadas: a classe de cana e a de não cana. A interface e a parametrização usada no classificador *Fuzzy ARTMAP* do IDRISI estão ilustradas na Figura 29

O treinamento do *Fuzzy ARTMAP* leva aproximadamente 5 minutos, em relação à parametrização da rede. A camada F1 tem o dobro de neurônios da dimensão das variáveis de entrada para preservar a amplitude das informações, neste caso 18, igual a 2×9 variáveis de entrada.

O número de neurônios da F2 cresce de forma dinâmica durante o processamento de aprendizagem e está diretamente relacionado ao parâmetro ART_a . Quanto maior a taxa de treinamento, mais neurônios na camada F2 e mais informação de novos padrões é inserida na rede. Quanto maior o parâmetro de vigilância, mais neurônios são criados na camada F2 gerando imagens com pixels mais homogêneos. O parâmetro de escolha determina o vencedor da classe de saída para determinar o pixel e está sujeito ao teste de ressonância baseado no parâmetro de vigilância (ANTUNES, 2014).

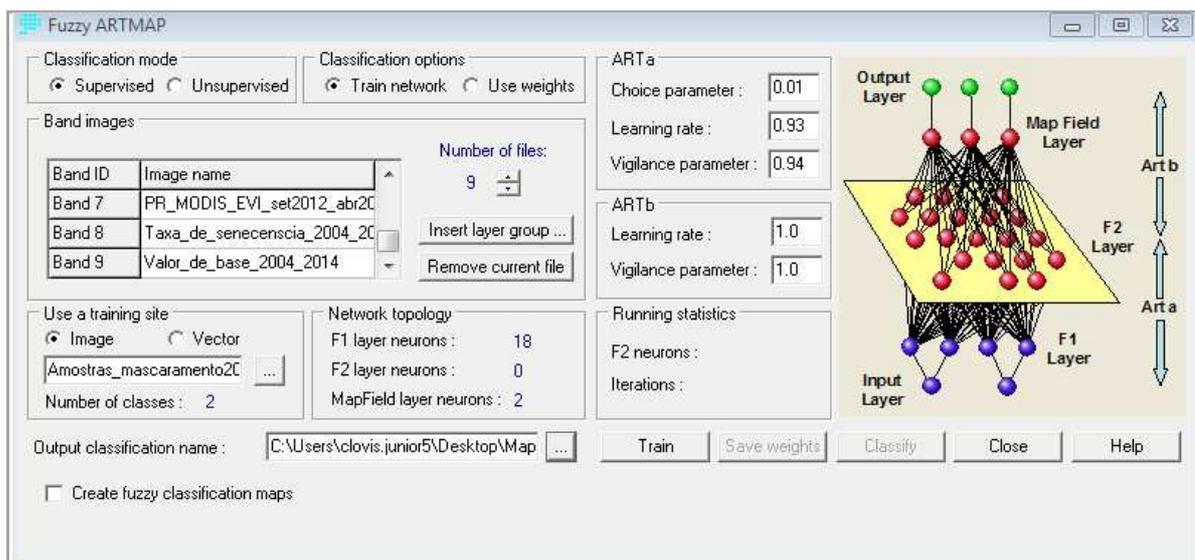


Figura 29 Interface dos ajustes dos parâmetros pela classificação do *Fuzzy ARTMAP* no IDRISI.

A classificação por *Fuzzy ARTMAP* é mais lenta devido às dimensões das variáveis de entrada e levou em torno de três horas para seu processamento. Porém, pode demorar mais, dependendo do tamanho amostral usado e da quantidade de imagens inseridas nas camadas de entrada.

3.6 Padronização do ano-safra da cultura de cana-de-açúcar

A comparação das estimativas de área cultivada foi determinada com base na definição do ano-safra que se refere ao período em que são feitas as operações culturais necessárias à produção agrícola da cana-de-açúcar.

O ano agrícola compreende o ciclo fenológico da cana-de-açúcar que se inicia em outubro do ano anterior e termina em setembro do ano da colheita. Compreende o período de imagens MODIS usadas na extração das métricas fenológicas e na decomposição dos termos harmônicos para obtenção das estimativas de áreas cultivadas.

A disponibilidade dos dados do Canasat considera o ano industrial da UNICA que começa em abril do ano da colheita e termina em março do ano seguinte. Embora os períodos de colheita de cana-de-açúcar variem bastante, normalmente a colheita no Estado do Paraná estende-se de abril a dezembro. Os dados de área cultivada do IBGE correspondem à área destinada à colheita de forma anual. A disponibilização dos dados pelo SIDRA considera o ano civil.

Sendo assim, a Tabela 8 apresenta a padronização assumida para os anos-safra das respectivas fontes dos dados usados na comparação com os mapeamentos gerados pelas imagens dos satélites LANDSAT, IRS e do sensor MODIS.

Tabela 8 Padronização dos anos-safra do MODIS, LANDSAT e IRS em relação ao IBGE e Canasat

Safras	LANDSAT/IRS	MODIS	IBGE	Canasat
1	2010/2011	2010/2011	2011	2011/2012
2	2011/2012	2011/2012	2012	2012/2013
3	2012/2013	2012/2013	2013	2013/2014
4	2013/2014	2013/2014	2014	

A designação de ano-safra foi adotada como referência com a finalidade de padronizar as nomenclaturas avaliadas no período em estudo.

Para os mapeamentos gerados para os anos-safra de 2013/2014 e 2014/2015 por não terem sido disponibilizadas as estimativas de área cultivada do Canasat nos anos de 2014/2015 e 2015/2016 e do IBGE ano-safra 2015, esses foram desconsiderados das avaliações de comparação de estimativas de áreas.

3.7 Estimativa de área cultivada de cana-de-açúcar

A extração dos dados de área municipal foi realizada com os mapeamentos de cada ano-safra e o pacote de rotinas, desenvolvidos em linguagem IDL, a qual faz a contagem da quantidade de pixels presentes no mapeamento dentro dos limites de cada

município do Estado do Paraná, multiplicando-se pela área de cada pixel que é definido dependendo da resolução espacial de cada imagem (250 x 250m = 6,25 ha) para imagens MODIS e (30 x 30m = 0,09 ha) para imagens LANDSAT e (23,5 x 23,5m = 0,06 ha) para imagens IRS. Como resultado final, têm-se as estimativas de área municipal por hectare (ha).

As estimativas de área plantada de cana-de-açúcar foram obtidas para os 399 municípios do Estado do Paraná, onde a somatória de área cultivada em nível municipal foi consolidada pelas 10 mesorregiões, totalizada para o nível estadual. As estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar foram obtidas para o período de anos-safra compreendidos entre 2010/2011 a 2014/2015.

A comparação das estimativas de área cultivadas obtidas pelos mapeamentos foi feita com base na padronização dos anos-safra. As informações de estimativas de área extraídas dos mapeamentos foram confrontadas com os dados municipais oficiais do IBGE e com os dados do Canasat.

3.8 Estatísticas agrícolas

A acurácia dos mapeamentos gerados pelas classificações de MAXVER para os anos-safra compreendidos entre 2010/2011 a 2014/2015 foi avaliada com base em Congalton (1991) e Congalton e Green (1999). Para determinar o número de pontos amostrais ou pixels amostrais, para avaliar a acurácia dos mapeamentos por MAXVER, em função do número total de pixels, foi usado um nível de confiança de 95%, conforme Barbetta (2007) (Equação 9).

$$n = \frac{N * \left(1/(E_0)^2\right)}{N + \left(1/(E_0)^2\right)} \quad (9)$$

em que:

E_0 = erro amostral tolerável;

N = tamanho da população;

n = tamanho da amostra.

Os mapas do Canasat foram usados como referência para a avaliação de acurácia dos mapeamentos gerados a partir das imagens LANDSAT e IRS. O procedimento foi realizado por amostragem aleatória estratificada e sorteio de 2.000 pixels amostrais dentro da área de interesse e 2.000 fora da área de interesse. Esse número é superior ao conjunto

de 200 pixels amostrais mínimos necessários para o Estado do Paraná, estabelecidos na Equação 9.

Os resultados gerados a partir das classificações *Fuzzy* ARTMAP foram estatisticamente analisados para avaliar a acurácia e determinar o nível dos erros entre as estimativas de área cultivada. A acurácia dos mapeamentos gerados pela classificação *Fuzzy* ARTMAP para os anos-safra compreendidos entre 2010/2011 a 2014/2015 foi avaliada com base em Pontius e Millones (2011). A matriz de erros foi transformada em matriz de proporções, que apresenta estimativas imparciais e não tendenciosas para toda a população, ou para toda a área em estudo.

A exatidão global mede a concordância das proporções classificadas corretamente na diagonal principal da matriz. O índice Kappa mede a concordância e faz a comparação de um mapa gerado por uma classificação com um mapa de referência que pode ter dois tipos de aleatoriedade. As distribuições aleatória de quantidade e de alocação foram usadas para avaliar a precisão do mapeamento. A discordância global é calculada pela matriz que separa em duas componentes, pois essas têm diferentes interpretações e implicações práticas.

A planilha eletrônica de Pontius e Millones (2011) deriva de uma única matriz de confusão que, como variáveis de entrada, devem ser inseridas nos conjuntos amostrais das classes em estudos que são comparados com todo o conjunto populacional de pixels das classes presentes no mapeamento gerado.

As medidas estatísticas utilizadas foram a exatidão global, o índice Kappa e a discordância global composta pela componente de quantidade, que é a classificação de proporções incorretas de pixels nas classes e pela componente de alocação, que representa a distribuição espacial incorreta de pixels nas classes.

A acurácia das classificações geradas pela *Fuzzy* ARTMAP para as safras 2010/2011 a 2014/2015 foi avaliada a partir de amostras adquiridas por amostragem aleatória estratificada proporcional nas classes de cana-de-açúcar e não cana-de-açúcar, usando como referência os mapas temáticos do Canasat, dando origem à matriz de confusão (Tabela 9). Várias medidas de precisão da classificação podem ser derivadas a partir da matriz de confusão, porém, a exatidão global é uma das mais conhecidas (FOODY, 2002).

Tabela 9 Matriz de confusão

		Referência		Soma	Total
		Cana j = 1	Não cana j = 2		
Classificação	Cana i = 1	n_{11} (VP)	n_{12} (FP)	$\sum n_{1j}$	N_1
	Não Cana i = 2	n_{21} (FN)	n_{22} (VN)	$\sum n_{2j}$	N_2

em que:

n_{ij} = amostras da classe de referência j ocorrendo na classe i;

$\sum n_{ij}$ = soma das amostras da classe de referência j ocorrendo na classe i;

N_i = total de amostras da classe i;

VP = verdadeiro positivo;

FP = falso negativo;

VN = verdadeiro negativo.

A matriz de confusão é calculada pela comparação entre a localização e a classe de cada pixel da referência com o local correspondente da classe da imagem gerada pela classificação. Cada coluna da matriz de confusão representa uma classe de referência, e os valores contidos na coluna correspondem ao número de pixels em cada classe da classificação que está ocorrendo quando se compara cada classe da referência.

A matriz de confusão pode mostrar a distribuição de classe em porcentagem para cada classe de referência. Os valores são obtidos ao se dividirem as contagens de pixels em cada coluna de referência pelo número total de pixels em determinada classe de referência.

Os erros de comissão representam os pixels que pertencem a outra classe, os quais são marcados como pertencentes à classe de interesse. Os erros de comissão são mostrados nas linhas da matriz de confusão.

Os erros de omissão representam os pixels que pertencem à classe de referência, mas a técnica de classificação não conseguiu classificá-los para a classe correta. Os erros de omissão são mostrados nas colunas da matriz de confusão. Por meio da matriz de confusão se obtém a matriz de proporções que evidencia a proporção das amostras de pixels, estimadas nas classes de referência (Tabela 10).

Tabela 10 Matriz de proporções

		Referência			
		Cana j = 1	Não cana j = 2	Total	
Classificação	Cana	i = 1	p ₁₁	p ₁₂	Σp _{1j}
	Não cana	i = 2	p ₂₁	p ₂₂	Σp _{2j}
	Total		Σp _{i1}	Σn _{i2}	1,0

em que:

p_{ij} = proporções de amostras da classe de referência j representada na classe i;

Σp_{ij} = soma da proporção de amostras da classe de referência j ocorrendo na classe i; onde p_{ij} é calculado pela Equação 10.

$$p_{ij} = \frac{(n_{ij})}{\left(\sum_{j=1}^J n_{ij}\right)} * \frac{(N_i)}{\left(\sum_{j=1}^J N_i\right)} \quad (10)$$

A análise dos resultados dos mapeamentos consistiu na avaliação da acurácia com os Índices Kappa e Exatidão Global (EG) (Congalton, 1991; Congalton e Green, 1999), (Equações 11 e 12), e na comparação pareada entre as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar.

$$IK = \frac{[n * \sum_{i=1}^r x_{ij} - \sum_{i=0}^r (x_i * x_j)]}{[m^2 - \sum_{i=1}^r (x_i * x_j)]} \quad (11)$$

$$EG = \frac{A}{m} * 100 \quad (12)$$

em que:

n = número de observações (pixels amostrais);

A = acerto geral (pixels amostrais classificados corretamente);

m = número de pixels amostrais;

r = número de linhas da matriz de erro;

x_{ij} = observações na linha i e coluna i;

x_i = total marginal da linha i;

x_j = total marginal da coluna j.

Para análise comparativa dos resultados do mapeamento, foram usadas estatísticas agrícolas referentes aos dados de área cultivada de cana-de-açúcar em nível municipal do Estado do Paraná para todo o período compreendido aos anos-safra em estudo. Os dados estatísticos foram obtidos a partir do projeto Canasat e do Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA), que disponibiliza dados sobre previsão e acompanhamento de safras agrícolas com estimativas de produtividade e de áreas cultivadas, tendo como unidade de coleta os municípios.

A análise estatística dos resultados consistiu na comparação pareada entre as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar por dados do Canasat, IBGE, classificações por MAXVER em imagens LANDSAT e IRS/LISS-3 e as obtidas pelo classificador *Fuzzy* ARTMAP em imagens do sensor MODIS, de acordo com a padronização dos anos-safra de 2010/2011 a 2014/2015.

Os conjuntos de dados, em nível municipal, foram submetidos ao Teste de Shapiro-Wilk a 5% de significância para testar a hipótese de normalidade, onde a hipótese nula (H_0) indica que os dados possuem normalidade e a hipótese alternativa (H_1) indica que os dados não possuem normalidade.

As análises das comparações de estimativas de áreas dos mapeamentos da classe cana-de-açúcar gerados pela classificação de MAXVER e *Fuzzy* ARTMAP foram feitas com base na suposição de normalidade, avaliadas pelo coeficiente de correlação de Pearson (r), e como não atenderam às suposições de normalidade, foi usado o coeficiente não paramétrico de Spearman (r_s).

Indicadores estatísticos como o Erro Médio (EM), a Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE) e o índice de concordância refinado de Willmott (d_r) definidos respectivamente, nas Equações 13 a 15, foram usados para avaliar a comparação das estimativas de áreas entre os dados estimados e observados.

$$EM = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n (O_i - E_i)^2 \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n (O_i - E_i)^2} \quad (14)$$

$$d_r = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |E - \bar{O}|}{2 * \sum_{i=1}^n |O - \bar{O}|} \quad (15)$$

em que,

E_i = área cultivada de cana-de-açúcar estimada do município;

O_i = área cultivada de cana-de-açúcar observada dos municípios;

\bar{O} = área cultivada média de cana-de-açúcar observada nos municípios;

n = números de municípios.

O Erro Médio (EM) representa o afastamento médio dos valores estimados em relação aos observados, mede a média dos erros. A Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE) representa a dimensão dos erros entre os valores estimados e observados. O índice de concordância refinado de Willmott (dr) foi proposto por Willmott et al. (2012) em reformulação ao índice desenvolvido por Willmott et al. (1985) e é usado para medir distâncias dos valores na dispersão dos dados correlacionados em torno da reta 1:1. O mesmo indica o grau de afastamento dos valores estimados em relação aos observados, variando de -1,0 para nenhuma concordância, a + 1,0 para a concordância perfeita.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A distribuição espacial da área cultivada média de cana-de-açúcar por municípios no Estado do Paraná é ilustrada na Figura 30. Embora o Estado tenha 399 municípios, apenas 40,60% dos municípios apresentam cultivo de cana-de-açúcar. De acordo com dados oficiais do IBGE, a área colhida da cultura de cana-de-açúcar entre os anos de 2008 e 2012 evidencia que a maior parte da área cultivada no Estado localiza-se nas mesorregiões Noroeste, Norte Central e Norte Pioneiro (IBGE, 2014).

Os valores entre parênteses no mapa da Figura 30 representam a proporção de municípios do Estado que cultivam a cana-de-açúcar de acordo com classe de área colhida (ha) presente no mapa. Os valores em porcentagem entre colchetes correspondem à proporção de área da cultura em relação ao total cultivado, representados pelas classes de área colhida (ha) do mapa.

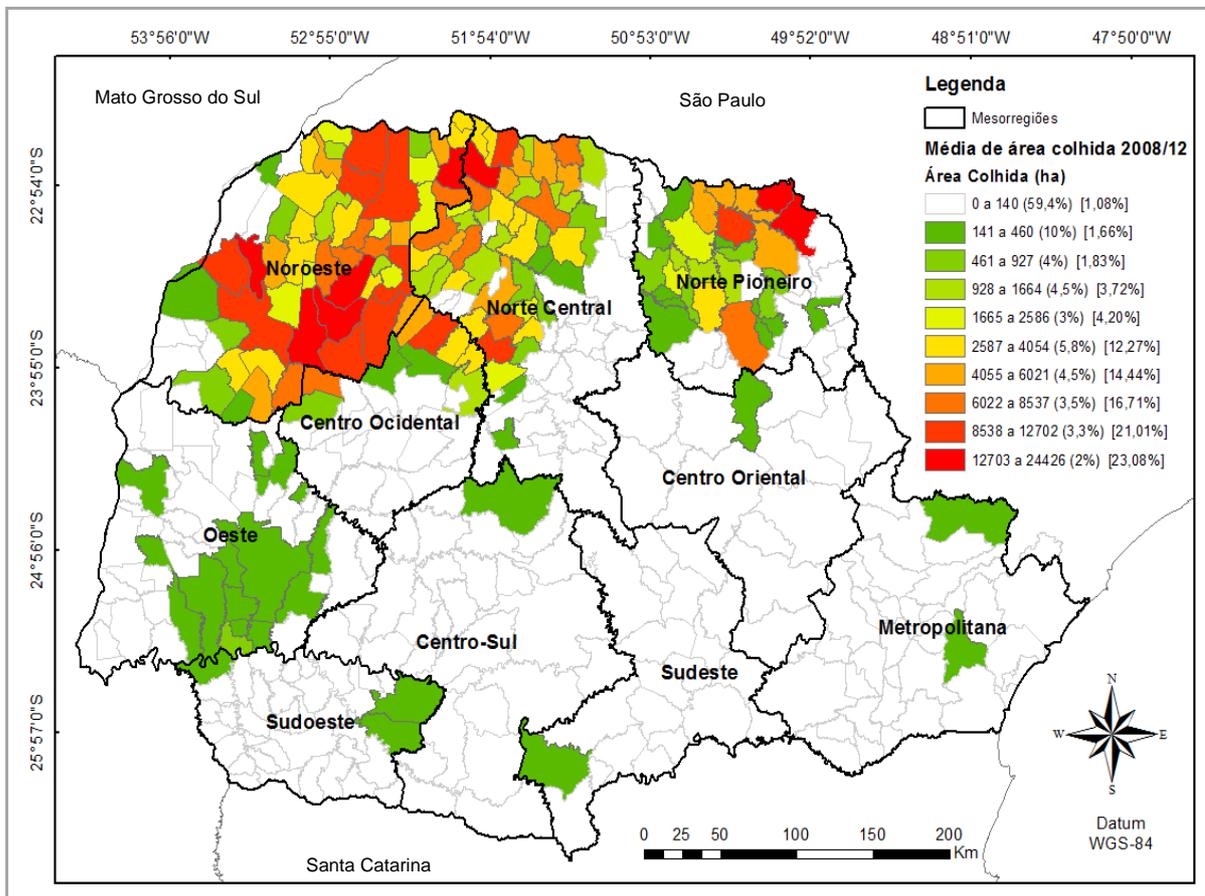


Figura 30 Mapa de área cultivada média com cana-de-açúcar entre 2008 e 2012 no Estado do Paraná.

Fonte: IBGE (2014).

Com base no mapa da Figura 30, pode-se inferir que as mesorregiões que apresentam menor quantidade em área colhida são Centro Oriental, Sudeste, Sudoeste, Metropolitana e Centro Sul, com variação na faixa de 0 a 460 (ha), e a Oeste que apresenta uma média de área colhida entre 141 a 927 (ha).

Pode-se observar também que pouco mais da metade do Paraná, em proporção municipal com 59,4%, apresenta média de área colhida entre 0 e 140 (ha). Contudo, a maioria dos municípios não apresenta qualquer área destinada ao cultivo de cana-de-açúcar, o qual está localizado nas mesorregiões mais ao Sul do Estado.

O destaque ocorre principalmente nas mesorregiões localizadas ao Norte do Estado do Paraná, próximas à divisa com o Estado de São Paulo, considerado o maior produtor de cana-de-açúcar do Brasil, cuja mesorregião Noroeste é a maior representante no Paraná com 23,08% do total da área cultivada.

4.1 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens LANDSAT e IRS

O procedimento consistiu em adquirir amostras de pixels da cultura de cana-de-açúcar sobre as imagens para cada ano-safra e como classificador foi usado o MAXVER. O processo foi realizado em cada imagem com a exceção de imagens com mesma data de um mesmo ano, as quais foram unidas para formar um mosaico de imagens que facilitassem a aquisição das amostras.

Após a classificação das imagens foi feito um novo mosaico para formar o mapeamento para o Estado do Paraná. Foi aplicado um filtro de remoção de pixels *Sieve*, usando um fator de remoção de 50 que permitia eliminar pixels isolados, resultantes da contaminação de diferentes alvos, assim houve aumento tanto na precisão como na exatidão dos mapeamentos.

As Figuras 31 a 35 correspondem aos mapeamentos feitos usando classificação supervisionada de MAXVER compreendida entre os anos-safra de 2010/2011 a 2014/2015 no Estado do Paraná.

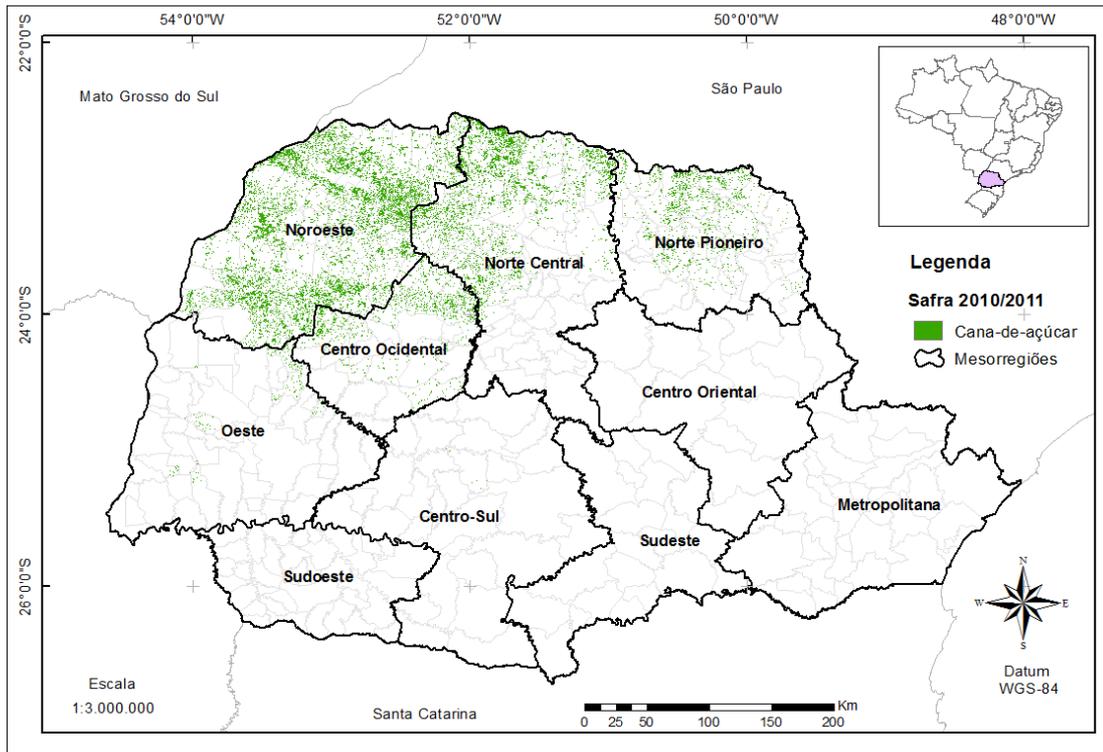


Figura 31 Mapeamento do ano-safra 2010/2011 a partir de imagens do satélite LANDSAT-5.

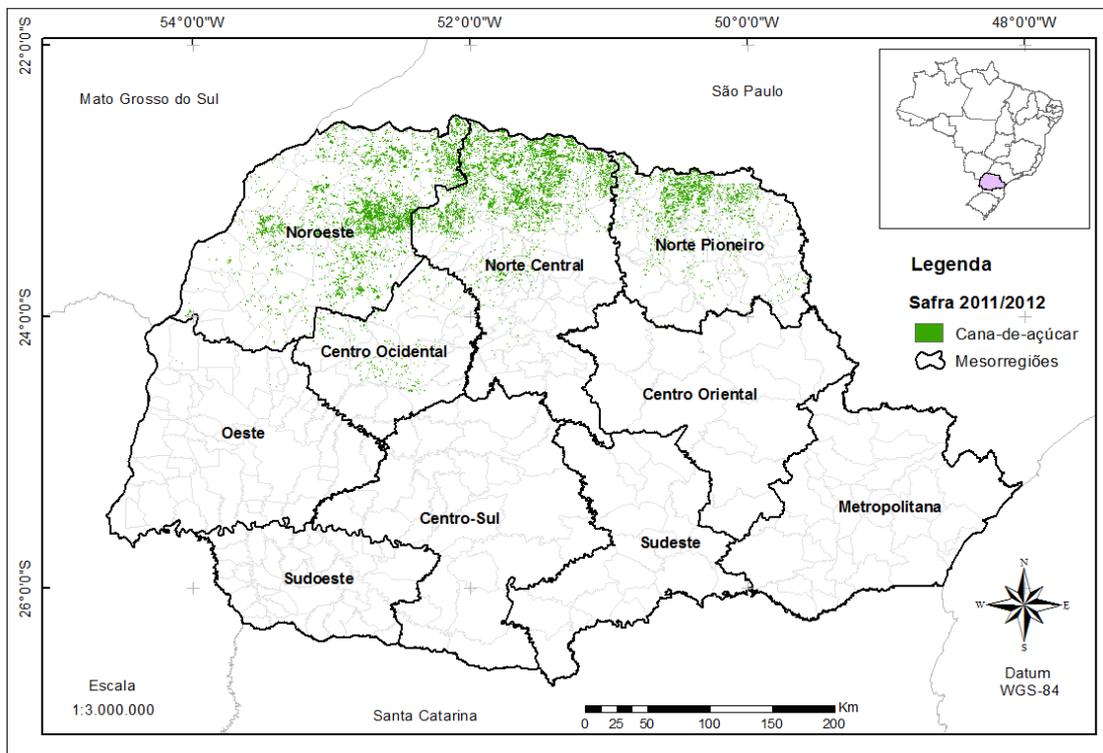


Figura 32 Mapeamento do ano-safra 2011/2012 a partir de imagens do satélite LANDSAT-5.

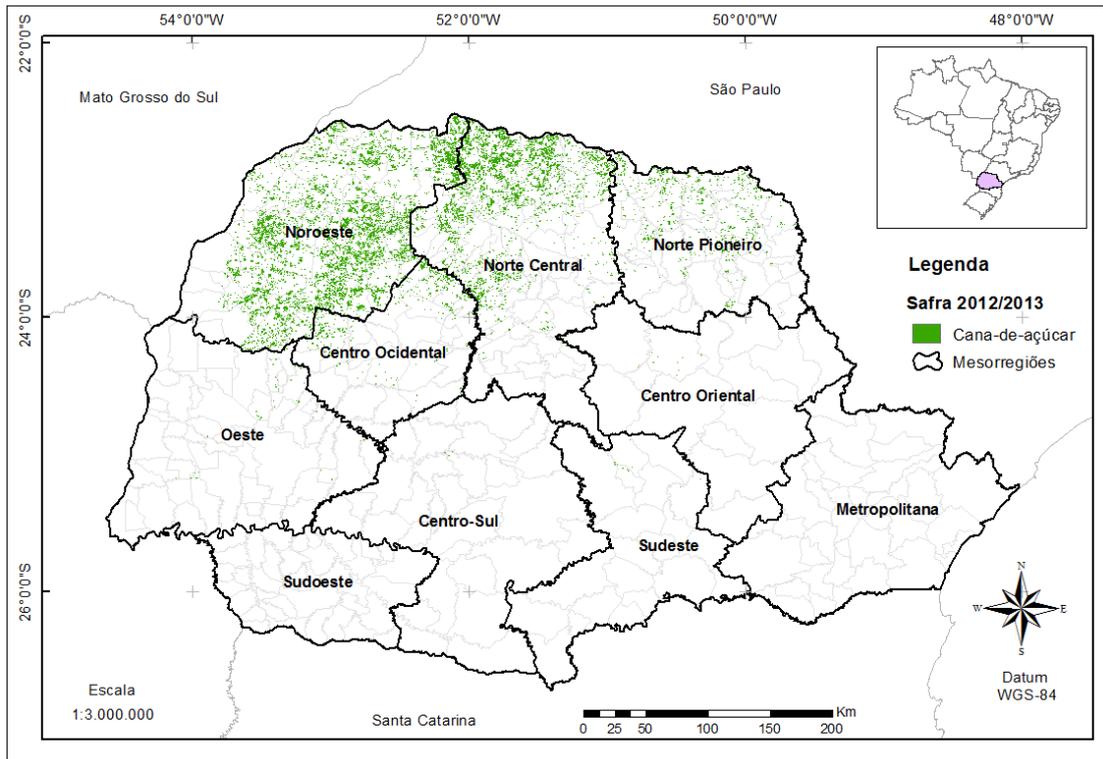


Figura 33 Mapeamento do ano-safra 2012/2013 a partir de imagens do satélite IRS.

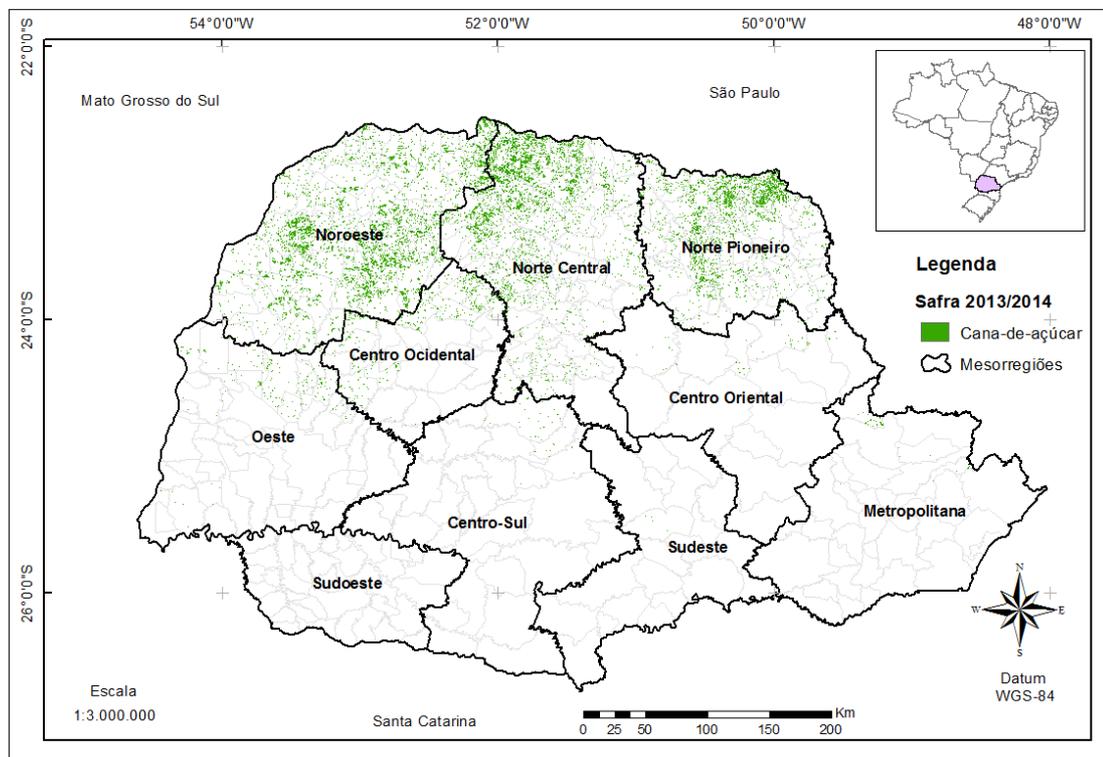


Figura 34 Mapeamento do ano-safra 2013/2014 a partir de imagens do satélite LANDSAT-8.

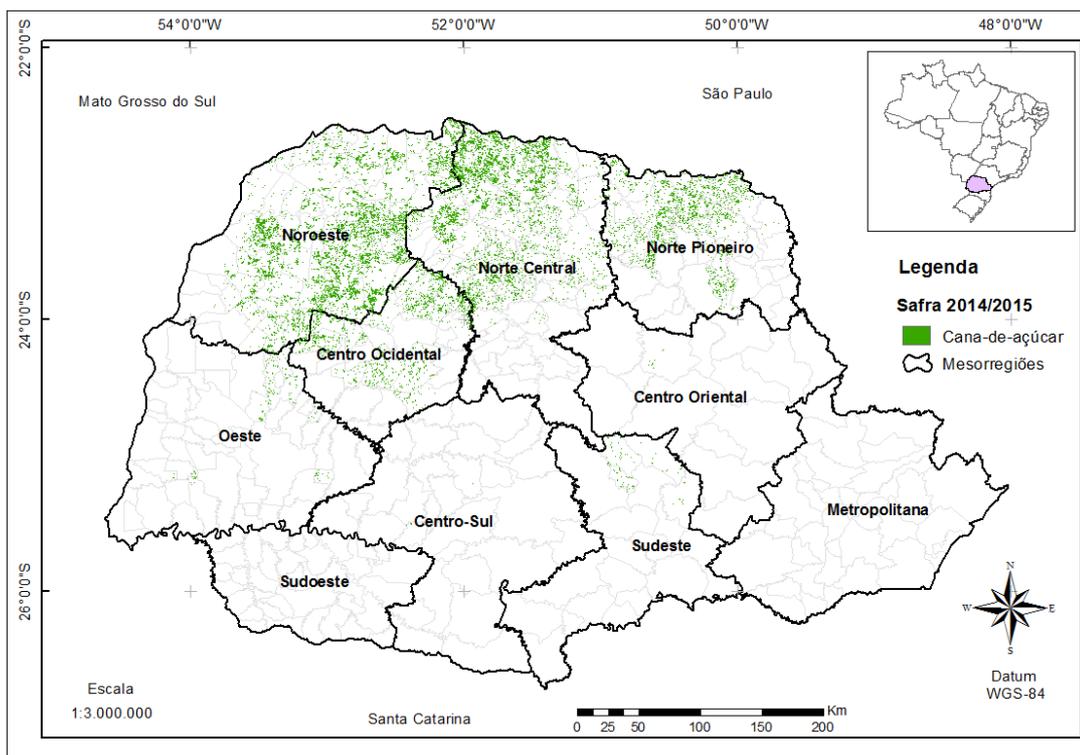


Figura 35 Mapeamento do ano-safra 2014/2015 a partir de imagens do satélite LANDSAT-8.

A Tabela 11 apresenta os índices de acurácia, obtidos nas classificações por MAXVER comparando com a referência dos mapas vetoriais do Canasat, compreendidos entre os anos-safra de 2010/2011 a 2014/2015.

Tabela 11 Índices de acurácia para os mapeamentos com Imagens LANDSAT e IRS

MAXVER	Medidas Estatísticas		
	Safras	Índice Kappa	Exatidão Global (%)
	2010/2011	0,80	93,51
	2011/2012	0,81	94,05
	2012/2013	0,83	94,22
	2013/2014	0,84	94,75
	2014/2015	0,82	95,02

De acordo com a Tabela 11, podemos observar que o Índice Kappa variou de 0,80 (2010/2011) a 0,84 (2013/2014). Isso indica uma excelente qualidade temática para os mapeamentos gerados em todos os anos-safra e evidencia que os mapeamentos gerados aproximam-se muito da referência.

Silva Junior e Bacani (2011) avaliaram o desempenho de classificadores supervisionados para identificar a cultura de cana-de-açúcar usando imagens de satélite LANDSAT-5, em uma área localizada a Noroeste da cidade de Maracaju, MS. Os autores

aplicaram o NDVI na imagem radiométrica com diferentes rotinas de tratamento digital de imagem e encontraram que o IK variou entre 0,5 (Bhattacharya) e 0,8 (MAXVER-ICM).

Mello et al. (2010), usando um recorte de uma cena LANDSAT-5, em uma área da região de Ribeirão Preto - SP, aplicaram um teste de classificação automática, a partir de um Modelo Linear de Mistura Espectral para que fossem identificadas áreas de cana-de-açúcar colhidas com queima e sem queima. A partir da comparação da classificação com um mapa gerado por interpretação visual que é sua referência, obtiveram-se a exatidão global de 89,7% e um índice Kappa de 0,845. Esses resultados comparados com a exatidão global foram inferiores aos obtidos nos mapeamentos do Estado do Paraná, embora os autores tenham utilizado uma área menor para o estudo. Desta forma, pode-se inferir que a metodologia por classificação supervisionada (MAXVER) tem um grande potencial para ser usada em mapeamentos de cana-de-açúcar no Estado do Paraná, pois existe pouca semelhança espectral com outros alvos.

Além disso, Vieira et al. (2012) desenvolveram uma metodologia para contribuir na automação do mapeamento de cana-de-açúcar em grandes áreas usando séries temporais de imagens de sensoriamento remoto. Os autores empregaram duas técnicas combinadas, *Object-Based Image Analysis* (OBIA) e *Data Mining* (DM), aplicadas em três municípios com grande representatividade agrícola, localizados no Estado de São Paulo. Com a série temporal de imagens LANDSAT e com 500 amostras de pixels, usando a análise de matriz de erros, os autores encontraram IK de 0,87 e EG de 94%. Resultados semelhantes foram encontrados para os mapeamentos por classificação supervisionada no Estado do Paraná.

De acordo com Rudorff et al. (2010), entre as culturas cultivadas, algumas podem apresentar características semelhantes em imagens LANDSAT em determinadas fases de cultivos de cana-de-açúcar, tais como o milho que, antes da senescência, tem uma cor e textura semelhantes aos da cana-de-açúcar e isso pode provocar confusão além de levar a erros de omissão para classes de cana-de-açúcar.

Por esta razão, a escolha de datas de imagens em períodos de entressafra é imprescindível para melhor desempenho pelo classificador, comprovado pelos elevados valores dos índices de acurácia, obtidos nos mapeamentos gerados no Estado do Paraná. Na validação dos mapeamentos, a partir dos índices de acurácia (IK) e (EG), esses apresentaram ótimos ajustes e excelente acurácia espacial.

O desempenho do classificador MAXVER está diretamente relacionado com a distribuição geográfica da cana-de-açúcar no Estado do Paraná, com melhor desempenho em regiões de maior concentração e disposição de área cultivada de cana-de-açúcar. Para um resultado com maior precisão, observa-se que a classificação deva ser feita por cena, ou seja, para cada órbita/ponto, pois a diferença das informações espectrais e aspectos de cor presentes nas imagens e também pelas aquisições que foram realizadas em datas distintas

podem influenciar no resultado final gerado pelo classificador. Desta forma, as amostras devem ser adquiridas para cada imagem de forma individual. Em imagens com mesma data, pode ser gerado um mosaico que permite otimizar tempo na aquisição de amostras e nas classificações.

4.1.1 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens LANDSAT/IRS com dados do Canasat

O primeiro procedimento realizado para a comparação entre as estimativas de áreas cultivadas foi a aplicação do teste de normalidade de Shapiro-Wilk, o qual foi avaliado de acordo com as suposições de normalidade univariada e bivariada dos dados. Com base nas suposições de normalidade e na aplicação do teste a 5% de significância, os dados não apresentaram normalidade.

As Figuras 36a, 36b e 36c evidenciam os gráficos da relação entre áreas cultivadas dos dados do Canasat, comparados com os mapeamentos gerados por classificação supervisionada de MAXVER a partir de imagens provenientes dos satélites LANDSAT e IRS para os anos-safra de 2010/2011 a 2012/2013.

De acordo com a padronização dos anos-safra que levam em consideração a disponibilidade dos dados de área por parte do Canasat, os anos-safra 2013/2014 e 2014/2015 não foram computados na comparação das estimativas de área em virtude de sua não divulgação. As estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar obtida pelo classificador MAXVER apresentaram forte correlação não paramétrica de Spearman (r_s) e concordância com a estimativa de área usada como referência proveniente do projeto Canasat.

Com base na análise de relação por município entre os dados do Canasat e dos mapeamentos gerados pela classificação supervisionada de MAXVER, obtiveram-se coeficientes de correlação de Spearman que variaram entre 0,84 (ano-safra 2011/2012) e 0,90 (anos-safra 2010/2011 e 2012/2013). Isso indica que as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar foram fortemente correlacionadas com uma associação positiva (Tabela 12).

O índice de concordância refinado de Willmott (dr) variou entre 0,82 (ano-safra 2011/2012) e 0,89 (ano-safra 2012/2013). Logo, indica-se ótimo desempenho quanto à concordância dos dados correlacionados comparados em torno da reta 1:1. Não se apresenta grande dispersão, e mostra-se elevada exatidão entre as estimativas comparadas nos respectivos anos-safra avaliados (Tabela 12). Portanto, evidencia-se também que a comparação pareada dos dados de área cultivada em nível municipal apresentou desempenho similar para todos os anos-safra avaliados.

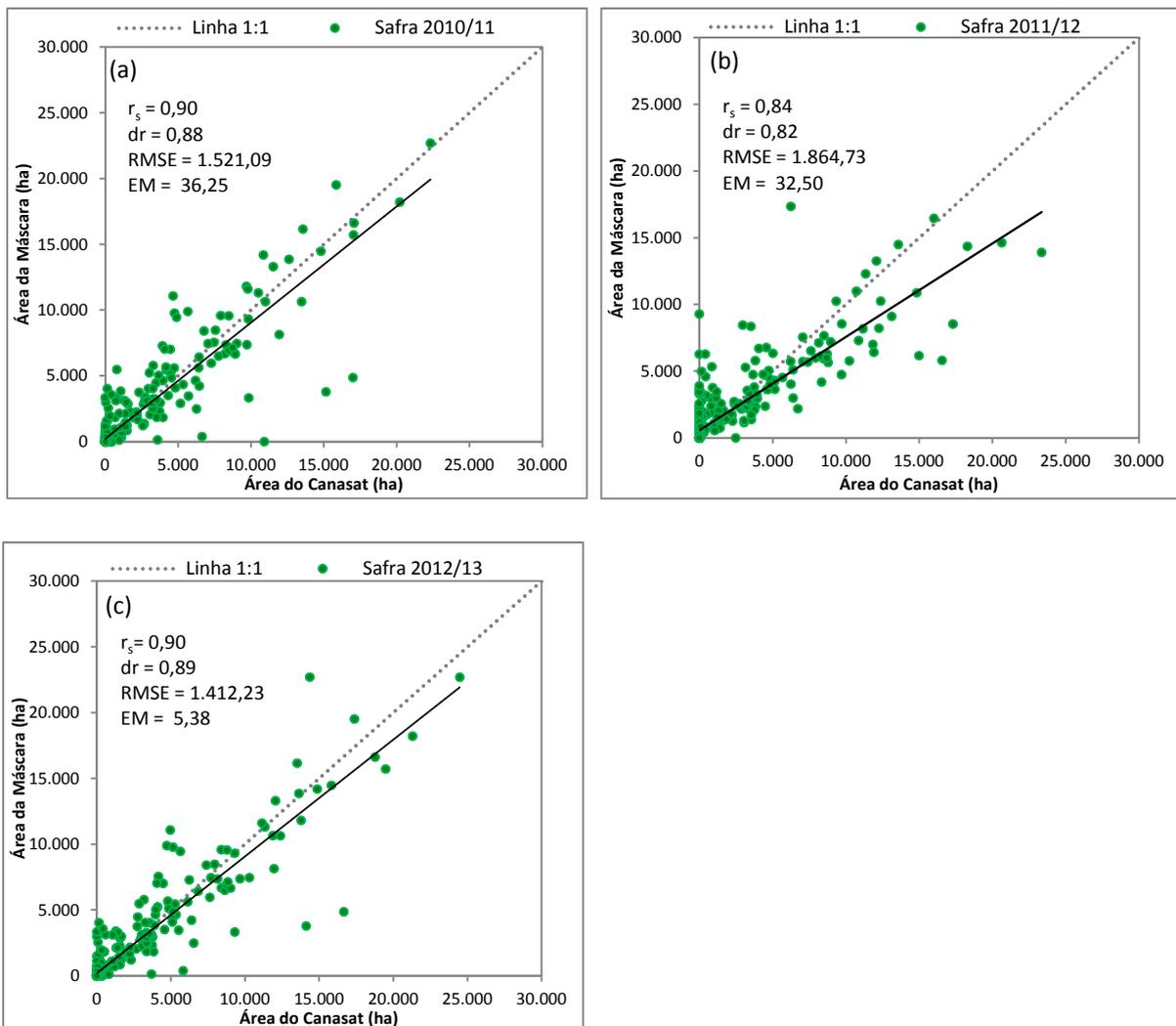


Figura 36 Comparação de área estimada de cana-de-açúcar por MAXVER em relação ao Canasat.

E, pela análise do erro médio (EM), constatou-se que as estimativas de área obtidas pelo classificador supervisionado MAXVER foram superestimadas (Tabela 12) em relação às do Canasat com variação entre 5,38 ha (ano-safra 2012/2013) e 36,25 ha (ano-safra 2010/2011).

A raiz do erro médio (RMSE) evidencia valores do erro nas mesmas dimensões da variável analisada. Observa-se que a dimensão do erro produzido pela relação comparativa dos dados de áreas teve variação média municipal entre 1.412,23 ha (ano-safra 2012/2013) e 1.864,73 ha (ano-safra 2011/2012). Desta forma, as comparações dos dados de estimativa de área tiveram ótimo desempenho de precisão e exatidão, além de apresentarem tendência de superestimação das estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar dos mapeamentos gerados pela classificação de MAXVER e em relação ao Canasat.

De acordo com a comparação dos dados do Canasat e os obtidos nos mapeamentos (Tabela 12), houve diferença média de 9,86 ha. A maior diferença entre os dados do Canasat e dos mapeamentos foi encontrada para o ano-safra 2010/2011 (14.464

ha) e a menor diferença para o ano-safra 2012/2013 (2.148 ha). Assim, com base na padronização dos anos-safra, não foi comparado o ano-safra de 2013/2014 (701.767 ha) e o de 2014/2015 (733.318 ha), pelo fato desses dados ainda não terem sido divulgados pelo Canasat.

Tabela 12 Análise de estimativa área de cana-de-açúcar obtida por MAXVER em relação ao Canasat (2010/2011 a 2012/2013)

Variáveis	Anos safras		
	2010/2011	2011/2012	2012/2013
Área Canasat (ha)	668.673	681.148	699.501
Área Mapeamento (ha)	683.137	694.114	701.650
Diferença (Mapa – Canasat)	14.464	12.967	2.148
Diferença (%)	2,16	1,90	0,31
EM	36,25	32,50	5,38
RMSE	1.521,09	1.864,73	1.412,23
dr	0,88	0,82	0,89
r _s	0,90	0,84	0,90

4.1.2 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens LANDSAT/IRS com dados do IBGE

De acordo com a padronização dos anos-safra, não foi comparado o ano-safra de 2014/2015 pelo fato dos dados ainda não terem sido divulgado, pois a metodologia empregada no método de estimativa de área por parte do órgão oficial do IBGE é feita pela aquisição de dados locais com proprietários, o que torna o procedimento demorado.

As Figuras 37a, 37b, 37c e 37d evidenciam os gráficos da comparação entre as estimativas de áreas cultivadas dos dados oficiais do IBGE, confrontados com os mapeamentos gerados por classificação supervisionada de MAXVER, compreendidos de acordo com a padronização dos anos-safra de 2010/2011 a 2013/2014.

Com relação aos comparativos de áreas feitos entre os dados oficiais do IBGE e das classificações supervisionadas de MAXVER, pode-se observar em nível de Município que os valores obtidos para o coeficiente de correlação de Spearman variaram entre 0,64 (ano-safra 2013/2014) e 0,80 (ano-safra 2012/2013). Assim, há indícios de que as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar para os anos-safra de 2011/2012 e 2013/2014 foram moderadamente correlacionadas e em 2010/2011 e 2012/2013 fortemente correlacionadas (Tabela 13).

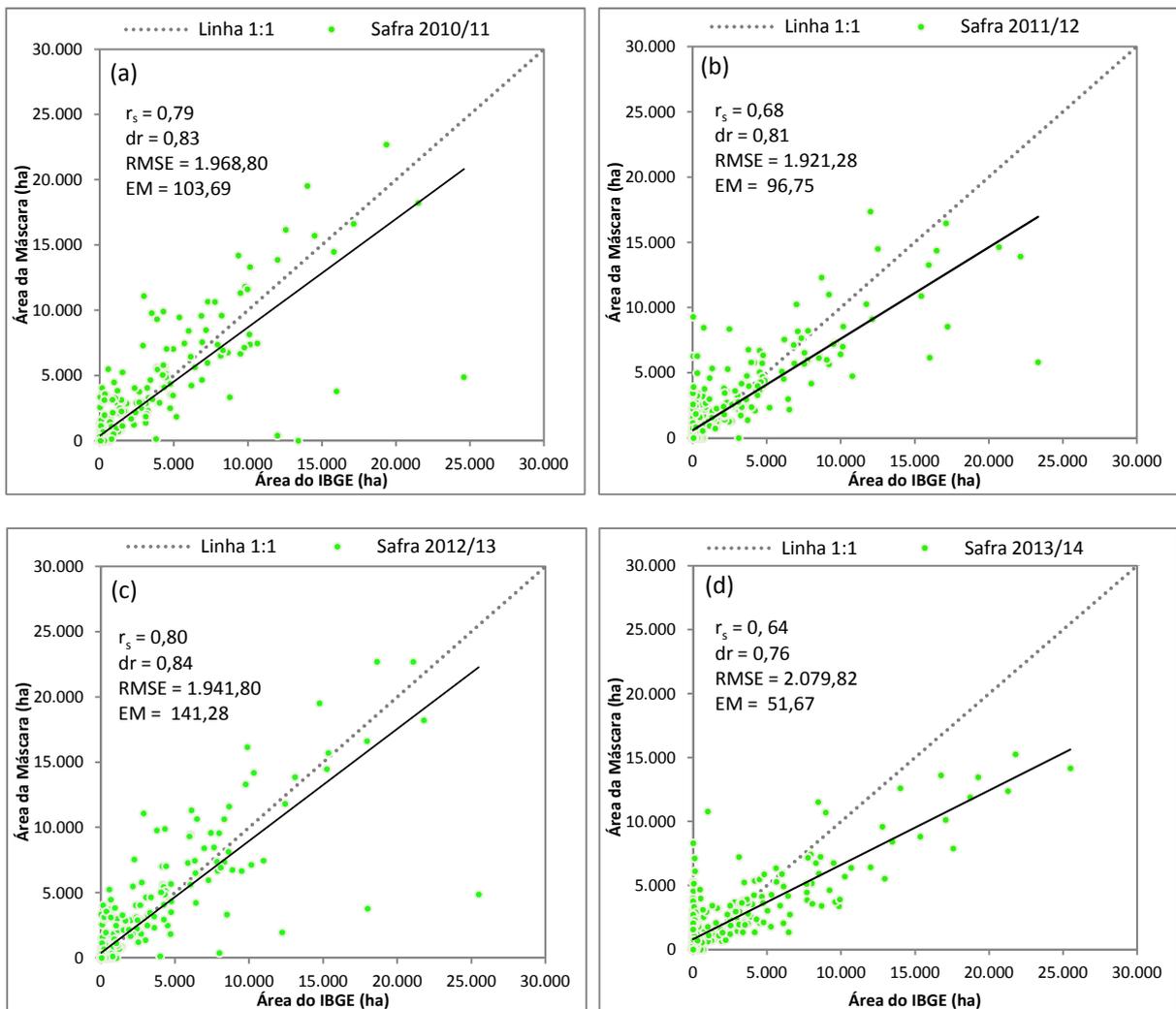


Figura 37 Comparação de área estimada de cana-de-açúcar por MAXVER em relação ao IBGE.

De acordo com a análise do erro médio (EM), constatou-se que as estimativas de área dos mapeamentos foram superestimadas em relação às do IBGE variando de 51,67 ha (ano-safra 2013/2014) a 141,28 ha (ano-safra 2012/2013) (Tabela 13).

A raiz do erro médio (RMSE) demonstrou que a dimensão do erro teve variação média municipal entre 1.921,28 ha (ano-safra 2011/2012) e 2.079,82 ha (ano-safra 2013/2014) (Tabela 13).

O índice de concordância refinado de Willmott (dr) variou entre 0,76 (ano-safra 2013/2014) e 0,84 (ano-safra 2012/2013). Isso designa um desempenho regular e indica moderada exatidão entre as estimativas comparadas em todos os anos-safra avaliados (Tabela 13).

Ainda com relação à comparação dos dados oficiais do (IBGE) e os obtidos nos mapeamentos, houve diferença média de 39.241 ha. A maior diferença entre os dados do IBGE e dos mapeamentos foi encontrada para o ano-safra 2012/2013 (56.370 ha) e a menor diferença para o ano-safra 2013/2014 com 20.615 ha (Tabela 13).

Tabela 13 Análise de estimativa área de cana-de-açúcar obtida por MAXVER em relação ao IBGE (2010/2011 a 2013/2014)

Variáveis	Anos safras			
	2010/2011	2011/2012	2012/2013	2013/2014
Área Oficial (ha)	641.765	655.509	645.280	681.152
Área Mapeamento (ha)	683,137	694.114	701.650	701.767
Diferença (Mapa - Oficial) (ha)	41.372	38.605	56.370	20.615
Diferença (%)	6,45	5,89	8,74	3,03
EM	103,69	96,75	141,28	51,67
RMSE	1.968,80	1.921,28	1.941,80	2.079,82
dr	0,83	0,81	0,84	0,76
r _s	0,79	0,68	0,80	0,64

De acordo com Rudorff et al. (2010), que avaliaram áreas cultivadas de cana-de-açúcar usando imagens LANDSAT para cada região administrativa do Estado de São Paulo no período compreendido entre 2003/2004 a 2008/2009, foi observado um rápido aumento na produção de cana-de-açúcar não somente em regiões tradicionais e produtoras de culturas anuais, mas também em regiões que são mais voltadas para a pecuária. Tal fato pode ser explicado pelo incentivo significativo em 2002 com o anúncio da inserção de veículos flex na indústria brasileira, que impulsionou o aumento da demanda por etanol.

Resultados também evidenciados por Silva et al. (2010), a partir da metodologia do projeto Canasat, o qual analisa as mudanças nas áreas de cultivos de cana-de-açúcar no Centro-sul do Brasil, para o período compreendido entre 2005/2006 e 2009/2010, observaram que a área total disponível para colheita cresceu 76,2%, enquanto a taxa de crescimento para o Estado do Paraná foi de 4,5% na temporada de 2009/2010 em relação a safra anterior.

Observa-se também que houve proximidade entre a área obtida pelos mapeamentos e os dados oficiais do IBGE, porém tal proximidade não foi tão significativa quanto à comparação com os dados do Canasat.

4.2 Mapeamento de cana-de-açúcar com imagens MODIS

Os mapeamentos gerados a partir de imagens dos satélites LANDSAT e IRS, juntamente com os vetores do Canasat serviram de referência para coleta de amostras para gerar os mapeamentos usando EVI de imagens MODIS pela classificação *Fuzzy ARTMAP*.

4.2.1 Extração de métricas fenológicas sazonais da cana-de-açúcar

As séries temporais de EVI provenientes dos satélites TERRA e AQUA do sensor MODIS foram processadas usando o programa TIMESAT, que analisa as séries temporais de imagens de satélites e permite extrair informações de sazonalidade e sua relação com as propriedades dinâmicas da vegetação resultando em imagens síntese.

Logo, para a obtenção das onze (11) métricas geradas pelo programa, foram usadas 506 imagens de EVI compostas pelos satélites TERRA e AQUA, que correspondem ao período de outubro de 2004 a setembro de 2014. Como resultado, têm-se os onze parâmetros fenológicos sazonais de EVI que, de acordo com o interesse do usuário, em que pode ser gerada qualquer uma das métricas como resultado final a qualquer momento sem que haja a necessidade de que se processem novamente todas as imagens pelo programa e definir novamente sua parametrização.

As Figuras 38a e 38b evidenciam as imagens síntese das métricas fenológicas extraídas pelo programa TIMESAT, que são: nível base (a) e taxa de senescência (b) da série temporal de EVI, obtidas para o Estado do Paraná.

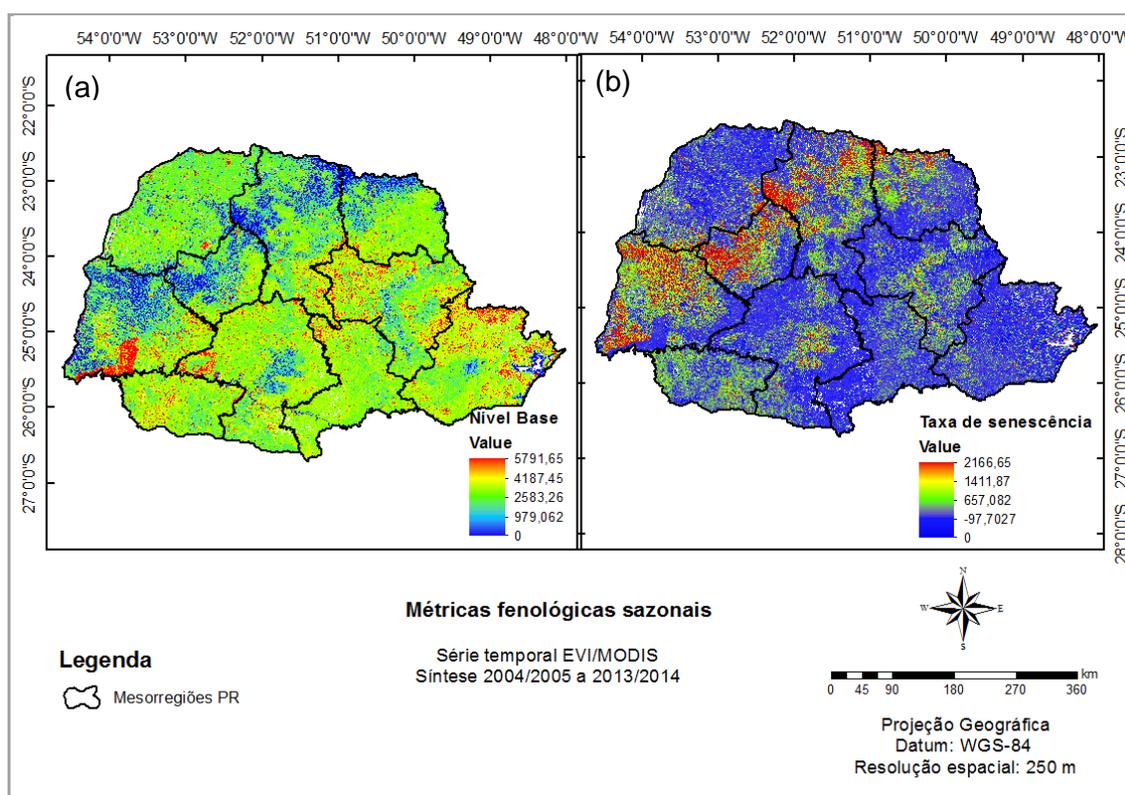


Figura 38 Métricas fenológicas sazonais extraídas pelo TIMESAT no Estado do Paraná.

Apesar de o programa TIMESAT fornecer como resultado, a partir da análise de toda série temporal, onze métricas fenológicas sazonais, foram utilizadas somente duas

métricas na geração dos mapeamentos por *Fuzzy ARTMAP*: as métricas de nível base que é sintetizada a partir de valores mínimos de EVI e a taxa de senescência.

A taxa de senescência é uma taxa de redução vegetativa do final do ciclo de uma cultura, que representa a redução da atividade fotossintética e a perda de vigor vegetativo. O uso da mesma se justifica em mapeamentos de culturas agrícolas anuais como é o caso da cana-de-açúcar devido ao período de maturação e à implicação acentuada no aumento de senescência em suas áreas de cultivo.

4.2.2 Decomposição das séries temporais de EVI do sensor MODIS

Como resultado da decomposição das séries temporais de imagens de EVI pelo algoritmo HANTS têm-se a série temporal filtrada do índice de vegetação e também a composição das imagens de amplitude, fase, variância e da composição de imagens transformadas do espaço de cores RGB para HLS para os harmônicos (H1 e H2).

Os termos harmônicos de amplitude e fase foram gerados para as frequências (0,1, 2 e 3), os quais equivalem à média do índice de vegetação de EVI da série temporal e ao ciclo de seis meses, três meses e dois meses, respectivamente. Sendo assim, foram usados três harmônicos para as classificações por *Fuzzy ARTMAP*, que são suficientes para explicar a maior parte da variância das séries temporais de imagens.

A Figura 39 mostra a representação HLS (Matiz, Iluminação e Saturação) dos termos harmônicos de EVI para o Estado do Paraná, de outubro de 2010 a março de 2011 até outubro de 2013 a março de 2014.

Para melhor entendimento e compreensão das representações do espaço de cor HLS, a legenda de cores, usada na Figura 39, anos-safra, 2010/2011 (Figura 39a); 2011/2012 (Figura 39b); 2012/2013 (Figura 39c) e 2013/2014 (Figura 39d), evidencia a relação com a ocorrência do pico vegetativo em diferentes anos-safra.

Oliveira et al. (2015) aplicaram a análise harmônica em séries temporais de EVI2/MODIS para áreas de cana-de-açúcar com o objetivo de caracterizar a cobertura vegetal e suas propriedades biofísicas. Como resultado, observaram que o termo harmônico relacionado ao período anual foi o responsável pela maior parte da variância. Portanto, evidencia-se o ciclo da cultura e ainda demonstraram que é possível aplicar bandas de análise harmônica em composições coloridas para delimitar áreas agrícolas conforme adotado neste trabalho.

Além disso, os mapas dos resultados da análise harmônica com relação à distribuição espacial da média do termo aditivo demonstraram que os menores valores foram obtidos para áreas urbanas e de água com pouca variação ao longo da série. Os valores mais elevados corresponderam às áreas de floresta, reflorestamento ou culturas

perenes, ao contrário de culturas agrícolas que apresentam valores de máximos e mínimos bem definidos, durante o desenvolvimento do ciclo fenológico da cultura.

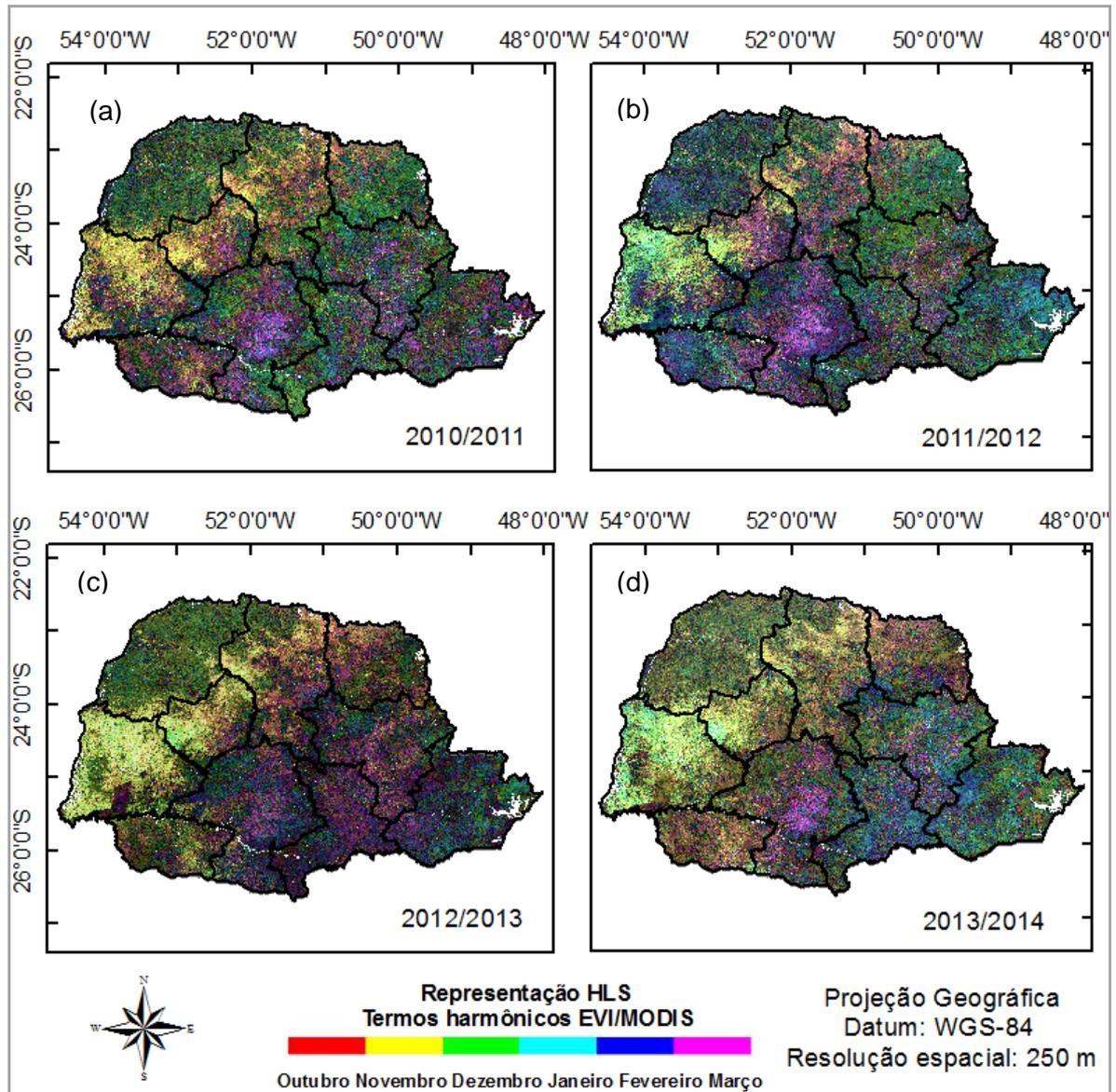


Figura 39 Representação HLS dos termos harmônicos de EVI do período de outubro a março dos anos-safra de 2010/2011 a 2013/2014.

Coutinho et al. (2013) aplicaram análise de ciclos harmônicos de séries temporais de dados de NDVI/MODIS para a discriminação de culturas agrícolas anuais e para mapear culturas e associações de culturas agrícolas no Estado do Mato Grosso, que é o maior produtor de grãos e de algodão do Brasil. Como resultados preliminares obtidos a partir da transformação HLS aplicados aos termos harmônicos, demonstraram que a técnica auxilia na discriminação de coberturas vegetais com comportamentos espectro-temporais bastante distintos, como agricultura, pastagem e floresta.

Entretanto, como houve dificuldade na discriminação de superfícies com comportamento espectro-temporal semelhante, em se tratando de diferentes culturas

agrícolas analisadas, devido ao baixo contraste observado nas imagens, consideraram a aplicação da transformação HLS em um período menor de série temporal, compreendendo datas entre picos vegetativos com maior variação de NDVI. Dessa forma, obtiveram melhores contrastes na distinção de superfícies de comportamento espectro-temporal semelhante.

A composição dos harmônicos no espaço de cores HLS permite melhor entendimento e visualização do comportamento dos termos harmônicos na representação das culturas agrícolas e das mudanças de uso da terra. Conforme a composição da Figura 39, uma elevada intensidade indica um EVI constantemente elevado, como em regiões de predomínio de produção em cultivos agrícolas.

As áreas de tonalidade de cores mais clara têm forte efeito compreendido no período de outubro a março, que corresponde ao ciclo de seis meses. A tonalidade da matiz indica o tempo de máximo EVI. A ordem das cores evidenciadas na composição e nas legendas das Figuras 39 e 40, vermelho, amarelo, verde, ciano, azul e magenta, correspondem temporalmente ao termo harmônico de fase nos meses de outubro, novembro, dezembro, janeiro, fevereiro e março, ordenados conforme a sequência, respectivamente.

Ainda de acordo com Oliveira et al. (2015), um resultado interessante na aplicação de métodos que visem ao mapeamento da cultura de cana-de-açúcar é o destaque do comportamento verificado no terceiro harmônico, que apresenta os maiores valores de amplitude entre os harmônicos. Ao se analisar um mapa de amplitude do terceiro harmônico, é possível notar a distribuição dos valores correspondentes às áreas de cana-de-açúcar.

As áreas cultivadas com cana-de-açúcar podem ser observadas em maior proporção nas diversas tonalidades da cor azul, verde e cinza claro mais ao norte da mesorregião representada na (Figura 40) onde é maior a concentração de cana-de-açúcar cultivada. A intensidade de brilho da tonalidade de cor de cinza claro a branco indica um EVI elevado durante o ciclo vegetativo que se predomina em todos os termos harmônicos, como em algumas áreas na mesorregião do Norte Central, onde se intensifica o cultivo da cana-de-açúcar.

Pode-se observar com base no mapa da Figura 40 que há uma diversidade muito grande quanto aos padrões de cores. O mesmo foi observado em imagens resultantes obtidas por Coutinho et al. (2013) que, a partir de análise visual, identificaram a distinção de padrões de cores distintas para áreas ou talhões nos quais foram desenvolvidas diferentes culturas ou associações entre elas. Assim, foi possível a distinção visual de diferentes culturas e áreas com desenvolvimento de cultura anual. E é essa distinção de padrões, propiciada pela decomposição das séries temporais em harmônicos associados a outras

técnicas, que compõe a metodologia para o mapeamento de cana-de-açúcar, o que permite e facilita a identificação da cultura pelo classificador *Fuzzy ARTMAP*.

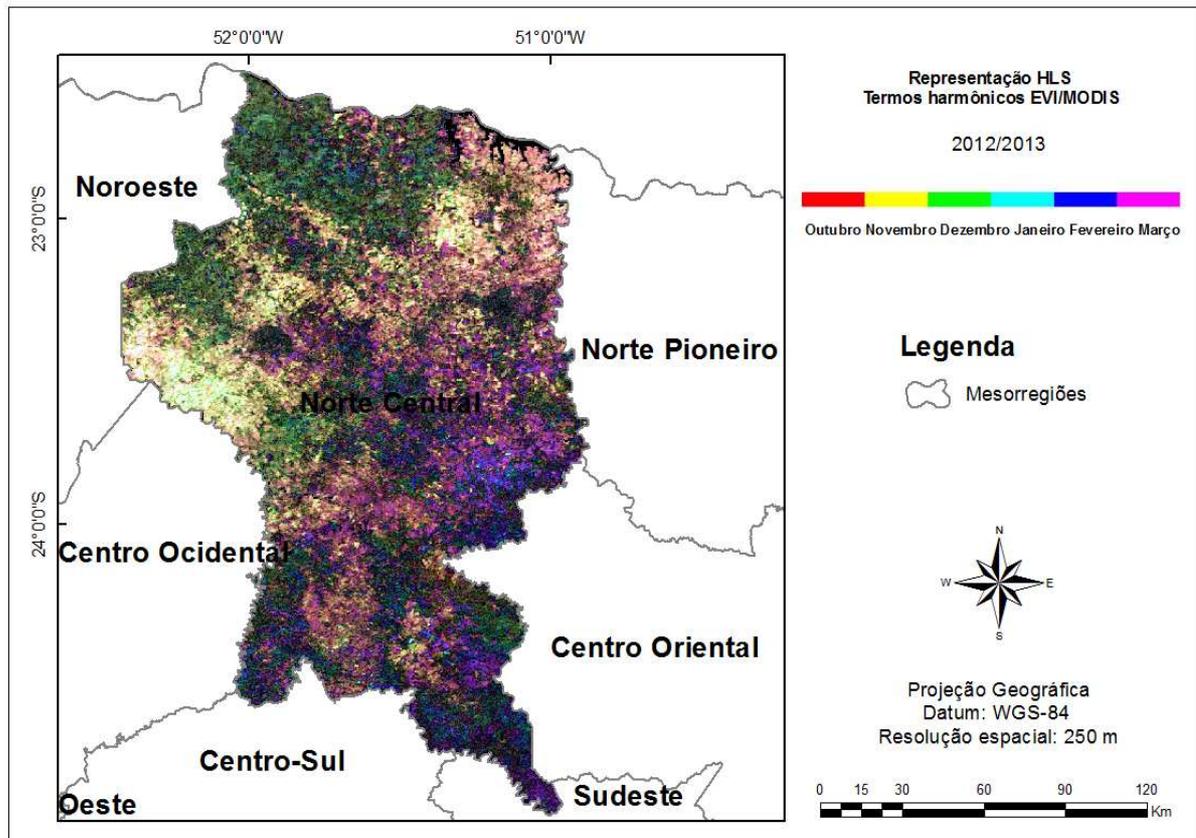


Figura 40 Representação HLS dos termos harmônicos de EVI na mesorregião Norte Central do Estado do Paraná.

Porém, vale destacar que, no Estado do Paraná, há uma diversidade muito grande em termos de culturas agrícolas com pico vegetativo, as quais se iniciam no fim de dezembro e se estendem até o início de fevereiro, principalmente nas áreas localizadas em mesorregiões onde a presença das culturas de verão (milho e soja) são mais cultivadas.

4.2.3 Classificação *Fuzzy ARTMAP*

A Figura 41 apresenta o resultado da classificação supervisionada por *Fuzzy ARTMAP* para o ano-safra 2012/2013. A avaliação dos índices de acurácia da classificação *Fuzzy ARTMAP* para o ano-safra 2012/2013 consistiu na comparação dos pixels de referência, adquiridos a partir do mapa proveniente do projeto Canasat. Contudo, foram usados 10.730 pixels para gerar a matriz de confusão (Tabela 14) e a matriz de proporções (Tabela 15). Desses, 926 pixels da classe de cana e 9.804 pixels da classe correspondente a não cana, a partir da matriz erro, foram calculadas as demais medidas estatísticas.

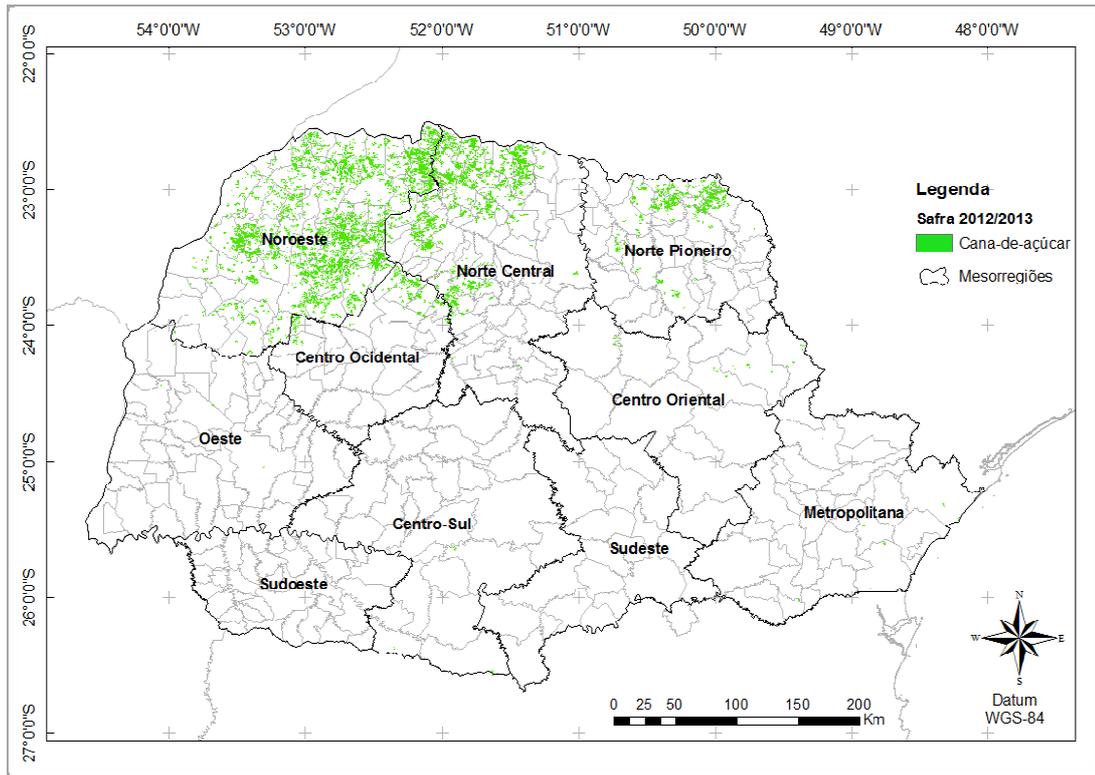


Figura 41 Modelo de classificação do *Fuzzy ARTMAP* para o ano-safra 2012/2013.

A avaliação da acurácia da classificação para o ano-safra 2012/2013 atingiu a exatidão global de 97,69%, com um índice Kappa de 0,84 (Tabela 14). Conforme análise das medidas estatísticas obtidas, pode-se inferir que o mapeamento obtido pode ser considerado de qualidade temática muito boa, com alto valor de exatidão. Tais dados corroboram com o mapeamento temático do Canasat da safra 2010/2011 na região Centro-Sul com exatidão de 98% e com um erro de subestimativa de área plantada de cana-de-açúcar de 0,5%. A validação foi realizada por uma campanha de campo nos Estados de São Paulo, Minas Gerais e Paraná, mostrando a excelente qualidade temática do mapeamento. Sendo assim, também são esperados resultados com elevado nível de acurácia para as demais safras, devido ao método consistente de interpretação visual (ADAMI, et al., 2012).

Tabela 14 Matriz de confusão para determinação de índices de acurácia

Ano-safra 2012/2013	Matriz de confusão		Total Amostrai	Total Populacional
	Referência Cana	Referência Não cana		
Classificação Cana	766	89	855	117.445
Classificação Não cana	160	9.715	9.875	3.410.112
Total	926	9.804	10.730	3.527.557

A partir da matriz de confusão, foi obtida a matriz de proporções, calculada por meio de planilhas eletrônicas do Excel, desenvolvidas por Pontius (2014). A matriz evidencia a proporção das amostras de pixels estimadas nas classes de referência, conforme (Tabela 15).

A Tabela 15 expressa a proporção estimada da área de estudo que é a classe (i) no mapa de comparação e a classe (j) no mapa de referência. Desta forma, a tabela apresenta as estimativas imparciais sobre as proporções para a área total em estudo. De acordo com a tabela, é possível o cálculo das métricas estatísticas, como os erros de omissão e comissão e a discordância de quantidade e discordância de alocação.

Tabela 15 Matriz de proporções

Ano-safra 2012/2013		Matriz de confusão		
		Referência		Total
		Cana	Não cana	
Classificação	Cana	0,03	0,003	0,03
	Não cana	0,02	0,95	0,97
	Total	0,05	0,95	1,00

As medidas dos parâmetros quantidade e alocação de discordância resumem uma matriz cruzada. As demais medidas estatísticas, para avaliar a acurácia dos mapeamentos, foram calculadas de acordo com Pontius e Millones (2011).

Em função do Índice Kappa calcular a acurácia fundamentando-se na aleatoriedade surge como opção a análise da Discordância Global, que é composta pela componente Quantidade, considerada como a classificação de proporções incorretas de pixels nas classes e pela componente Alocação que se refere à distribuição espacial incorreta de pixels nas classes. Tais componentes fornecem informações complementares e adicionais que auxiliam na explicação do erro. A Figura 42 apresenta o gráfico com os erros de omissão e comissão, para as classes avaliadas de cana-de-açúcar e não cana-de-açúcar, em relação à porcentagem da área em estudo.

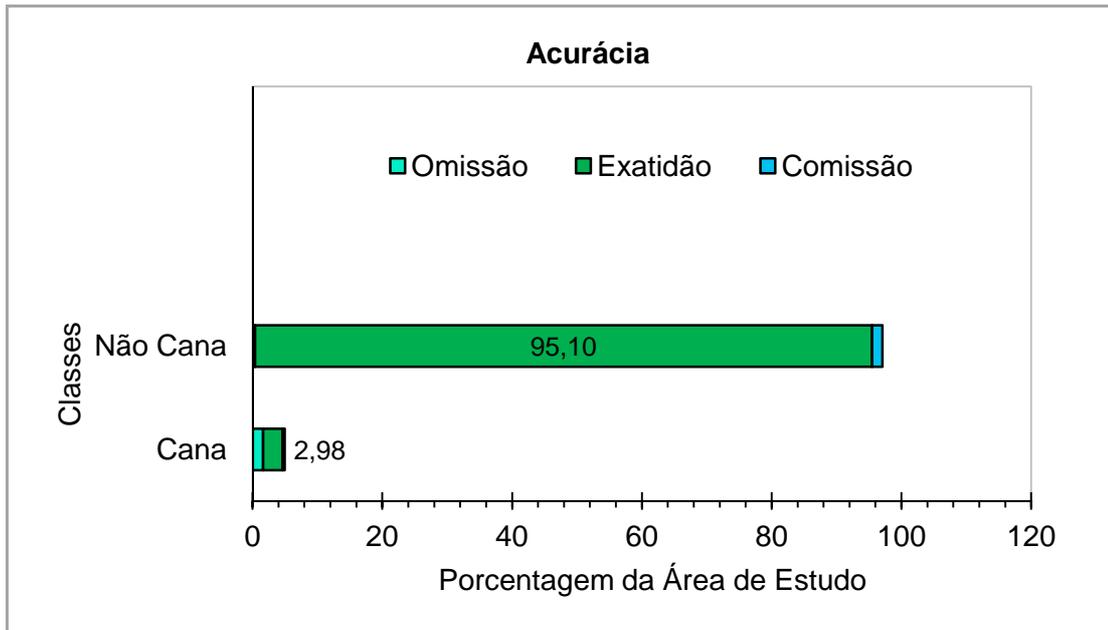


Figura 42 Erros de omissão e comissão para as classes de cana e não cana em relação à porcentagem da área de estudo.

Apesar das amostras de treinamento serem adquiridas de forma homogênea, esse nível mais elevado do erro de omissão da classe cana-de-açúcar (Figura 43) foi o mesmo observado por Antunes et al. (2015) e está associado à variabilidade espectral inerente da cultura ao longo do seu ciclo de desenvolvimento vegetativo, o que ocasiona maior confusão espectral no reconhecimento do padrão espectro-temporal da cultura pelo classificador.

A Figura 43 evidencia o gráfico com as intensidades dos erros de omissão e comissão, para as classes de cana e não cana, em relação à porcentagem de cada uma das classes.

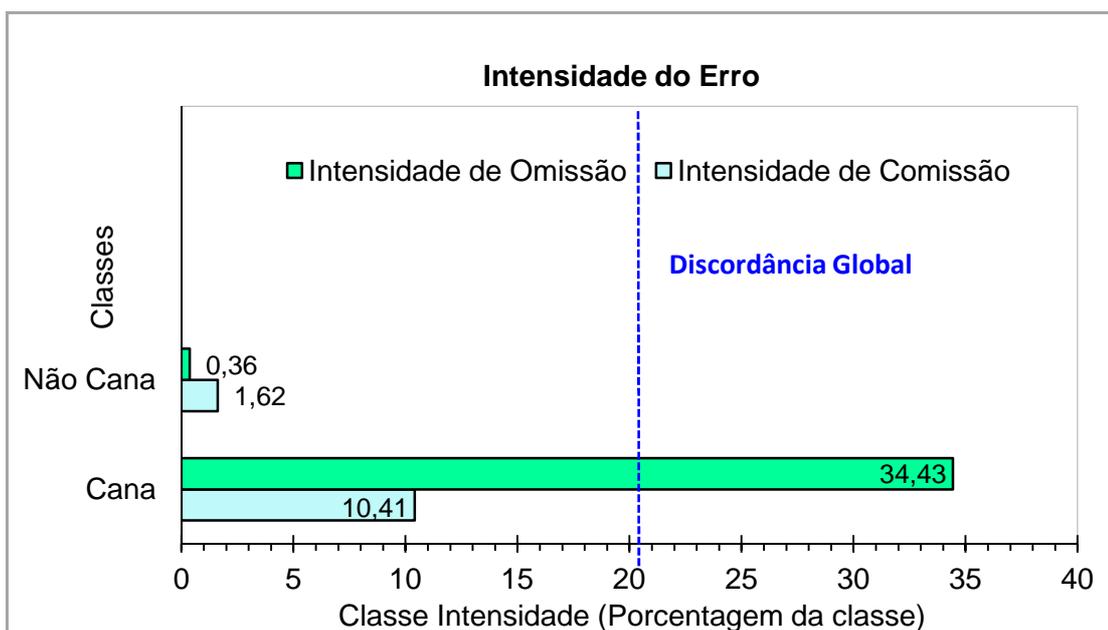


Figura 43 Erros de omissão e comissão para as classes de cana e não cana.

O erro de omissão da classe cana-de-açúcar pode indicar uma tendência à subestimação de áreas de cultivo de cana-de-açúcar provavelmente em algumas regiões mais ao sul do Estado onde a concentração de cana-de-açúcar não é muito significativa.

Duft et al. (2015) compararam a área estudada da bacia hidrográfica do Rio Paranaíba, os dados obtidos pelos mapeamentos da cultura de cana-de-açúcar gerados com séries de imagens temporais de EVI e NDVI do MODIS com os dados do Canasat e verificaram, para o ano-safra de 2009/2010, que houve uma subestimação de 6,2% para o mapeamento feito por EVI. Este resultado também foi encontrado no Paraná em regiões mais ao Sul do Estado onde os cultivos de cana-de-açúcar não são muito significativos e em virtude da resolução do MODIS (250m) fez com que pixels de bordas de talhões não fossem selecionados pela máscara. Para o mapeamento por NDVI houve uma superestimação com 8,3% e, segundo os autores, o mapa confeccionado por NDVI apresentou problemas de confusão de alvos entre cana-de-açúcar e pastagem, devido à fisiologia muito semelhante entre as plantas, pois apresentam mesmo tipo de metabolismo fotossintético.

Tais resultados também podem ser explicados por Zanzarini et al. (2013) devido à saturação do NDVI, pois diversos alvos com respostas espectrais diferentes tendem a ter comportamento similar. Em se tratando do EVI usado para o mapeamento de cana-de-açúcar no Estado do Paraná, não foram observadas saturação e confusão com diferentes alvos que podem ser reduzidos com a aplicação do mapeamento de alvos permanentes gerados com imagens LANDSAT e IRS, a fim de permitir a aquisição de amostras homogêneas de cana-de-açúcar.

A Figura 44 apresenta o gráfico da discordância global para o ano-safra 2012/2013, formado pelas porcentagens da componente de alocação e quantidade, onde se observa que a contribuição da componente de quantidade na discordância total foi maior que a componente de alocação, o que implica maiores proporções incorretas de pixels designados nas classes.

As componentes que formam a discordância global têm diferentes interpretações e implicações práticas. Se objetivo fosse estimar as mudanças ao longo do tempo, em uma área total de determinada classe, a componente quantidade teria mais importância na avaliação do que a componente de alocação.

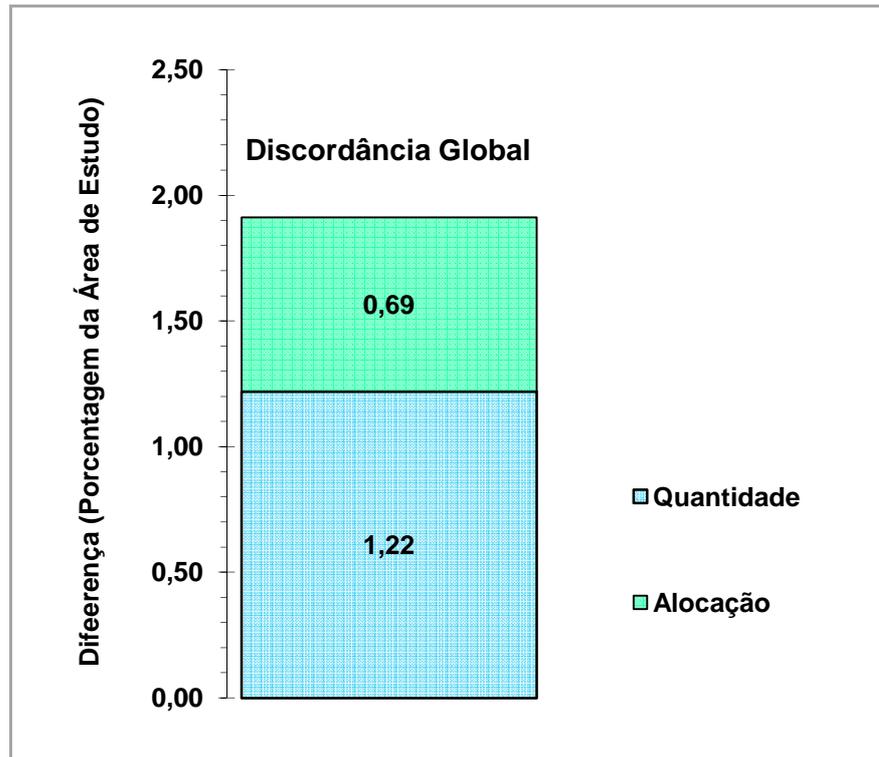


Figura 44 Discordância global formada pelas componentes quantidade e alocação.

As Figuras 45 a 49 apresentam mapeamentos feitos usando o modelo de classificação *Fuzzy ARTMAP* para os anos-safra de 2010/2011 a 2014/2015 no Estado do Paraná.

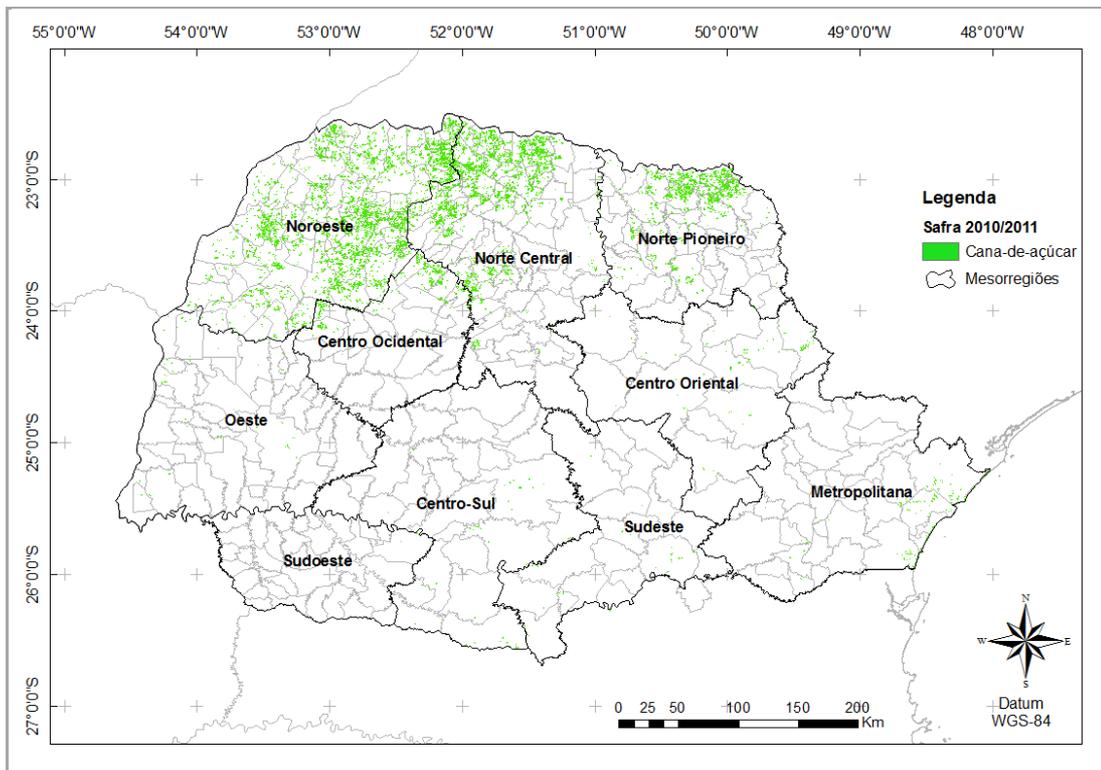


Figura 45 Modelo de classificação *Fuzzy ARTMAP* do ano-safra 2010/2011.

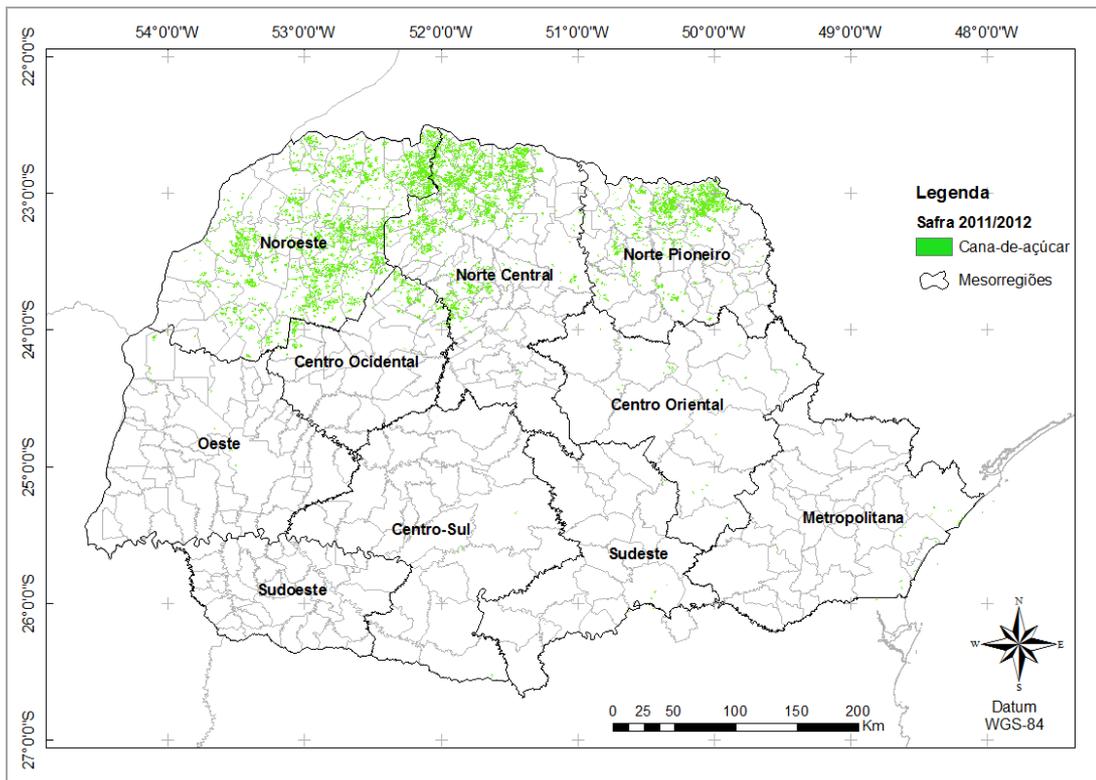


Figura 46 Modelo de classificação *Fuzzy* ARTMAP do ano-safra 2011/2012.

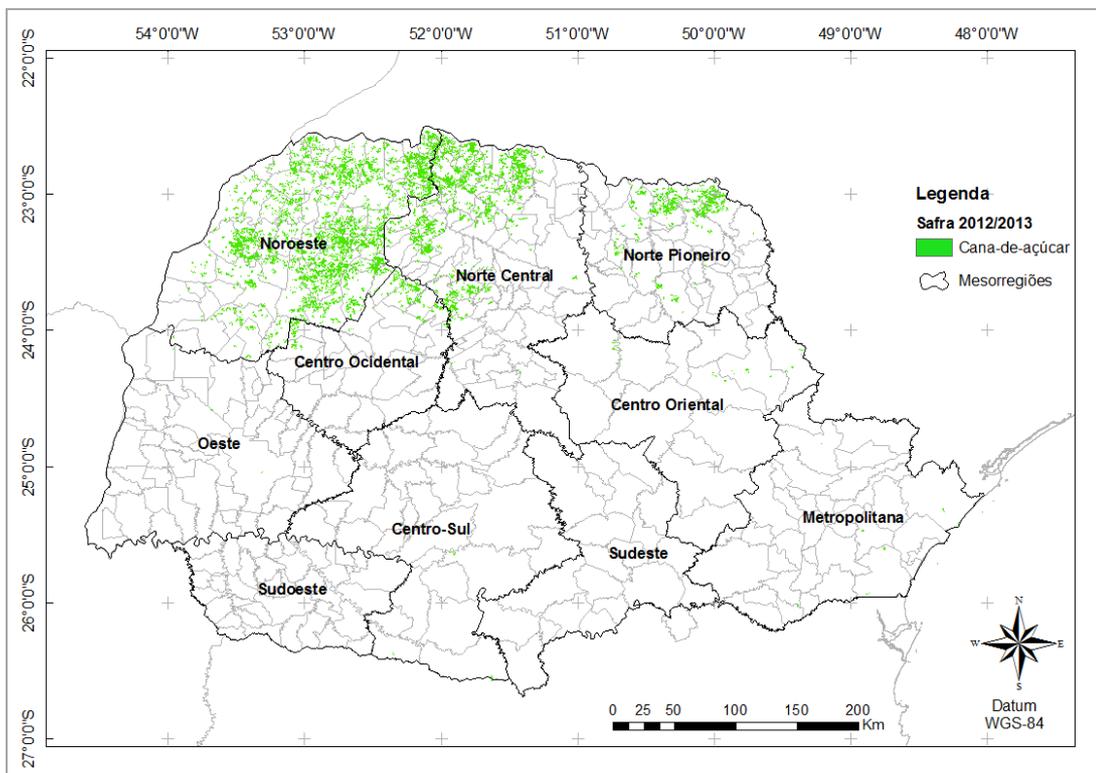


Figura 47 Modelo de classificação *Fuzzy* ARTMAP do ano-safra 2012/2013.

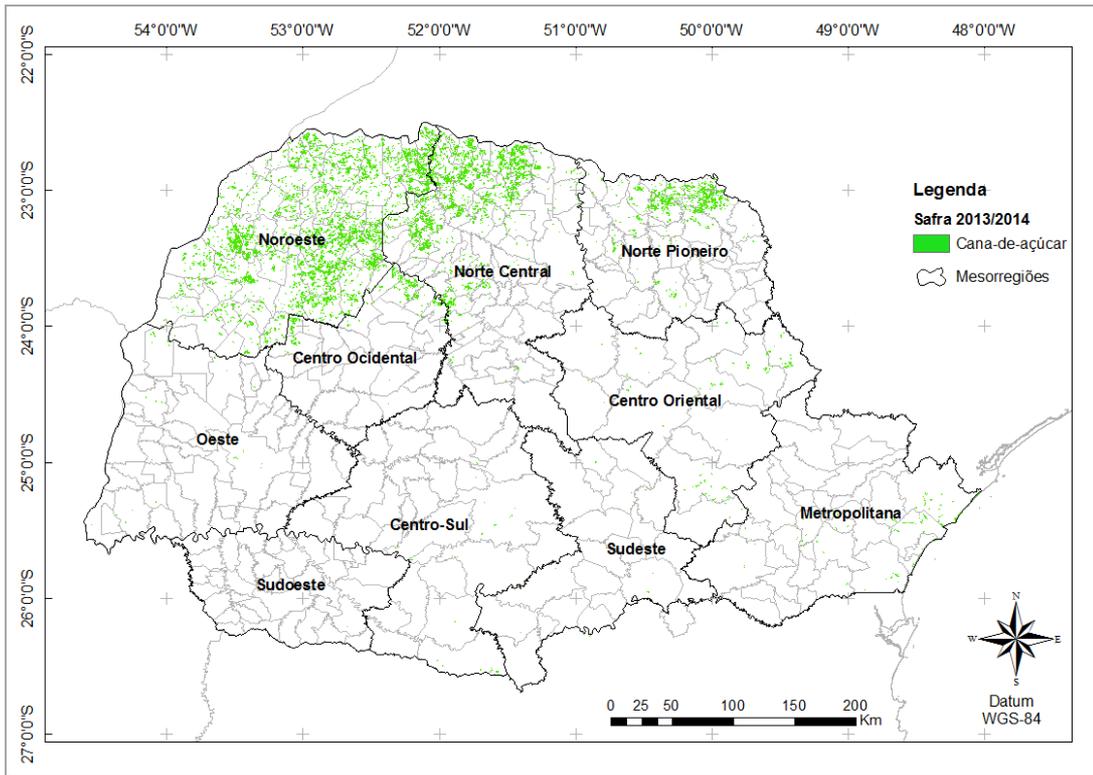


Figura 48 Modelo de classificação *Fuzzy* ARTMAP do ano-safrá 2013/2014.

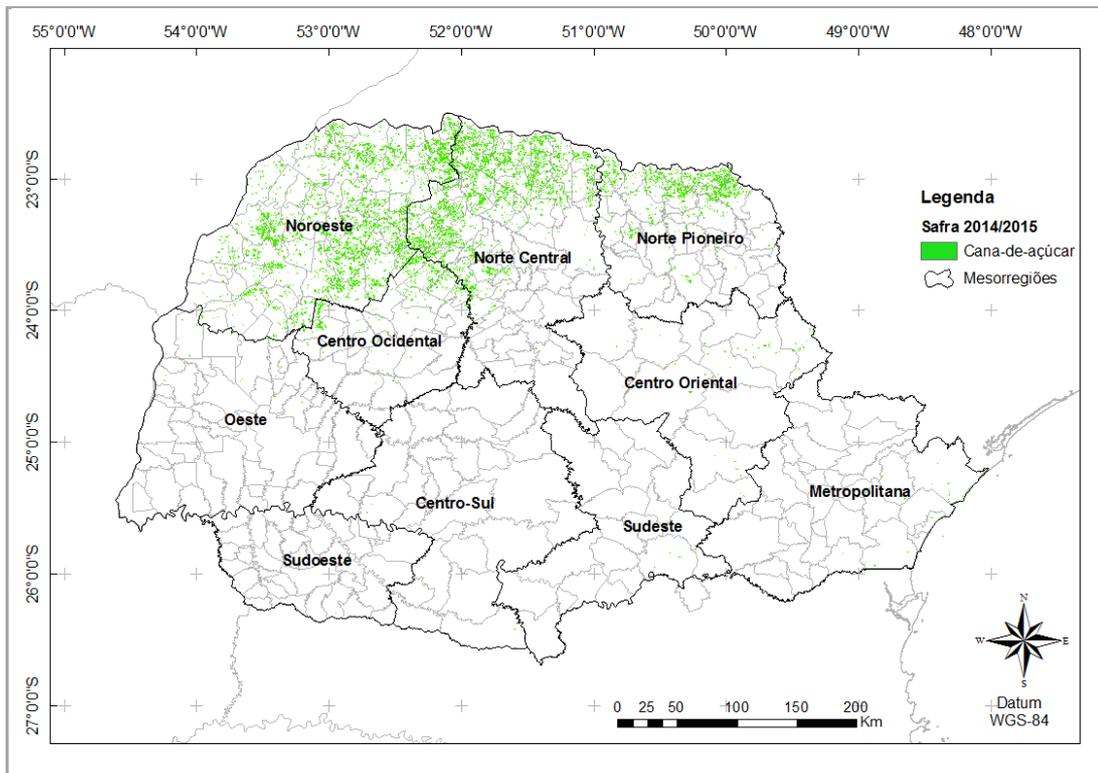


Figura 49 Modelo de classificação *Fuzzy* ARTMAP do ano-safrá 2014/2015.

4.2.4 Análises estatísticas de desempenho dos modelos *Fuzzy ARTMAP*

A Tabela 16 evidencia as análises estatísticas com a avaliação dos índices de acurácia, obtidos nas classificações a partir da metodologia descrita por Pontius e Millones (2011) que leva em consideração a geração de amostragem proporcional em relação à população das classes em estudo.

Tabela 16 Índices de acurácia obtidos para os mapeamentos

Modelo <i>Fuzzy ARTMAP</i>	Medidas Estatísticas	
	IK	EG (%)
Anos-safra		
2010/2011	0,82	97,27
2011/2012	0,84	97,73
2012/2013	0,84	97,69
2013/2014	0,81	97,14
2014/2015	0,82	97,02

O Índice Kappa (IK) possui algumas vantagens em relação à exatidão global (EG), pois faz incorporação de todos os elementos da matriz de erro. Os pixels classificados de forma correta ou incorreta, e não somente os classificados corretamente como ocorrem com a EG, que somente faz uso dos elementos da diagonal principal. Já o Índice Kappa avalia a acurácia temática tendo maior sensibilidade as variações de erros de inclusão e omissão (MOREIRA, 2005).

Segundo Foody (2002), é desejável que uma classificação alcance índices de acerto superiores a 85% com relação à exatidão global, conforme situação confirmada pelo EG médio obtido nas classificações por *Fuzzy ARTMAP*, com 97,37%. Os valores encontrados para EG e IK indicam a qualidade dos mapeamentos temáticos gerados.

Podemos observar, com base na Tabela 16, que o Índice Kappa gerado variou de 0,81 (2013/2014) a 0,84 (2011/2012) e (2012/2013). Tal fato indica uma excelente qualidade temática obtida para os mapeamentos em todos os anos-safra gerados a partir da classificação *Fuzzy ARTMAP*, e que os mapas se aproximam muito com a referência.

Comparando com resultados de Antunes et al. (2015) para o estado de São Paulo, com os mapeamentos da cultura de cana-de-açúcar gerados pela classificação de séries temporais de dados MODIS. Os autores obtiveram, para os anos-safra de 2004/2005 a 2011/2012, valores de Índice Kappa que variaram de 0,80 (2006/2007) a 0,85 (2009/2010) e valores de exatidão global cuja variação foi de 95,09% (2006/2007) a 95,80% (2004/2005). A exatidão global média foi de 95,41% e o Índice Kappa médio de 0,83, conseqüentemente, houve uma discordância total média de 4,59% sendo 2,72% discordância da componente quantidade e 1,87% da discordância da componente de alocação. Esses dados estão muito

próximos e semelhantes aos valores de acurácia, encontrados nos mapeamentos feitos com classificação de séries temporais de EVI do MODIS no Estado do Paraná.

Os valores são significativos mesmo se comparados com outras metodologias para mapeamentos de cana-de-açúcar usando o mesmo sensor como o trabalho de Duft et al. (2015) que testaram e avaliaram a acurácia de mapeamentos gerados quando utilizaram a variação sazonal e a amplitude de valores de NDVI e EVI. Eles também aplicaram o algoritmo de análise harmônica HANTS para suavizar os dados e eliminar ruídos. O mapeamento foi feito para o ano-safra de 2009/2010 e como resultado obteve o melhor desempenho de classificação com um Índice Kappa de 0,80 para o mapeamento feito somente com EVI. Assim, constatou-se que o uso do EVI apresentou melhor desempenho do que o mapeamento feito com NDVI que obteve Índice Kappa de 0,66.

A Tabela 17 evidencia as análises das métricas estatísticas de acurácia para as classes de cana e de não cana por amostragem proporcional. Foram também avaliados os erros de omissão que representam os pixels excluídos de determinada classe a que pertence e os erros de comissão que ocorrem ao incluírem-se os pixels à determinada classe à qual não é pertencente.

Tabela 17 Erros de comissão e omissão das classes de cana e não cana

Modelo ARTMAP	Medidas Estatísticas			
	Classe Cana		Classe Não Cana	
	Erros de Comissão (%)	Erros de Omissão (%)	Erros de Comissão (%)	Erros de Omissão (%)
Anos/safras				
2010/2011	11,35	20,56	1,99	0,99
2011/2012	8,98	23,08	2,14	0,30
2012/2013	10,19	17,35	1,63	0,89
2013/2014	9,46	24,68	2,34	0,76
2014/2015	9,08	26,62	2,52	0,71

A acurácia deve ser analisada de forma individual a partir da análise dos erros de comissão ou inclusão e erros de omissão ou exclusão presentes nas classificações (GONGALTON; GREEN, 1999).

Observou-se que, para a classe de cana-de-açúcar, os erros de comissão tiveram variação de 8,98% (2011/2012) e 11,35% (2010/2011), e os erros de omissão tiveram variação de 17,35% (2012/2013) a 26,62% (2014/2015) (Tabela 17).

A Tabela 18 evidencia o resumo das medidas estatísticas de discordância global formada pelas componentes de quantidade e alocação, usadas para avaliação

complementar da acurácia dos mapeamentos por *Fuzzy* ARTMAP dos anos-safra 2010/2011 a 2014/2015.

Tabela 18 Discordância global dos modelos de classificação *Fuzzy* ARTMAP

Modelo <i>Fuzzy</i> ARTMAP	Discordância Global (%)		
	Anos-safra	Quantidade	Alocação
	2010/2011	1,54	0,75
	2011/2012	1,94	0,26
	2012/2013	1,22	0,69
	2013/2014	1,95	0,62
	2014/2015	1,97	0,59

É possível observar, com base na Tabela 18, que a componente quantidade teve o maior valor obtido no ano-safra de 2014/2015 com 1,97%. Enquanto o menor valor registrado foi de 1,22% no ano-safra de 2012/2013. Para a componente alocação, o menor valor observado foi no ano-safra de 2011/2012 com 0,26% e o maior valor observado foi no ano-safra de 2010/2011 com 0,75%.

4.3 Estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar

Todos os municípios do Estado foram levados em consideração para a extração das áreas cultivadas com cana-de-açúcar no Paraná, independentemente de sua representatividade em termos de áreas cultivadas com cana-de-açúcar.

A comparação estatística entre as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar dos mapeamentos foi feita com dados das estimativas do Canasat e IBGE. Para a análise estatística dos dados, procedeu-se primeiramente com a verificação de normalidade das estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar, proveniente dos dados do IBGE e Canasat, e a realizada por mapeamento por *Fuzzy* ARTMAP. Para isso, foi aplicado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk a 5% de significância, onde todos os municípios do Estado do Paraná foram avaliados.

Com relação à análise de correlação dos dados, foi usado o coeficiente de correlação não paramétrico de Spearman (r_s), pois uma de suas suposições para sua aplicação é a não existência de normalidade nos dados, diferente do teste paramétrico do coeficiente de Pearson.

Além do teste de normalidade, outras suposições devem ser utilizadas para determinar a escolha do coeficiente de correlação a ser usado na comparação das estimativas de área. Ademais, a análise de pontos discrepantes e a análise do gráfico de

dispersão bidimensional verificam se as variáveis cruzadas apresentam tendência linear. Apesar das variáveis serem quantitativas, verificou-se a não existência de normalidade observada a partir da avaliação das suposições. Desta forma, procederam-se as análises utilizando a correlação não paramétrica de Spearman (r_s).

O teste de Shapiro-Wilk foi realizado para verificar a normalidade dos dados. Assim, na Tabela 19 está apresentado o resultado do p-valor para cada um dos anos-safra a 5% de significância. E, quando se compara o nível de significância (α) com o p-valor, nota-se que tanto os dados do Canasat e do IBGE como das classificações por *Fuzzy ARTMAP* não apresentaram normalidade em quaisquer dos anos-safra avaliados.

Tal resultado se deve ao fato de que todos os municípios do Estado do Paraná foram incluídos na análise, independente ou não da proporção representativa de área cultivada de cana-de-açúcar.

Tabela 19 Teste de normalidade de Shapiro-Wilk a 5% de significância

Anos-safra		P-valor	Nível de significância (α)
2010/2011	Canasat	$9,43 \times 10^{-29}$	< 0,05
	ARTMAP	$2,85 \times 10^{-29}$	
	IBGE	$2,89 \times 10^{-31}$	
2011/2012	Canasat	$0,85 \times 10^{-31}$	< 0,05
	ARTMAP	$2,26 \times 10^{-30}$	
	IBGE	$3,02 \times 10^{-31}$	
2012/2013	Canasat	$7,92 \times 10^{-31}$	< 0,05
	ARTMAP	$8,21 \times 10^{-31}$	
	IBGE	$2,67 \times 10^{-31}$	
2013/2014	Canasat	$5,22 \times 10^{-31}$	< 0,05
	ARTMAP	$7,08 \times 10^{-30}$	
	IBGE	$1,23 \times 10^{-31}$	

4.3.1 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens MODIS com dados do Canasat

Nas Figuras 50a, 50b e 50c, pode-se observar a distribuição uniforme dos dados em torno da linha 1:1 para a cultura de cana-de-açúcar. Ficam evidenciados os gráficos da relação entre áreas cultivadas dos dados do Canasat comparados com as estimativas de área dos mapeamentos gerados em imagens MODIS pelo modelo de classificação *Fuzzy ARTMAP*.

Os valores do coeficiente de correlação de Spearman (r_s) variaram entre 0,79 (safra 2010/2011) a 0,87 (safra 2011/2012). Logo, está indicada uma forte correlação positiva entre as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar, tendo uma tendência crescente (Figura 50).

Os valores do índice de concordância refinado de Willmott (dr) não apresentaram variação com o valor encontrado de 0,90 em todos os anos-safra. O coeficiente penaliza a diferença entre os dados observados em relação à média e evidencia-se que houve pouca diferença significativa entre os dados comparados, tendo elevada exatidão entre as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar (Figura 50).

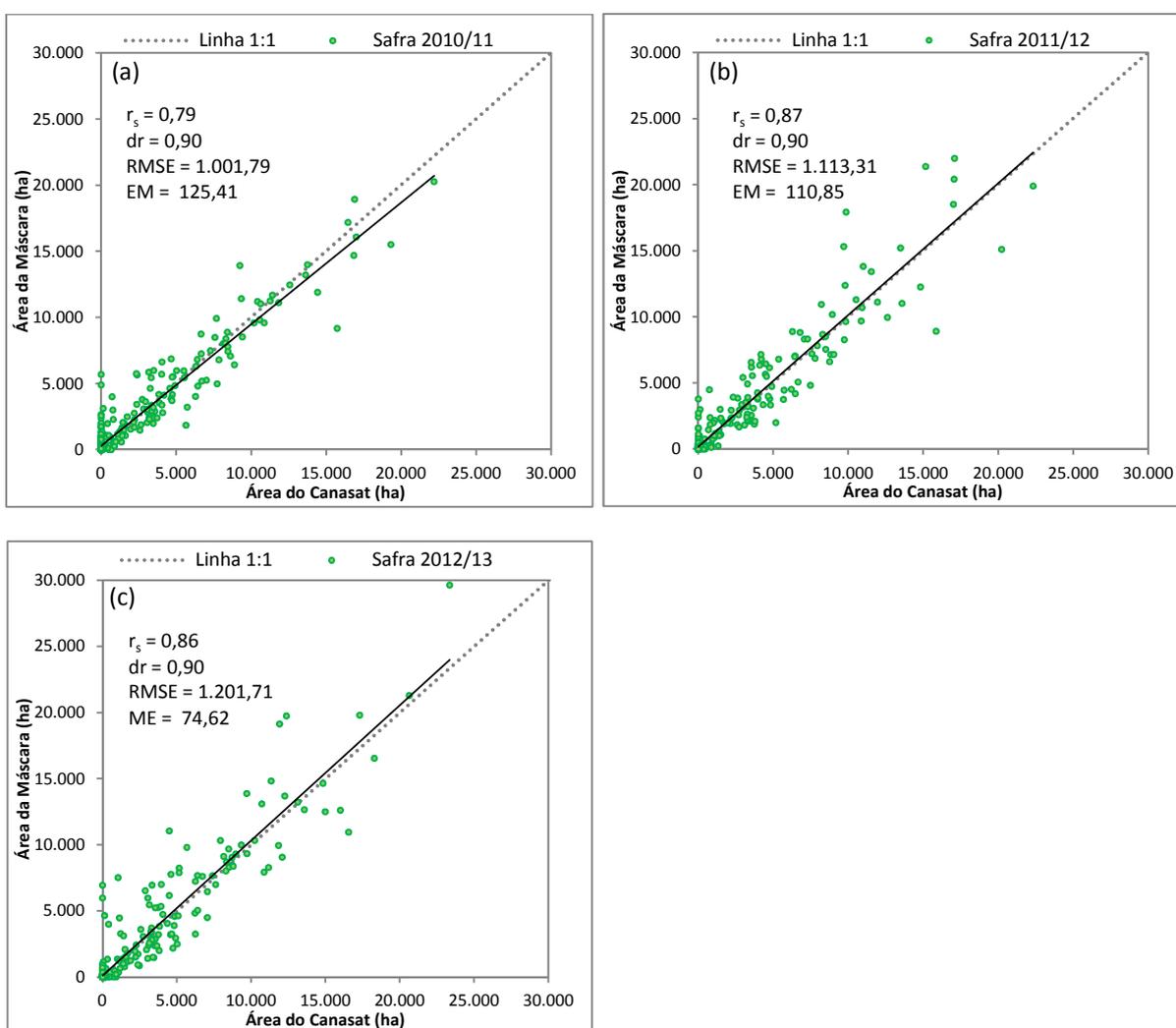


Figura 50 Relação entre a área cultivada de cana-de-açúcar do mapeamento por *Fuzzy ARTMAP* e do Canasat.

A análise do erro médio (EM) evidencia que as estimativas de área geradas pelas classificações *Fuzzy ARTMAP* foram superestimadas em relação à comparação com os dados do Canasat que variaram entre 74,62 ha (ano-safra 2012/2013) e 125,41 ha (ano-safra 2010/2011) (Tabela 20).

A raiz do erro médio quadrático (RMSE) revelou que a dimensão do erro gerado pelo modelo de classificação *Fuzzy ARTMAP* em relação às estimativas de área do Canasat teve variação média municipal entre 1.001,79 ha (ano-safra 2010/2011) e 1.201,71 (ano-safra 2012/2013) (Tabela 20).

De acordo com a comparação dos dados do Canasat e aqueles obtidos nos mapeamentos (Tabela 20) entre os anos-safra avaliados, houve diferença média de 41.347 ha. A maior diferença entre os dados do Canasat e da máscara foi encontrada para o ano-safra 2010/2011 (50.040 ha) e a menor diferença para o ano-safra 2012/2013 (29.775 ha), o que representa um montante de 4,26%.

Tabela 20 Análise de área de cana-de-açúcar dos mapeamentos gerados pelos modelos *Fuzzy ARTMAP* com relação aos dados do Canasat (2010/2011 a 2012/2013)

Variáveis	Anos-safra		
	2010/2011	2011/2012	2012/2013
Área Canasat (ha)	668.673	681.148	699.501
Área Mapeamento (ha)	718.713	725.375	729.275
Diferença (Mapa - Canasat) (ha)	50.040	44.227	29.774
Diferença (%)	7,48	6,49	4,26
EM	125,41	110,85	74,62
RMSE	1.001,79	1.113,31	1.201,71
dr	0,90	0,90	0,90
r _s	0,79	0,87	0,86

Assim sendo, os mapeamentos gerados pela classificação *Fuzzy ARTMAP* tiveram excelente desempenho em termos de precisão e exatidão, cuja diferença média de área estimada foi de 4,77%, quando comparados aos dados do Canasat. E, apesar do ótimo desempenho das classificações geradas, houve tendência de superestimação das estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar pelo mapeamento por *Fuzzy ARTMAP* em relação ao Canasat.

De forma geral, as comparações pareadas das estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar gerada pelos mapeamentos em nível municipal atingiram desempenho semelhante pelo coeficiente de correlação de Spearman para os anos-safra avaliados no Estado do Paraná.

Em nível estadual, as áreas dos mapeamentos encontrados gerados pelos modelos de classificação *Fuzzy ARTMAP* foram superiores em 50.040 ha (2010/2011), 44.227 ha (2011/2012) e 29.774 ha (2012/2013). Obviamente o ideal é que tais diferenças entre os dados de área mapeada e de área de referência comparada fossem as menores possíveis

(Tabela 20). Com relação à comparação entre as estimativas de áreas realizadas entre os dados do Canasat e os obtidos pelos mapeamentos por *Fuzzy ARTMAP*, observou-se que houve proximidade entre as estimativas de área obtida pelos mapeamentos e os dados do Canasat, para todos os municípios do Estado do Paraná.

Dessa forma, como vantagens da metodologia proposta para mapeamento e estimativas de área cultivadas de culturas agrícolas em geral, não falando somente sobre a cultura de cana-de-açúcar visto que o método proposto pode ser usado para estimar a área de outras culturas estão o baixo custo, a rapidez, a objetividade do método, além de possibilitar o conhecimento da distribuição espacial pelo estado de determinada cultura. Todavia, isso não é possível, dependendo da metodologia usada.

Ao se analisar o r_s para as principais mesorregiões produtoras de cana-de-açúcar do Estado (Tabela 21), verificou-se que, em média (r_s Médio), nos três anos-safra (2010/2011 a 2012/2013), houve variação entre 0,83 (Norte Pioneiro) e 0,84 (Centro Ocidental, Noroeste e Norte Central).

A Tabela 21 mostra também os valores de “ r_s Mínimo” e “ r_s Máximo” para cada uma das quatro principais mesorregiões produtoras. As piores correlações (mapeamentos vs Canasat) foram encontradas para as mesorregiões Centro Ocidental, Norte Central e Norte Pioneiro, com r_s Mínimo = 0,79 (ano-safra 2010/2011). A melhor correlação foi encontrada para a mesorregião Noroeste com r_s Máximo = 0,87 (ano-safra 2011/2012), o que se justifica devido ao tamanho e à localização isolada de alguns talhões de cana-de-açúcar, que não são selecionados nas classificações.

Os valores com r_s mínimo podem ser explicados pelas pequenas áreas de talhões de algumas regiões, fazendo com que a resolução de 250m do MODIS não consiga mapear todos os talhões das regiões produtoras de cana-de-açúcar do Estado. Ainda com relação à Tabela 21, as mesorregiões avaliadas tiveram o ano-safra 2011/2012 com os maiores valores de “ r_s Máximo”. Já os valores de “ r_s Mínimo” foram encontrados para o ano-safra de 2010/2011.

Tabela 21 Coeficiente de correlação de Spearman (r_s) por mesorregiões anos-safra (2010/2011 a 2012/2013)

Mesorregiões	Nº Municípios	Médio	Mínimo	Máximo
Centro Ocidental	24	0,84	0,79 ^(a)	0,86 ^(b)
Noroeste	19	0,84	0,80 ^(a)	0,87 ^(b)
Norte Central	66	0,84	0,79 ^(a)	0,86 ^(b)
Norte Pioneiro	43	0,83	0,79 ^(a)	0,86 ^(b)

Nota (a) = ano-safra 2010/2011; (b) = ano-safra 2011/2012; (c) = ano-safra 2012/2013.

4.3.2 Comparação de área de cana-de-açúcar de imagens MODIS com dados do IBGE

As Figuras 51a, 51b, 51c e 51d evidenciam os gráficos da relação entre estimativas de áreas cultivadas dos dados oficiais do IBGE comparados com as estimativas dos mapeamentos gerados pelos modelos de classificação *Fuzzy ARTMAP* nas safras 2010/2011 a 2013/2014.

Com relação aos erros percentuais, deve-se considerar que as áreas municipais obtidas pelos mapeamentos foram confrontadas com os dados oficiais do IBGE, que são consideradas estimativas subjetivas e imprecisas devido à forma como são geradas.

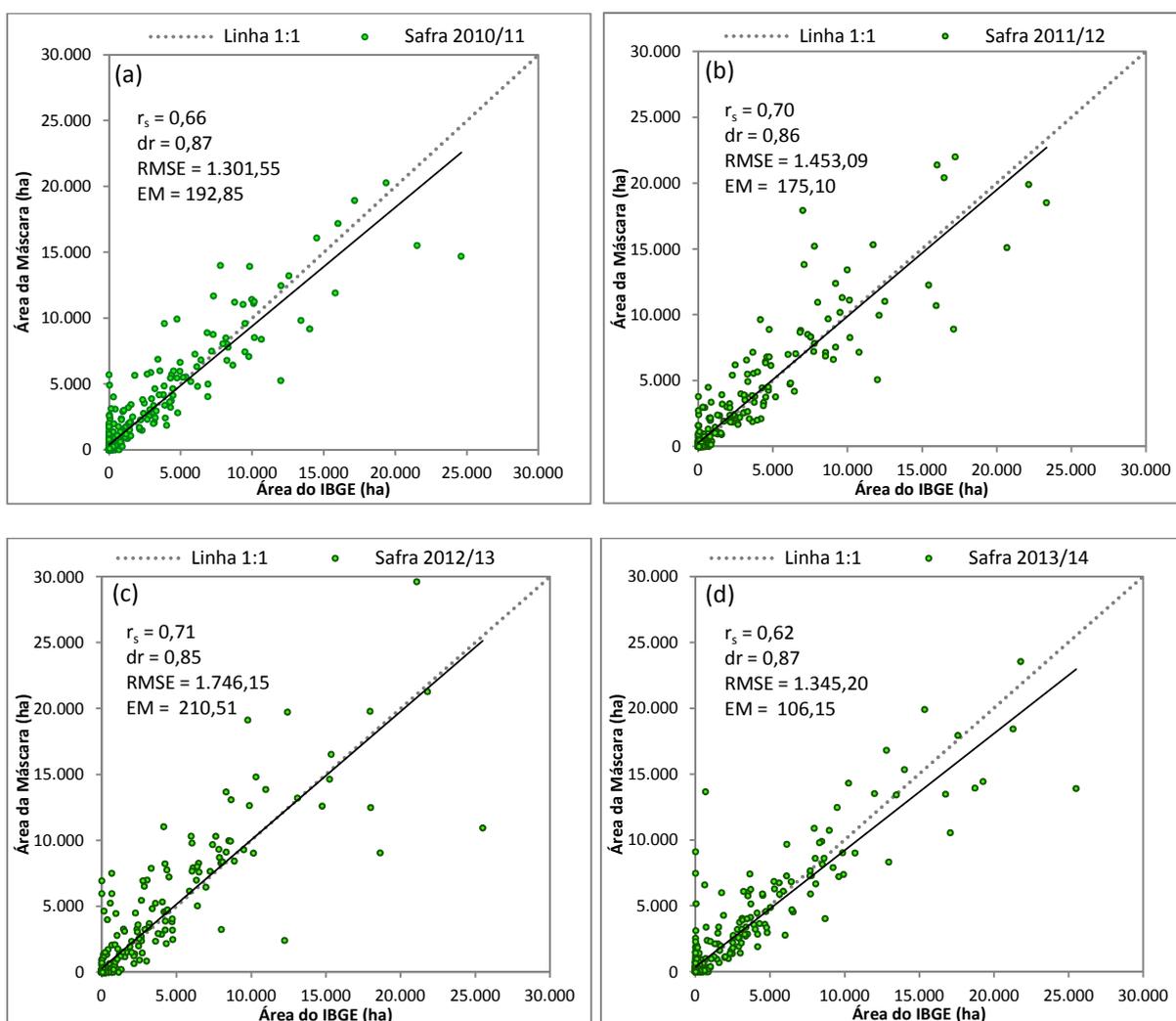


Figura 51 Relação entre a área cultivada de cana-de-açúcar do mapeamento por *Fuzzy ARTMAP* e do IBGE.

Pela comparação dos dados oficiais do (IBGE) com os obtidos nos mapeamentos (Tabela 22), pode se verificar que houve diferença média de 68.291 ha. A maior diferença foi encontrada para o ano-safra 2012/2013 (83.995 ha) e a menor diferença para o ano-safra 2013/2014 com (42.354 ha). Assim, a discussão dos resultados das estimativas de área de

cana-de-açúcar e de sua comparação com os dados oficiais do IBGE a seguir é baseada nas informações da Tabela 22.

Tabela 22 Análise de área de cana-de-açúcar dos mapeamentos gerados pelos modelos *Fuzzy ARTMAP* com relação aos dados do IBGE (2010/2011 a 2013/2014)

Variáveis	Anos-safra			
	2010/2011	2011/2012	2012/2013	2013/2014
Área Oficial (ha)	641.765	655.509	645.280	681.152
Área Mapeamento (ha)	718.713	725.375	729.275	723.506
Diferença (Mapa - Oficial) (ha)	76.948	69.866	83.995	42.354
Diferença (%)	10,71	10,66	13,02	6,22
EM	192,85	175,10	210,51	106,15
RMSE	1.301,55	1.453,09	1.746,15	1.345,20
dr	0,87	0,86	0,85	0,87
r _s	0,66	0,70	0,71	0,62

Observa-se que houve proximidade entre a estimativa de área obtida pelos mapeamentos e os dados oficiais do IBGE, porém tal proximidade não foi tão evidente quanto à comparação com os dados do Canasat.

Ordones et al. (2010) compararam dados obtidos pelo mapeamento da cultura de cana-de-açúcar no Estado de São Paulo, gerados com série temporal de imagens de NDVI do MODIS e verificaram para o ano-safra de 2008/2009 que os 75% maiores municípios com área de cana-de-açúcar do estado apresentaram maior proximidade na comparação das estimativas de área com dados do Canasat do que com dados do IBGE, ou seja, o mesmo observado neste trabalho.

A análise dos dados comparados por métrica estatística de erro médio (EM) indicou que, na escala estadual, a área obtida pela máscara foi superestimada entre 106,15 ha (2013/2014) valor mínimo a 210,51 ha (2012/2013) de valor máximo. A raiz do erro médio (RMSE) evidenciou que a dimensão do erro produzido entre as comparações de estimativas de área teve variação média municipal entre 1.301,55 ha (ano-safra 2010/2011) e 1.746,15 ha (ano-safra 2012/2013).

O índice de concordância refinado de Willmott (dr) variou entre 0,85 (ano-safra 2012/2013) e 0,87 (anos-safra 2010/2011 e 2013/2014). Isso indica um bom desempenho, com elevada exatidão entre as estimativas comparadas para todos os anos-safra avaliados.

Com relação às comparações entre as estimativas de áreas dos dados oficiais do IBGE e das classificações por *Fuzzy ARTMAP* em nível municipal, os valores obtidos para o coeficiente de correlação de Spearman variaram entre 0,62 (ano-safra 2013/2014) e 0,71

(ano-safra 2012/2013), os quais indicaram que as estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar foram moderadamente correlacionadas com associação positiva.

Desta forma, obteve-se ótimo desempenho em termos de precisão e exatidão, com uma tendência de superestimação das estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar nos mapeamentos gerados da classificação *Fuzzy ARTMAP* em relação aos dados oficiais do IBGE. A comparação pareada das estimativas de área cultivada em nível municipal dos mapeamentos por *Fuzzy ARTMAP* e dos dados oficiais do IBGE apresentou desempenhos similares para todos os anos-safra avaliados no Estado do Paraná.

A comparação das estimativas de área, obtidas nos mapeamentos para o Estado do Paraná, compreendidas nos anos-safra de 2010/2011 a 2014/2015 usando imagens MODIS, LANDSAT e IRS, em relação aos dados de área do Canasat e IBGE pode ser observada na Tabela 23.

Tabela 23 Comparação de área (ha) dos dados do Canasat e do IBGE com os mapeamentos de cana-de-açúcar

Anos/safras	IBGE	Canasat	LANDSAT/IRS	MODIS
2010/2011	641.765	667.949	683.941	718.713
2011/2012	655.509	668.673	694.114	725.375
2012/2013	645.280	681.148	701.114	729.275
2013/2014	681.152	699.501	701.767	723.506
2014/2015			733.318	735.768

Com relação à comparação dos dados realizados entre Canasat e os obtidos nos mapeamentos, observou-se que houve maior proximidade entre as estimativas de áreas cultivadas do Canasat e dos mapeamentos feitos usando imagens LANDSAT e IRS ao serem analisados todos os anos-safra para os 399 municípios. As imagens usadas na metodologia do Canasat e a da proposta usando o classificador supervisionado de MAXVER possuem uma resolução espacial de 30 metros ou próximo disso. Ressalta-se que o método por *Fuzzy ARTMAP* faz uso dos índices de vegetação presentes em imagens do sensor MODIS com resolução espacial de 250 metros.

Os dados de estimativas de áreas do Canasat e IBGE para os anos-safra de 2014/2015 foram desconsiderados das análises comparativas de áreas em virtude de sua não disponibilidade. E, pode-se observar na Tabela 23 que as classificações feitas a partir de imagens provenientes do sensor MODIS apresentaram uma estimativa de área maior do que as feitas nas imagens LANDSAT e IRS. Isso pode ser explicado devido ao fato de que as classificações feitas nas imagens MODIS levam em consideração o perfil espectral-temporal da cultura durante todo seu período de desenvolvimento e também devido a sua

resolução espacial e às classificações feitas com as imagens LANDSAT e IRS. Leva-se em consideração a disponibilidade da mesma. Assim, devido à presença de nuvens, algumas das imagens usadas foram adquiridas em períodos ou datas em que regiões com predomínio de cana-de-açúcar já haviam sido colhidas.

Rudorff et al. (2010), em estudo da expansão de cana-de-açúcar para produção de etanol no Estado de São Paulo com uso de imagens LANDSAT, também procuraram adquirir imagens livres de nuvens e em períodos pré-determinados como em rotação com culturas de verão. Esses são diferentes da cana-de-açúcar e podem ser facilmente identificados em imagens de janeiro para fevereiro e março para abril. Segundo os autores, foi a melhor combinação para mapeamento de cana-de-açúcar cultivada e renovada com cana planta de até um ano e meio no Estado de São Paulo. Porém, observa-se alguma confusão com a cultura do milho que foi eliminada com imagens de março a abril, quando a safra de milho entra em senescência e em contraste com os canaviais. De acordo com os autores, assim como observado neste trabalho, nem sempre foi possível adquirir imagens livres de nuvens ao longo do período em estudo e em todo o Estado.

A colheita de cana-de-açúcar depende de uma série de fatores, tais como: a necessidade das usinas, o estabelecimento e a variação de preços de etanol e açúcar, os aspectos climáticos, dentre outros. Por esta razão, os mapeamentos com imagens LANDSAT e IRS apresentaram menores proporções em área mapeadas em algumas regiões devido às datas de aquisição usadas.

De forma geral, a maior dificuldade na aquisição de imagens ocorreu para os anos-safra de 2010/2011 e 2011/2012 que foram realizados usando imagens do satélite LANDSAT-5, pois muitas imagens apresentaram nuvens.

Corroborando com Rudorff et al. (2010), a correta identificação e o mapeamento de toda a área de cana-de-açúcar cultivada para uma grande região como o Estado de São Paulo não é uma atividade fácil e não há um procedimento único a ser seguido para diferentes regiões e anos-safra. Como neste trabalho para o Estado do Paraná, há um grande número de variáveis que fazem com que os canaviais apareçam de várias maneiras e sua identificação nem sempre é evidente. Isso requer trabalho e experiência na interpretação de imagens para mapear com precisão as áreas cultivadas de cana-de-açúcar.

Os mapeamentos e as estimativas de área feita pelo Canasat levam em consideração a resolução espacial das imagens, enquanto os dados de instituições oficiais são feitos com base em métodos convencionais, por isso há divergências.

O uso de imagens LANDSAT e IRS permitiu o mapeamento e as estimativas de área cultivada com cana-de-açúcar em escala municipal no Estado do Paraná. O uso dos mosaicos de imagens pode ser utilizado para mapeamento da cultura desde que as imagens utilizadas sejam de datas coincidentes e que não se aproximem das datas de colheita de

cana-de-açúcar que geralmente ocorrem no mês de setembro, embora haja muita variação nesse período durante os anos-safra.

O uso das imagens do sensor MODIS da plataforma TERRA e AQUA demonstrou que é possível mapear a cultura de cana-de-açúcar no Estado do Paraná bem como extrair sua área cultivada. Pode ser considerado como um bom estimador quando comparado com dados do Canasat, dados oficiais do IBGE e com mapeamentos realizados em imagens dos satélites LANDSAT e IRS.

As séries temporais de índices de vegetação do sensor MODIS constituem uma ferramenta de grande importância para estudos de extensas áreas, assim como o Estado do Paraná se destaca pelo predomínio de cultivos de áreas agrícolas, cuja resolução temporal das imagens é imprescindível para seu monitoramento.

5. CONCLUSÃO

Os mapeamentos gerados a partir de imagens LANDSAT e IRS permitiram por meio da classificação supervisionada de MAXVER estimar a área cultivada de cana-de-açúcar no Estado do Paraná, podendo servir de referência para a aquisição de amostras usadas nos modelos de classificações *Fuzzy ARTMAP*.

A metodologia desenvolvida para o mapeamento da cultura de cana-de-açúcar com séries temporais de dados MODIS foi eficiente para estimar as áreas cultivadas com a cultura usando somente o índice de vegetação de EVI.

A análise harmônica se mostrou uma técnica útil na análise de séries temporais de imagens do índice de vegetação EVI, pois permite auxiliar o classificador *Fuzzy ARTMAP* na diferenciação de áreas agrícolas de áreas com vegetação ou pastagens, que também apresentam comportamentos característicos destacados nos termos harmônicos.

A utilização das imagens de amplitude, referentes à componente anual da série temporal de EVI, possibilitou delimitar os pixels que contêm culturas agrícolas, podendo ainda associar tais imagens à variância da série que é mais evidente nos pixels onde há o desenvolvimento de culturas agrícolas.

A decomposição das séries temporais dos índices de EVI das imagens MODIS possibilitou analisar e avaliar as alterações ocorridas em determinadas áreas temporalmente. Isso permite o entendimento da dinâmica e do desenvolvimento fenológico das culturas agrícolas. Assim, com base nos mapeamentos gerados, foi possível estimar a área cultivada da cultura de cana-de-açúcar de forma objetiva usando imagens orbitais. Tal fato permite melhorias na qualidade das estimativas realizadas pelos órgãos oficiais feitos de forma subjetiva, o que pode contribuir para que as informações obtidas auxiliem no planejamento governamental e das usinas quanto ao escoamento de suas safras.

A relevância deste trabalho ocorre devido à necessidade de que se determinem estimativas de área cultivada com maior precisão, confiabilidade e rapidez para o Estado do Paraná e de forma mais objetiva. Além de servir de subsídio para a tomada de decisões por órgãos municipais e estaduais incluindo o setor sucroalcooleiro.

6. REFERÊNCIAS

ADAMI, M.; MELLO, M. P.; AGUIAR, D. A.; RUDORFF, B. F. T.; SOUZA, A. F. A web platform development to perform thematic accuracy assessment of sugarcane mapping in South-Central Brazil. **Remote Sensing**, Basel, Suíça, v. 4, n. 12, p. 3201-3214, 2012.

ADAMI, M. **Estimativa da data de plantio da soja por meio de séries temporais de imagens MODIS**. 2010. 163 f. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.

AGUIAR, D. A.; RUDORFF, B. F. T.; SILVA, W. F.; ADAMI, M.; MELLO, M. P. Remote sensing images in support of environmental protocol: monitoring the sugarcane harvest in São Paulo State, Brazil. **Remote Sensing**, Basel, v. 3, n.12, p. 2682-2703, 2011.

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

ALBUQUERQUE, E. M. **Modelagem da produtividade da cana-de-açúcar na região de Barretos e Morro Agudo**. 2014. 70 f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia), Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande.

ALCOPAR – Associação de Produtores de Bioenergia do Estado do Paraná. **Histórico da Cana-de-açúcar**. Maringá, PR 2015. Disponível em: <http://www.alcopar.org.br/produtos/hist_cana.php>. Acesso em: 21 fev. 2015.

ANDRADE, F. A.; BOTELHO, M. F.; CENTENO, J. A. S. Classificação de imagem de alta resolução integrando variáveis espectrais e forma utilizando redes neurais artificiais. In: XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2003, Belo Horizonte. **Anais...** Belo Horizonte: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2003. p. 265-272.

ANDRADE, L. N. **Redes neurais artificiais aplicadas na identificação automática de áreas cafeeiras em imagens de satélite**. 2011. 90 f. Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação) - Instituto de Ciências Exatas, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.

ANJOS, I. A.; FIGUEIREDO, P. A. M. de. Aspectos fitotécnicos do plantio. In: DINARDO-MIRANDA, L. L.; VASCONCELOS, A. C. M.; LANDELL, M. G. A. (Org.). **Cana-de-açúcar**. Campinas: Instituto Agrônômico, 2010. 882 p.

ANTUNES, J. F. G. **Classificação de séries temporais de dados MODIS baseada em redes neuro-fuzzy para o monitoramento sistemático do cultivo da cana-de-açúcar**. 2014. 147 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas.

ANTUNES, J. F. G.; LAMPARELLI, R. A. C. Monitoramento da cultura da cana-de-açúcar utilizando a Transformada de Wavelet em séries temporais de dados EVI/MODIS. In: XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2011. p. 315-322.

ANTUNES, J. F. G.; LAMPARELLI, R. A. C.; RODRIGUES, L. H. A. Mapeamento do cultivo da cana-de-açúcar por meio da classificação de séries temporais de dados MODIS. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015. João Pessoa. **Anais...** João Pessoa, 2015. p. 3237-3244.

ANTUNES, J. F. G; ESQUERDO, J. C. D. M; LAMPARELLI, R. A. C; RODRIGUES, L. H. A. Representação de ciclos harmônicos de séries temporais de produtos MODIS para análise da paisagem da bacia do alto Paraguai. In: 4º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 2012, Bonito. **Anais...** Bonito: Embrapa Informática Agropecuária/INPE, 2012. p. 688-699.

BARBETTA, P. A. **Estatística aplicada às ciências sociais**. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). 2007. 316 p.

BÖNISCH, S.; LOPES ASSAD, M. L.; MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G. Representação e propagação de incertezas em dados de solo. II – Atributos numéricos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 28, n. 01, p. 33-47, 2004.

BOTELHO, M. F. **Aplicação de redes neurais na classificação de imagens de alta resolução espacial e dados do Laser Scanner, usando uma abordagem orientada a regiões**. 2004. 103 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas), Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

BRANDÃO, D.; GOLTZ, E.; FRIEDRICH, B.; RUDORFF, T.; PONZONI, F. J. Distinção de classes de cana-de-açúcar através do NDVI. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009. Natal. **Anais...** Natal: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2009. p. 105-111.

CANTY, M. J. **Image analysis, classification and change detection in remote sensing: with algorithms for ENVI/IDL**. 2. ed. New York: CRC Press, 2010. 471 p.

CARPENTER, G. A.; CROSSBERG, S.; REYNOLDS. J. H. ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural Network. **Neural Networks**, Boston, v. 4, n. 5, p. 565-588, 1991.

CARPENTER, G. A.; CROSSBERG, S.; MARKUZON, N.; REYNOLDS. J. H.; ROSEN, D. B. Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 3, n. 5, p. 698-713, 1992.

CASAGRANDE, A. A.; VASCONCELOS, A. C. M. Fisiologia da parte aérea. In: DINARDO-MIRANDA, L. L.; VASCONCELOS, A. C. M.; LANDELL, M. G. A. (Org.). **Cana-de-açúcar**, Campinas: Instituto Agrônomo, 2010. 882 p.

CENTENO, J. A.; MITISHITA, E, A. Laser scanner aerotransportado no estudo de áreas urbanas: A experiência da UFPR. In: XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento remoto, 2007. Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2007. p. 3645-3652.

CEPEA - Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada. **Desenvolvimento metodológico e cálculo do PIB das cadeias produtivas do algodão, cana-de-açúcar, soja, pecuária de corte e leite no Brasil**, Piracicaba, 2011. 57 p.

CEPEA - Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada. **Relatório do PIB das Cadeias - Primeiro semestre**, Piracicaba, 2015. 13 p.

CHAVES, M. E. D. **Uso de dados multitemporais de índices de vegetação para a identificação de culturas agrícolas no Triângulo Mineiro/Alto Paraná - MG**. 2014. 107 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola), Universidade Federal de Lavras, Lavras.

CLARK LABS. **Products**. Disponível em: <<http://www.clarcklabs.org/index.cfm>>. Acesso em: 7 fev. 2015.

CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento. **Perfil do setor do açúcar e do álcool no Brasil - edição para a safra 2008-2009**, Brasília, 2010. 77 p.

CONAB - **Perfil do setor do açúcar e do álcool no Brasil**. v. 5. Brasília. 2013. 188 p.

CONAB - **Acompanhamento da safra brasileira: Cana-de-açúcar Terceiro Levantamento** Dezembro/2014. v. 1. n. 3. Brasília, 2014. 32 p.

CONAB - **Acompanhamento da safra brasileira**. Cana-de-açúcar Primeiro Levantamento Abril/201. v. 2. n. 1- 5. Brasília, 2015. 29 p.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, p. 35-46, 1991.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. Boca Raton: CRC Press, 1999. 160 p.

COUTINHO, A. C.; ESQUERDO, J. D. M.; OLIVEIRA, L. S. de; LANZA, D. A. Methodology, for systematical mapping of annual cultures in Mato Grosso do Sul State (BRAZIL). **Geografia**, Rio Claro, v. 38, p. 45-54, 2013.

COUTINHO, A. C.; ESQUERDO, J. D. M.; OLIVEIRA, L. S. de; LANZA, D. A. Avaliação de metodologia para o mapeamento e monitoramento da agricultura brasileira. In: Anais 4º Simpósio de Geotecnologia no Pantanal, 2012. Bonito. **Anais...** Bonito: EMBRAPA/INPE, 2012. p. 364-372.

COUTINHO, A. C.; ESQUERDO, J. D. M.; ANTUNES, J. F. G. Análise de ciclos harmônicos de séries temporais de dados NDVI/MODIS para a discriminação de culturas agrícolas anuais. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2013. Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2013. p. 0007-0014.

CTBE - Laboratório Nacional de Ciência e Tecnologia de Bioetanol. **Pesquisa - Produção de Biomassa - cana info**. 2013. Disponível em: <<http://ctbe.cnpem.br/pesquisa/producao-biomassa/cana-info/>>. Acesso em: 15 dez. 2015.

DAVIS, J. C. **Statistics and data analysis in geology**. New York: John Wiley and Sons, 1986. 656 p.

DEMATTÊ, J. A. M. **Sensoriamento remoto aplicado a solos cultivados com cana de açúcar: relações com manejo**. São Paulo: Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz/USP, 2005. 19 p.

DEMATTÊ, J. A. M. Sensoriamento remoto aplicado a solos cultivados com cana-de-açúcar: relações com manejo. In: II Simpósio de Tecnologia de produção de Cana-de-açúcar, 2005, Piracicaba. **Anais...** Piracicaba: 2005.

DE WIT, A. J. W.; SU, B. Deriving phenological indicators from SPOT-VGT data using the HANTS algorithm. In: INTERNATIONAL SPOT-VEGETATION USERS CONFERENCE, 2005, Belgium. **Proceedings...** Belgium: Antwerp, 2005. p. 195-201.

DUFT, D. G.; PICOLI, M. C. M.; SCARPARE, F. V.; HERNADES, T. A. D.; GALDOS, M. V. Comparação do desempenho de índices de vegetação do sensor MODIS para mapeamento sistemático da cana-de-açúcar. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2015. p. 2727-2734.

DYMINSKI, A. S. **Análise de problemas geotécnicos através de redes neurais**. 2000. 196 f. Tese (Doutorado em Geotcniá), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

EHLERS, M. Sensoriamento remoto para usuários de SIG – sistemas sensores e métodos: as exigências e a realidade. In: BLASCHKE, Thomas.; KUX, H. (Org.) **Sensoriamento remoto e SIG avançados novos sistemas sensores métodos inovadores**. São Paulo: Oficina de textos, 2005. 286 p.

EKLUNDH, L.; JÖNSSON, P. **TIMESAT 3.1: software manual**. Sweden: Lund University and Malmö University, 2012. 82 p.

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Ageitec – Agência Embrapa de Informação Tecnológica. **Cana-de-açúcar**. 2009. Disponível em: <<http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/gestor/cana-de-acucar/Abertura.html>>. Acesso em: 21 fev. 2015.

_____. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Satélites de Monitoramento. IRS - Indian Remote Sensing Satellite**. 2015. Disponível em: <http://www.sat.cnpm.embrapa.br/conteudo/missao_irs.php>. Acesso em: 27 nov. 2015.

_____. **O novo mapa de solos do Brasil: legenda atualizada** / Humberto Gonçalves dos Santos... [et al.]. Dados eletrônicos. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2011. 67 p. (Documentos / Embrapa Solos, ISSN 1517-2627.

_____. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Árvore do conhecimento Cana-de-açúcar**. ROSSETTO, R.; SANTIAGO, A. D. **Plantio de cana-de-açúcar**. 2015. Disponível em: <http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/gestor/cana-de-acucar/arvore/CONTAG01_33_711200516717.html>. Acesso em: 13 dez. 2015.

_____. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Rio de Janeiro, 2009. 412 p.

EMBRAPA INFORMÁTICA AGROPECUÁRIA. **Banco de produtos MODIS na base estadual brasileira**. 2015. Disponível em: <<http://www.modis.cnptia.embrapa.br/geonetwork/srv/pt/main.home>>. Acesso em: 5 mai. 2015.

ESQUERDO, J. C. D. M.; ANTUNES, J. F. G.; ANDRADE, J. C. de. **Desenvolvimento do banco de produtos MODIS na Base Estadual Brasileira**. (Comunicado Técnico, 100) - Campinas: Embrapa Informática Agropecuária, 2010. Disponível em: <<http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/31220/1/Com100.pdf>>. Acesso em: 21 abr. 2016.

ESQUERDO, J. C. D. M.; ZULLO JUNIOR, J.; ANTUNES, J.F.G. Use of NDVI/AVHRR time séries profiles for soybean crop monitoring in Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 13, p. 3711-3727, 2011.

ESRI - ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. **Products**. Disponível em: <<http://www.esri.com/>>. Acesso em: 7 fev. 2015.

ESTATCAMP. **Portal Action**. 2014. Disponível em: <<http://www.portalaction.com.br/>>. Acesso em: 6 jul. 2014.

EXELIS - VISUAL INFORMATION SOLUTIONS. **Products & Services**. 2015. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/ProductsServices.aspx/>>. Acesso em: 7 fev. 2015.

FAOSTAT - **Food And Agriculture Organization of the United Nations Statistics Division**, 2015. Disponível em: <<http://faostat3.fao.org/download/Q/QC/E>>. Acesso em: 11 de nov. 2015.

FAOSTAT - **Food And Agriculture Organization of the United Nations Statistics Division**, 2014. Disponível em: <<http://faostat3.fao.org/download/Q/QC/E>>. Acesso em: 14 mar. 2014.

FERNANDES, J. L. **Monitoramento da cultura de cana-de-açúcar no estado de São Paulo por meio de imagens SPOT vegetation e dados meteorológico**. 2009. 97 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola), Universidade Estadual de Campinas, Campinas.

FERNANDES, J. L.; ROCHA, J. V.; LAMPARELLI, R. A. C.. Sugarcane yield estimates using time series analysis of spot vegetation images. **Scientia agricola**, Piracicaba, v. 68, n. 2, p. 139-146, 2011.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos básicos de sensoriamento remoto**. 2005. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/conabweb/download/.../conceitos_sm.pdf>. Acesso em: 5 jun. 2014.

FOLEY, J. D.; VAN DAM, A. **Fundamentals of interactive computer graphics**. Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Company, 1984. 664 p.

FOODY, G. M.; COX, D. P. Sub-pixel land cover composition using a linear mixture model and fuzzy membership functions. **International Journal of Remote Sensing**, v. 15, n. 3, p. 619-631, 1994.

FOODY, G. M.; MCCULLOCH M. B. & YATES, W. B. Classification of remotely sensed data by an artificial Neural Network: Issues Related to Training data Characteristics. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 61, n. 4, p. 391-401, 1995.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assesment. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 185-201, 2002.

FORTES, C. **Discriminação varietal e estimativa de produtividade agroindustrial de cana-de-açúcar pelo sensor orbital ETM+/LANDSAT 7**. 2003. 131 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia), Universidade de São Paulo, Piracicaba.

FORTES, C.; DEMATTÊ, J. A. M. Discrimination of sugar cane varieties through spectral data of ETM LANDSAT 7. **International Journal of Remote Sensing**. v. 27, p.1395-1412, 2006.

GASCHO, G. J.; SHIH, S. F. **Sugarcane**. In: TEARE, I. D.; PEET, M. M. (Ed.). *Crop-water relations*. New York: Wiley-Interscience, 1983. p. 445-479.

GIACCO, F.; THIEL, C.; PUGLIESE, L.; SCARPETTA, S.; MARINARO, M. Uncertainty analysis for the classification of mult spectral satellite imagens using SVMs and SOMs. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 48, n. 10, p. 3769-3779, 2010.

GODOY, W. F.; SILVA, I. N.; GOEDEL, A.; PALÁCIOS, R. H. C.; GRACIOLA C. L.; BRONIERA JUNIOR, P. Rede Fuzzy ARTMAP para classificação de falhas de estator em motores de indução trifásicos. In: XX Congresso Brasileiro de Automática, 2011, Belo Horizonte. **Anais...** Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), 2014. p. 3838-3845.

GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R.; TANSCHKEIT, R. Conceitos fundamentais da teoria de conjuntos fuzzy, lógica fuzzy e aplicações. In: VI IFSA World Congress, 1995, São Paulo. **Anais...** São Paulo: International Fuzzy Systems Association, v. 1. 1995. p. 1-38.

HALL-BEYER, M. IHS Co-representation of circular and non-circular variables using harmonic analysis parameters. Canadá, **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 33, n. 5, p. 416-421, 2007.

HARA, Y.; ATKINS, R. G.; YUEH, S. H.; SHIN, R. T. & KONG, J. A. Application of Neural Networks to Radar Image Classification. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 32, n. 1, p. 100-109, 1994.

HARALICK, R.M.; STERNBERG, S. R.; ZHUANG, X. Image Analysis Using Mathematical Morphology. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 9, n. 4, p. 532-550, 1987.

HAYKIN, S. **Neural Networks: A comprehensive foundation**. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1999. 823 p.

HILTON, G. E. Connections learning procedures. **Artificial Intelligence**, Canadá, v.40, p. 185-234, 1989.

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n.1-2, p. 195-213, 2002.

HUETE, A.; JUSTICE, C.; LEEUWEN, W. V. **MODIS vegetation index (MOD 13) algorithm theoretical basis document**. 1999. Disponível em: <http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd_mod13.pdf>. Acesso em: 24 mar. 2016.

HUETE, A.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEWEN, W. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, n. 59, p. 440-451, 1997.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Banco de Dados Agregados: Sistema IBGE de Recuperação Automática – SIDRA**. 2014. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br>>. Acesso em: 25 set. 2014.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Banco de Dados Agregados: Sistema IBGE de Recuperação Automática – SIDRA**. 2016. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br>>. Acesso em: 24 fev. 2016.

ITCG - Instituto de Terras e Cartografia. Mapas e informações cartográficas do Estado do Paraná. **Produtos cartográficos**. 2008. Disponível em:

<<http://www.itcg.pr.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=47.html>>. Acesso em: 08 mar. 2015.

JABOINSKI, F. R. **Avaliação de produtos do sensor MODIS para aplicações na estimativa de parâmetros biofísicos da cultura da soja, no Estado do Rio Grande do Sul**. 2011. 89 f. Dissertação (Mestrado em sensoriamento remoto), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

JAKUBAUSKAS, M. E.; LEGATES, D. R.; KASTENS, J. H. Harmonic analysis of time-series AVHRR NDVI data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n. 4, p. 461-470, 2001.

JIA, L.; SHANG, H.; HU, G.; MENENTI, M. Phenological response of vegetation to upstream river flow in the Heihe River basin by time series analysis of MODIS data. **Hydrology Earth System Sciences**, v. 15, n. 3, p. 1047-1064, 2011.

JÖNSSON, P.; EKLUNDH, L. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 40, n. 8, p.1824-1832, 2002.

LACRUZ, M. S. P.; SOUSA JÚNIOR, M. A. Uso de séries temporais EVI/MODIS e análise harmônica para o estudo da bacia do rio Taquari. In: 1º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 2006, Campo Grande. **Anais...** Campo Grande: Embrapa Informática Agropecuária /INPE, 2006. p. 848-855.

LIPPMAN, R. An introduction to computing with neural nets. **IEEE ASSP Magazine**, v. 2, p. 4-22, 1987.

MACHADO, R. J.; BARBOSA, V. C.; LIPORACE, F. S. Applying Neural Networks for Deforestation Monitoring of the Amazon Region. In: Monitoring the Deforestation of the Amazon Region with Neural Networks. **Proceedings of The International Joint Conference on Neural Networks**, Nagoya-Japan, p. 1239-1242, 1993.

MANNAN, B.; ROY, J. Fuzzy ARTMAP supervised classification of multispectral remotely-sensed images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, p. 767-774, 1998.

MELLO, M. P.; RUDORFF, B. F. T.; VIEIRA, C. A. O.; AGUIAR, D. A. Classificação automática da colheita da cana-de-açúcar utilizando modelo linear de mistura espectral. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro, v. 2, n.62, p.181-188, 2010.

MENDONÇA, J. R.; NOCITI, P. R. H.; DEOTTI, R. C. Estudo de diferentes épocas de corte em cana-de-açúcar. In: SEMINÁRIO DE TECNOLOGIA AGRONÔMICA, v. 2, 1984, Piracicaba. **Anais...** Piracicaba: Centro de Tecnologia Copersucar, 1984. p. 140-149.

MORAES, R. A.; ROCHA, J. V. Imagens de coeficiente de qualidade (Quality) e de confiabilidade (Reliability) para seleção de pixels em imagens de NDVI do sensor MODIS para monitoramento da cana-de-açúcar no estado de São Paulo. In: XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2011. p. 0547-0552.

MOREIRA, M, A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 3. ed. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2005. 320 p.

NASA – National Aeronautics and Space Administration, Earth Observatory. **MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer**: Technical specifications. 2014. Disponível em: <<http://modis.gfs.nasa.gov/about/specs.html>>. Acesso em: 05 mar. 2014.

NASA – National Aeronautics and Space Administration, Landsat Science. **Landsat 8**. 2015. Disponível em: <http://landsat.gsfc.nasa.gov/?page_id=4071>. Acesso em: 15 dez. 2015.

NISHIDA, W.; BASTOS, L. C. Classificação de imagens de sensoriamento remoto utilizando uma Rede Neural Artificial com Função de Base Radial. In: IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 1998, Santos. **Anais...** Santos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1998. p. 991-1001.

NOVACANA. **Distribuição das usinas de etanol no Brasil**. 2015. Disponível em: <<http://www.novacana.com/usina/distribuicao-usinas-etanol-brasil/>>. Acesso em: 09 dez. 2015.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto Princípios e Aplicações**. 4. ed. São Paulo: Edgard Blucher Ltda, 2010. 387 p.

OLIVEIRA, B. S.; MORAES, E. C.; MATAVELI, G. A. V. Aplicação da análise harmônica em séries temporais de EVI2/MODIS para área de cana-de-açúcar na Região Administrativa de Ribeirão Preto. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2015. p. 5313-5320.

ORDONES, H. A. M.; ROCHA, J.V.; LAMPARELLI, R. A. C. Mapeamento de cana-de-açúcar para o ano-safra 2008/2009 no Estado de São Paulo por meio de índice de vegetação do sensor MODIS. In: III SEEMI - Simpósio em Estatística Espacial e Modelagem de Imagens, 2010, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: Universidade Estadual do Oeste do Paraná, 2010.

PALOSCHI, R. A.; CECHIM JUNIOR, C.; JOHANN, J. A. Geotecnologias e redes neurais artificiais para o mapeamento da cultura de cana-de-açúcar por meio de série temporal de EVI no estado do Paraná. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2015. p. 3875-3881.

PICOLI, A. **Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar utilizando agregados de redes neurais artificiais: estudo de caso usina Catanduva**. 2006. 90 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.

PICOLI, A.; FRIEDRICH, B.; RUDORFF, T.; RIZZI, R.; GIAROLLA, A. Índice de vegetação do sensor MODIS na estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar. **Bragantia**, Campinas, v. 68, n. 3, p. 789-795, 2009.

PINO, F. A. Estimativa subjetiva de safras agrícolas. **Informações Econômicas**, v.31, p.55-58, 2001.

PONTIUS, R. G.; MILLONES, M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 15, p. 4407-4429, 2011.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, 2007. 135 p.

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

RIBEIRO, S. R. A.; CENTENO, J. A. S. Classificação do uso do solo utilizando redes neurais e o algoritmo MAXVER. In: XVI Simpósio brasileiro de sensoriamento remoto, 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2001. p. 1341-1348.

RIGNEL, D. G. G.; CHENCI, G. P.; LUCAS, C, A. Uma introdução à lógica fuzzy. **Revista eletrônica de sistemas de informação e gestão tecnológica**. v. 01, p.17-28, 2011.

RODRIGUES, L. M.; DIMURO, G. P. Utilizando Lógica Fuzzy para Avaliar a Qualidade de uma Compra via Internet. In: I Workshop-Escola de Informática Teórica WEIT, 2011, Pelotas. **Anais do WEIT 2011**. Pelotas: Editora da Universidade Federal de Pelotas - UFPEL, 2011. p. 254-26.

ROERINK, G. J.; MENENTI, M.; VERHOER, W. Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time séries. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n. 9, p.1911-1917, 2000.

ROUSE, J. W.; HASS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: Earth Resources Technology Satellite - 1 Symposium, 1973, Washington. **Proceedings...** Washington: NASA, v. 1, 1973. p. 309-317.

RUDORFF, B. F. T.; AGUIAR, D. A.; SILVA, W. F., SUGAWARA, L. M., ADAMI, M., MOREIRA, M. A. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo State (Brazil) using Landsat data. **Remote Sensing**, v. 2, n. 4, p. 1057-1076, 2010.

RUDORFF, B. F. T.; BERKA, L. M. S.; MOREIRA, M. A.; DUARTE, V.; ROSA, V. G. C. **Estimativa de área plantada com cana-de-açúcar em municípios do estado de São Paulo por meio de imagens de satélites e técnicas de geoprocessamento: ano safra 2004/2005**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2004. 54 p.

RUDORFF, B. F. T.; BERKA, L. M. S.; MOREIRA, M. A.; DUARTE, V.; XAVIER, A. C.; ROSA, V. G. C.; SHIMABUKURO, Y. E. Imagens de satélite no mapeamento e estimativa de área de cana-de-açúcar em São Paulo: ano-safra de 2003/2004. **Agricultura em São Paulo**, v. 52, n.1, p. 21-39, 2005.

RUDORFF, B. F. T.; MOREIRA, M. A. **Capítulo 9 sensoriamento remoto aplicado à agricultura**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2002. p. 9-19.

RUDORFF, B. F. T.; SUGAWARA, L. M. Mapeamento da cana-de-açúcar na Região Centro-Sul via imagens de satélites. **Informe Agropecuário**. Belo Horizonte, p.79-86, 2007.

SILVA, W. F., AGUIAR, D. A., RUDORFF, B, F, T., SUGAWARA, L. M. Canasat project: Monitoring of the sugarcane cultivation area in south central Brazil. In: ISPRS TC VII Symposium - 100 years, Vienna, 2010. **Anais eletrônicos...** Viena: Instituto de Fotogrametria e Sensoriamento Remoto, 2010. p. 535-540.

SILVA JUNIOR, C. A.; BACANI, V. M. Aplicação de diferentes métodos de classificação supervisionada de imagem Landsat-5/TM na identificação de cana-de-açúcar. In: XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2011. p. 0085-0092.

SILVA JUNIOR, C. A.; NANNI, M. R.; CEZAR, E.; GASPAROTTO, A. C.; ROMAGNOLI, F.; SILVA, G. F. C.; DA SILVA, A. A.; OLIVEIRA, R. B. Rede neural artificial (perceptron) aliada a índices de vegetação na estimativa de áreas com plantas de soja. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2015. p. 2613-2620

SIMPSON, P. K. **Artificial Neural Systems foundations, paradigms, applications and implementations**. 1. ed. San Diego: Pergamon Press, 1990. 209 p.

SCHULTZ, B.; IMMITZER, M.; FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. A.; BARRETO LUIZ, A. J.; ATZBERGER, C. Self-guided segmentation and classification of multi-temporal Landsat 8 images for crop type mapping in Southeastern Brasil. **Remote Sensing**, v. 7, p. 14482-14508, 2015.

TEÓFILO, T. S. **Expansão da cultura da cana-de-açúcar confrontada com o zoneamento agroambiental utilizando análise supervisionada de imagem**. 2012. 69 f. Dissertação (Mestrado em agronomia), Universidade Estadual Paulista (UNESP), Botucatu.

TRENTIN, R.; LOHMANN, M.; DEPPE, F.; GRASSI, J. Mascaras de cultivo de cana-de-açúcar das safras 2008, 2009 e 2010 no estado do Paraná. In: XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Curitiba, 2011. **Anais...** Curitiba: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2011. p. 607-614.

TREWARTH, G.T.; L.H. HORN. **An introduction to climate**. 5. ed. New York: McGraw-Hill, 1980. 416 p.

UNICA - União da indústria de cana-de-açúcar. **Maior produtor mundial de cana-de-açúcar**. 2015. Disponível em: <<http://www.unica.com.br/faq/>>. Acesso em: 09 set. 2015.

UNICA - União da indústria de cana-de-açúcar. **Setor sucroenergético**. 2015. Disponível em: <<http://www.unica.com.br/faq/>>. Acesso em: 04 mar. 2015.

VAN NIEL, T. G.; Mcvicar, T. R.; Datt, B. On the relationship between training sample size and data dimensionality: Monte Carlo analysis of broadband multi-temporal classification. **Remote Sensing of Environment**, v.98, n.4, p. 468-480, 2005.

VICTORIA, D, C; OLIVEIRA, A, F; GREGO, C, R; Análise harmônica de séries temporais de imagens NDVI/MODIS para discriminação de coberturas vegetais. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal. **Anais...** Natal: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2009. p. 1589-1596.

VIEIRA, M. A.; FORMAGGIO, A. R.; RENNÓ, C, D.; ATZBERGER, C.; AGUIAR, D. A.; MELLO, M, P. Object based image analysis and data mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, p. 553-562, 2012.

WILLMOTT, C. J.; ACKLESON, S. G.; DAVIS, R. E. Statistics for the evaluation and comparison of models. **Journal of Geophysical Research**, v. 90, p. 8995-9005, 1985.

WILLMOTT, C. J.; ROBERSON, S. M.; MATSUURA, K. A. E. A refined index of model performance. **International Journal Climatology**, v. 32, p. 2088-2094, 2012.

XAVIER, A. C.; RUDORFF, B. F. T.; SHIMABUKURO, Y. E.; BERKA, L.M.S.; MOREIRA, M.A. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. **International Journal of Remote Sensing**, v.27, n.3-4, p.755-768, 2006.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, v.8, n. 3, p. 338-353, 1965.

ZANZARINI, F. V.; PISSARRA, T. C. T.; BRANDÃO, F. J. C.; TEIXEIRA, D. D. B. Correlação espacial do índice de vegetação (NDVI) de imagem Landsat/ETM+ com atributos do solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, PB, v.17, n.6, p.608-614, 2013.